doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.08.034

基于 3D 视觉的番茄授粉花朵定位方法

文朝武[1]　龙洁花[1,2]　张　宇[1]　郭文忠[1]　林　森[1]　梁晓婷[1,2]
(1. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097; 2. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306)

摘要: 为了给设施番茄授粉机器人授粉提供可靠的定位技术,提出了一种基于 3D 视觉的番茄花朵定位方法。采用 RGB - D 结构光相机快速获取温室内番茄植株的彩色图和深度图信息,通过 YOLO v4 (You only look once)神经网络对植株上番茄花束进行目标检测,并提取出授粉花束在图像中的二维区域;使用主动对齐方式结合 PCL 进行彩色图像和深度图像的粗对齐,利用区域内色系单视角线性遍历方法对提取的花束区域进行精配准,获得番茄花束的空间高精度点云信息;再使用统计滤波法剔除点云信息离群点后,结合双向均值法计算花束 3D box 的授粉质心坐标。定位试验结果表明,该方法在温室环境中能成功对花束进行识别定位,神经网络平均检测精度达 97.67%,完成单幅图像花束提取时间为 14.95 ms,算法获取授粉质心坐标的平均时间约为 300 ms。后期在温室内验证,在花束被遮挡小于 80% 时,算法能够对番茄花朵进行精准定位,并成功执行授粉动作,为番茄授粉机器人提供了一种新的授粉点定位方法。

关键词: 番茄; 花束识别; 质心定位; 授粉机器人; YOLO v4; RGB - D 结构光相机
中图分类号: TP391.4　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2022)08-0320-09　　**OSID**:

Positioning Method of Tomato Pollination Flowers Based on 3D Vision

WEN Chaowu[1]　LONG Jiehua[1,2]　ZHANG Yu[1]　GUO Wenzhong[1]　LIN Sen[1]　LIANG Xiaoting[1,2]
(1. *Intelligent Equipment Technology Research Center*, *Beijing Academy of Agricuhure and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
2. *College of Information Science*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*)

Abstract: In order to provide reliable positioning technical guidance for the implementation of pollination by the facility tomato pollination robot, a method for positioning tomato pollination flowers was proposed based on 3D vision. Firstly, the RGB - D structured light camera was used to quickly obtain the color map and depth map information of the tomato plants in the glass greenhouse, through the fast small target detection YOLO v4 (You only look once) neural network to detect the tomato bouquet on the plant, and extract the two-dimensional area of the pollination bouquet. Then an active alignment method was used in conjunction with PCL to roughly align the RGB map and the depth map. In the RGB image, the bouquet area was filled with yellow flowers. The color system of the pixels in the prediction frame was judged, the non-flower pixels was removed, and the precise alignment of the point cloud of the bouquet area was performed. In order to obtain the high-precision point cloud information of the spatial tomato bouquet, a single-view linear traversal method of the color system within the region was used to perform fine registration on the extracted bouquet region, in the three-dimensional point cloud collection, the double-plane centroid algorithm was used to obtain the spatial point cloud coordinates of the target bouquet (x, y, z). Finally, after the group filtering method denoised the point cloud information, the two-way average method was combined to calculate the pollination centroid coordinates of the bouquet 3D box. The positioning test results showed that the method can successfully identify and locate the bouquet in the greenhouse environment, the average detection accuracy of the neural network was 97.67%, the extraction time of a single image bouquet was 14.95 ms, the time and energy consumption of the algorithm to obtain the pollination centroid coordinates was about 300 ms. In the actual verification process, in the absence of strong light, the algorithm can basically realize the robot's positioning problem

收稿日期: 2021 - 07 - 21　修回日期: 2021 - 10 - 14
基金项目: 宁夏回族自治区重点研发项目(2018BBF02024、2018BBF02011)
作者简介: 文朝武(1992—),男,工程师,主要从事农业智能装备研究,E-mail: 15021865506@163.com
通信作者: 郭文忠(1970—),男,研究员,主要从事设施园艺工程技术研究,E-mail: guowz@nercita.org.cn

of tomato flowers in the greenhouse, and provide a method for the tomato pollination robot to locate and solve the pollination point.

Key words: tomato; bouquet recognition; centroid location; pollination robot; YOLO v4; RGB - D structured light camera

0　引言

番茄是温室生产的主要作物之一,大约 90% 以上的大型玻璃温室均用来种植番茄,由于番茄属于典型的雌雄同花植物[1],在温室环境内缺乏自然风和昆虫活动,往往导致授粉不良。目前大型温室内番茄授粉方式主要采用熊蜂授粉,但授粉熊蜂存在养殖费用高、生存周期短、重复利用率低下等问题[2]。采用智能授粉机器人可代替人工和熊蜂授粉,具有降低劳动力成本与生产费用以及拥有较高的重复利用率等优点[3]。北京市农林科学院智能装备技术研究中心研发了一种采用机器视觉定位开花花朵、自适应间歇喷气引起花朵震动的智能番茄授粉机器人,并提出一种基于温室内番茄花朵定位方法。而授粉机器人对授粉花朵的精准定位是决定授粉精度和授粉效率的关键,因此,研究一种基于 3 维(3D)视觉的番茄授粉花朵定位方法是授粉机器人的必要条件。

在花朵的识别上,学术界提出的基于 2 维(2D)目标检测的框架得到广泛应用[4],该类方法利用花朵的形态、外观以及颜色等特征作为卷积神经网络的摄入信息,以获得更好的识别效果。OPPENHEIM[5]提出一种对温室内番茄花朵检测算法,在不同光照条件下实现了番茄的黄花计数,该方法并未解决对花朵的定位问题。YUAN 等[6]提出了一种将 SSD 深度学习技术引入到花卉检测与识别领域的方法,该方法在 VOC2007 上平均准确率为 83.64%,在 VOC2012 上平均准确率为 87.4%,并引入视频流解决了对 2 个或多个目标花卉的检测,但其识别准确率和时间效率有待提高,在机器人上不适用。2D 场景下的目标检测对于 3D 真实世界的场景描述依然不够,3D 目标检测在定位时返回 3D Bounding boxes,而它需要的信息除了 2D 的 RGB 图像以外,还包含与之对应的深度图像。王玲等[7]以棉花为研究对象,提出一种面向采摘机器人的棉花激光定位方法,利用形态学图像分割方法和模式识别理论,结合棉花的特性测量了单朵棉花的三维坐标,该方法在单株棉花上识别率达 96.76%,利用激光测距和手工测量作对比,其相关系数为 0.993 4。该方法与结构光相机原理相似,但处理方法不同,且仅限于单棵棉株使用。王萌等[8]提出一种樱桃小番茄腋芽去除点定位方法,该方法将采集相机安装在机器人手臂上,由手臂牵引相机采集图像,虽然识别率达到了 93.94%,但该叶芽摘除执行器与叶芽相对距离为固定距离,不适应温室复杂环境。

在 3D 目标定位方面,GUPTA 等[9]提出了一种在 2D 目标检测区域卷积神经网络(R - CNN)的框架基础上,增加深度图像进行模型利用的方法。该方法基于 RGB 和深度图像检测中的轮廓,并生成包含目标每个像素的视差、高度和倾斜角的 2.5 个维度的提议方法,然后利用卷积神经网络(CNN) 进行特征提取,融合深度卷积神经网络(Depth CNN) 和 RGB 卷积神经网络分别学习深度图像和 2D 图像的特征,最后利用支持向量机(SVM)进行分类,但其计算过程相对复杂,难以适用在设施番茄机器人上。CHEN 等[10]以面向自动驾驶为场景,提出一种新的目标检测方法,该方法将目标中每一个 3D bounding box 用一个元组来表示,元组中包含 x、y、z、q、c,其中 (x,y,z) 为中心点坐标,q 为方位角,c 表示目标类别,t 为相应的 3D box 模板集合。该方法认为,其 3D box 应具有以下特征:包含点云的高密度区域、不能与 free space 重叠、点云不应该垂直延伸在 3D box 外、box 附近的点云高度应该比之低,该方法对光滑平面固体的抓取具有良好的效果,而番茄花束区域为非平滑平面,此方法无法产生高密度重叠。番茄有效授粉区域为花束的实际占有面积区域,以上方法均存在局限性。

针对温室番茄花束花朵的非结构性,即非平滑平面或曲面[11],本文提出一种基于 RGB - D 结构光相机的番茄授粉花朵定位方法。采用 YOLO v4 神经网络对温室环境下番茄花束进行识别,提取 RGB 图像中花束的像素区域。采用主动对齐方式融合深度图像获取点云数据,并使用离群滤波算法对干扰点坐标去噪。最后采用双向均衡算法拟合花束 3D box 授粉平面的质心坐标。最终结合手眼标定算法将相机坐标转换为机械臂坐标,并引导机器人授粉末端执行授粉功能。

1　定位方法

1.1　图像采集设备

采集相机为图漾科技公司生产的 3D 视觉传感器 FM851 - GI - E1,采用主动双目结构光视觉技术,

包括双目红外摄像头、彩色摄像头和光学增强系统，并具有主、被动方式的双目模式切换功能。分辨率包括640像素×480像素和1 280像素×960像素两种尺度，且支持同步尺寸的RGB－D对齐功能，x、y方向测量精度为4 mm，深度z测量精度为2 mm，有效测量范围是0.7～8 m。机器人核心控制器采用工业控制计算机，i7－4700MQ 2.4 GHz CPU、16 GB DDR3L内存和500 GB硬盘。

设施番茄授粉机器人手臂部件为遨博（北京）智能科技有限公司生产的AUBO－i5六轴协同机械臂，臂展为1 008 mm，可满足在0～886 mm范围内工作，定位精度为0.2 mm，且末端最大移动速度为4 m/s。如图1所示，3D工业相机安装在机器人的固定高度处，角度固定，以获得手臂有效工作范围内的最大视野。计算机系统为Ubuntu 16.04系统，算法编程平台使用OpenCV 3.4.5和Qt 5.9，使用Cmake 11和Qmake编译工具实现识别和定位控制系统的开发。神经网络模型在Ubuntu 16.04系统上，基于Darknet框架，1个12GB GeForce GTX 2080ti GPU，在64 GB内存上进行训练和测试。

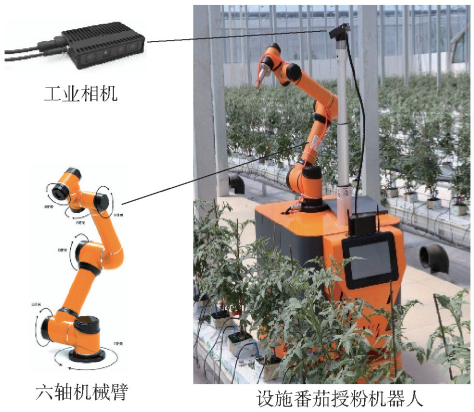


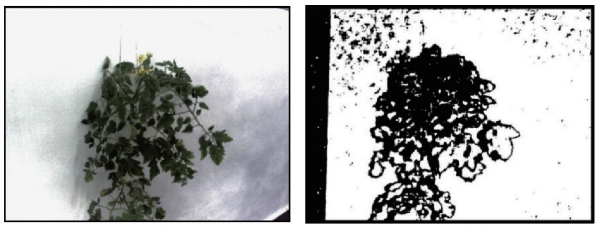
图1 番茄授粉机器人结构

Fig. 1 Structure of tomato pollination robot

1.2 图像采集结果

试验对象选用智能玻璃温室内使用岩棉栽培技术种植的草莓番茄花朵，在番茄开花期（2020年10月20日—11月10日）使用机器人自带工业相机进行图像采集。并在玻璃温室环境下进行拍摄，总共获得100幅RGB花朵图像（1 280像素×960像素）及其相同尺寸的深度图像。采集的RGB图像与深度图像样例如图2所示。

分别在08:00、12:00、18:00采集样本，并根据不同遮挡程度进行分类。如表1所示，试验设定遮挡程度小于5%则判定为无遮挡，遮挡程度大于95%为完全遮挡并不做研究。考虑到晴天中午受太阳光照的影响，适当增加12:00采集的样本数量，增强网络模型的鲁棒性。然后对RGB图像进行平移、旋转、曝光、亮度等调节，将图像扩充到500幅用于神经网络的训练，按照7:2:1划分为训练集、验证集和测试集。为验证逆光环境的定位精度，采集时采用顺光、逆光进行拍摄。



(a) RGB图像 (b) 深度图像

图2 番茄RGB图像与深度图像

Fig. 2 RGB image and depth map of tomato

表1 不同时间段和遮挡程度样本数量

Tab. 1 Number of samples in different time periods and degrees of occlusion 幅

遮挡程度/%	采集时刻			合计
	08:00	12:00	18:00	
5～20	6	10	8	24
20～60	12	22	14	48
60～95	7	14	7	28
合计	25	46	29	100

1.3 番茄花朵定位方法

本文提出的番茄授粉花朵自动定位方法包含图像预处理、YOLO v4识别RGB图像中的目标花束、融合深度图像对齐花束区域、点云滤波去噪以及双向均衡算法提取授粉质心坐标等步骤。

在温室环境中，由于光线变化，需提前对相机实时采集的RGB图像亮度、曝光度进行简单预处理，以增强模型的识别精度和鲁棒性[12]。YOLO v4神经网络对目标花束识别提取出花束区域对应的回归框的宽度和高度，计算原始图像中花束的Bounding box，RGB图像融合深度图像进行对齐后计算番茄花束的三维点云坐标[13]。使用统计滤波算法剔除花束附近的干扰坐标，最后使用双向均衡算法计算花束3D box的授粉质心坐标。若坐标位于手臂有效工作范围内，则根据手眼标定算法将相机坐标转换为手臂坐标，并引导授粉末端完成授粉功能。

1.3.1 花束区域提取

设施番茄在授粉过程中，采用人工振荡授粉可以提高番茄的坐果率、产量和品质，不受喷药、熏药和室内温湿度的限制，此外可以减少番茄灰霉病的发生[14]。故机器人在执行授粉过程中，采用自适应间歇喷气产生花朵震动模拟人工振荡授粉，喷气和振动授粉的工作范围为番茄花束区域。本文基于YOLO v4神经网络对番茄花束进行精准识别并提取花束区域。

YOLO v4 由 BOCHKOVSKIY 等[15]提出，利用 CSPDarknet 53[16]卷积神经网络进行目标特征提取，引入 SPP 网络结构，采用 3 种尺寸张量预测输出，在目标大小不一和部分遮挡情况下都具有较好的检测效果。神经网络预测坐标(t_x,t_y,t_w,t_h)、图像中目标最左边偏移量坐标(c_x,c_y)和边界框的高度 p_w、宽度 p_h。输出预测值包括 b_x、b_y、b_w、b_h 和置信度，置信度为预测结果的可信度，预测值计算公式为

$$b_x = \beta(t_x) + c_x \tag{1}$$

$$b_y = \beta(t_y) + c_y \tag{2}$$

$$b_w = p_w e^{t_w} \tag{3}$$

$$b_h = p_h e^{t_h} \tag{4}$$

式中　b_x——目标实际中心 X 像素值

b_y——目标实际中心 Y 像素值

b_w——目标实际框宽度

b_h——目标实际框高度

t_x——预测框 X 像素值

t_y——预测框 Y 像素值

t_w——预测框预测宽度

t_h——预测框预测高度

β——sigmoid 函数

使用 YOLO v4 对目标花束进行识别，预测输出的矩形框为实际花束区域。

如图 3 所示，将番茄花原图传入网络输入层，CBM 模块进行卷积操作，接着进行批量标准化和激活函数激活，下一步传入 CSP 等结构完成特征提取；然后传入 YOLO 结构进行 3 种尺寸(19×19，32×32，76×76)预测和回归，再回归至原图进行多尺度花束预测。融合 3 种尺寸特征图完成目标检测，在原图分辨率上宽 b_x、高 b_y 为区域中心提取目标花束，最终获取花束区域图像，即授粉花束在原始图像中的 2D 坐标区域张量[17-20]。

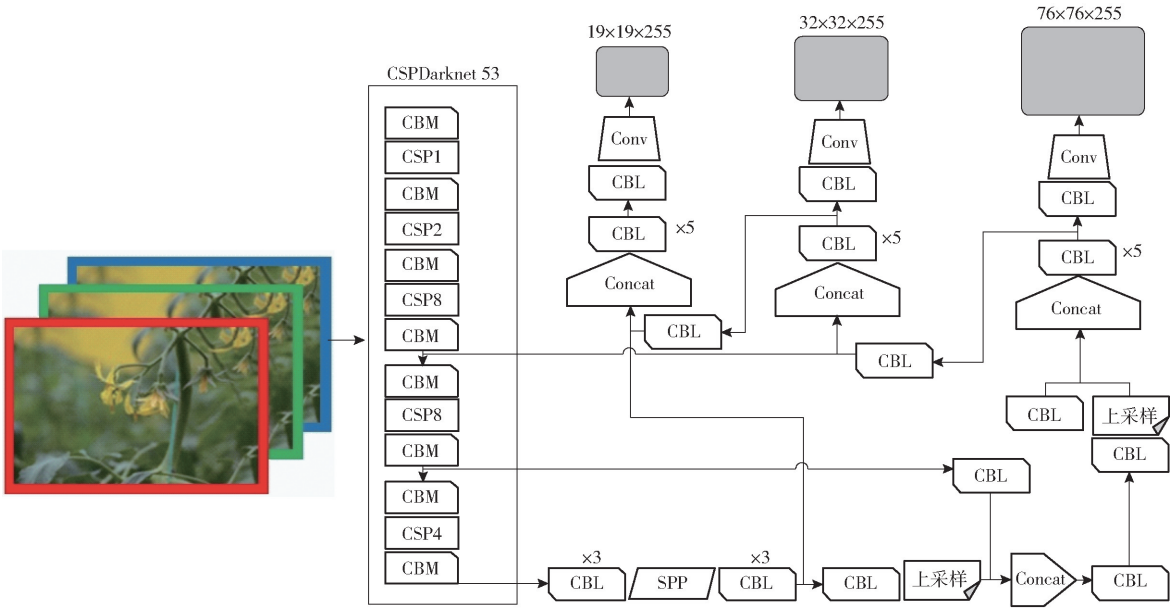


图 3　基于 YOLO v4 的花束区域提取网络结构图

Fig. 3　Network structure of extraction of floral area based on YOLO v4

1.3.2　图像对齐与去噪

采用 RGB－D 相机获取番茄花束和植株周边环境的 RGB 图像和深度图像，并采用相机 SDK 主动对齐方式对齐，结合点云库(PCL)进行 RGB 图像和深度图像的点云对齐[21]，建立 RGB－D 相机空间坐标系。RGB 图像花束区域提取后，采用区域内色系单视角线性遍历方法，对花束 RGB 和深度图像区域对齐配准，获取花束区域点云坐标。在 RGB 图像中，花束区域以黄色色系花朵填充，本文对预测框内像素点进行色系判断，剔除非花朵像素，并进行花束区域点云精对齐操作。图像中每个像素点包含 R、G、B 通道值(f_R,f_G,f_B)。在判断过程中，采用从左至右、自上而下的线性遍历方法逐一对区域内像素点进行色系判断。像素点色系计算公式为

$$H = \begin{cases} \dfrac{f_G - f_B}{60(m_{ax} - m_{in})} & (m_{ax} = f_R) \\ \dfrac{f_G - f_B}{60(m_{ax} - m_{in})} + 2 & (m_{ax} = f_G) \\ \dfrac{f_G - f_B}{60(m_{ax} - m_{in})} + 4 & (m_{ax} = f_B) \end{cases} \tag{5}$$

式中　H——色系，取 0～360

m_{ax}——最大色系

m_{in}——最小色系

本文判定 H 在 60～300 区域内为黄色色系像素点[22]。由于花束中花朵目标为非平面结构，提取出的花束区域点云数据中常存在一些离群噪声

点[23],本文采用统计滤波方法将其剔除[24]。对于目标花束区域内点云,数量为 n,每个点云坐标 $p_i(x_i,y_i,z_i)$($i=1,2,\cdots,n$)到它的空间临近点 $p_j(x_j,y_j,z_j)$($j=1,2,\cdots,k$)的平均距离 d_i 计算公式为

$$d_i=\sum_{j=1}^{k}\frac{1}{k}\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2+(z_i-z_j)^2} \tag{6}$$

本文设定 $k=70$,距离 d_i 在 $\mu\pm\alpha\sigma$(μ 为平均距离均值,σ 为标准差)以外的点为噪声点,其中 α 取值为 $1-1/k$,取 0.3 时效果最好。

1.3.3 授粉质心坐标计算

授粉质心坐标是定位算法的终极目标,精准计算授粉花束的质心坐标是机器人执行授粉操作的必要条件[25-26]。一个花束区域中,常常含有多个目标花朵,本文提出一种基于三维坐标系的双向均值法计算授粉质心坐标[27],在三维点云集中,采用双平面质心算法获得目标花束空间点云坐标(x,y,z),除此之外,点云信息中还包含各个像素点的 R、G、B 值[28]。

图像质心也称为图像重心[29],如图 4 所示,同一授粉花束中花朵分布不规则,存在聚集或单一花朵四周分布现象,此时需要计算该花束的统一授粉质心点,使得花束重心两端的花朵质量相等。

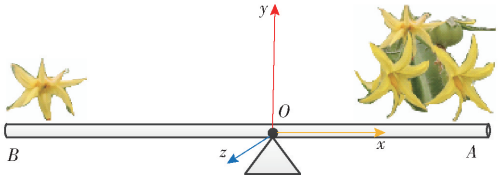


图 4 花束图像质心

Fig. 4 Bouquet image centroid

YOLO v4 检测后,将目标花束在 2D 图像的像素中心坐标值 b_x、b_y 以及宽度 b_w、高度 b_h 作为点云的输入,在 RGB 图像与深度图像对齐后,每个像素点(b_x,b_y)与点云 $p_i(x_i,y_i,z_i)$($i=1,2,\cdots,n$)的转换公式为

$$p_i(x_i,y_i,z_i)=p_{i_{ndex}}(x,y,z) \tag{7}$$

其中

$$i_{ndex}=b_xb_yl \tag{8}$$

式中 i_{ndex}——像素到点云的索引,对应点 p_i 的 3D 点云为 $p_{i_{ndex}}$的实际点云值

$p_{i_{ndex}}$——索引点

l——相机图像对齐指数,取 1.325

花束中往往存在大量间隙,取一个坐标点作为授粉点时精准性较低。在滤波去噪之后的点云集 p 中,每个点云 $p_i(x_i,y_i,z_i)$($i=1,2,\cdots,n$)都含有独立的坐标值,此时需要在宽度 b_w 与高度 b_h 的预测输出框内进行平面拟合,分别从 x、y、z 方向独立计算花束的质心,在质心上、下、左、右 4 个方向该花束的距离权重相等,计算公式为

$$x_0=\frac{\sum_{i=1}^{n}x_i}{n} \tag{9}$$

$$y_0=\frac{\sum_{i=1}^{n}y_i}{n} \tag{10}$$

$$z_0=\frac{\sum_{i=1}^{n}z_i}{n} \tag{11}$$

式中 n——区域内有效点云个数,不大于 200

x_0、y_0、z_0——授粉质心点 p_0 的坐标值

使用双向均值法将花束区域内 x_i、y_i、z_i 坐标分别取均值,得到一个合理的授粉点,同时去掉较近点导致授粉距离不够和较远点授粉过程带来遮挡和碰撞的情况。

2 花束识别与提取结果

RGB 图像在预处理后,使用 YOLO v4 神经网络模型对番茄花束进行识别,并预测出目标花束中心坐标和包含目标预测框区域,使花束目标在实时图像中实现识别和定位。同时,将该区域与深度图像对齐,减少复杂环境下 RGB 图像与深度图像精对齐过程。

图 5 为基于 YOLO v4 的番茄花束区域提取结果。识别模型所占内存为 244 MB,网络试验时输入图像分辨率 1 280 像素×960 像素;花束提取试



图 5 基于 YOLO v4 的花束区域提取结果

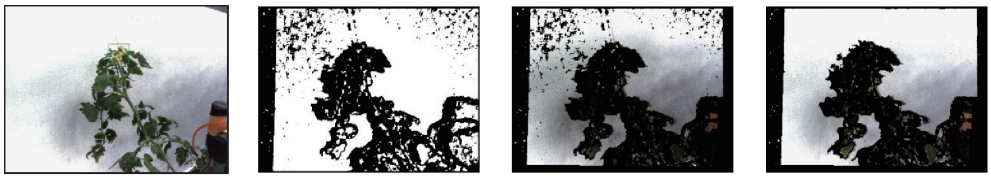
Fig. 5 Bouquet recognition result based on YOLO v4

验结果显示，本文使用的 YOLO v4 神经网络可以对温室环境下花束进行准确识别，并有效提取出目标花束在原图中的面积区域，网络检测精度平均值（mAP）为 97.67%，单幅图像提取时间为 14.95 ms，为授粉机器人实现区域性授粉功能提供二维花束区域信息。

3　图像对齐与去噪效果

将 RGB 图像中各像素点的 R、G、B 值和深度图像进行对齐[30]。本文在对齐过程中，选用中心点扩散将番茄植株进行对齐，其目的在于将二维像素坐标值与深度值进行对齐，即根据像素点求取对应点的 3D 坐标值。

对齐后，图像中含有各像素点的 R、G、B 值和深度 X、Y、Z 值。如图 6 所示，对齐效果图中除具有植株颜色特征外，还添加了植株轮廓 3D 值，并可根据 RGB 图像中某像素点映射出该点对应的 3D 值。此外，由于环境干扰等现象，图像中往往含有很多干扰噪声数据，如图 6c 对齐效果图左、右上角都含有许多小黑点，该噪声点在使用过程中不仅没意义，而且还增加了算法的时间复杂度，因此本文将图中除植株区域外的离群区域都定义为噪声点，并采用统计滤波算法将其剔除，单幅图像对齐及去噪平均耗时为 100 ms。



(a) RGB图像　(b) 深度图像　(c) 对齐效果　(d) 滤波去噪

图 6　图像对齐和滤波去噪

Fig. 6　Image alignment and filtering denoising

4　手眼标定

授粉机器人机械臂（手）在执行授粉前，需要 3D 相机（眼）实时对番茄植株的 RGB 图像和深度图像进行定位操作，其中，RGB 图像用于花束的实时检测，在识别检测后，若含有授粉花束，则需要融合深度图像进行花束目标定位。并在机器人手眼标定后转换为机械臂末端坐标，机器人使用该坐标引导机械臂末端完成授粉功能。

本文使用矩阵公因子相乘[31]计算机器人相机与机械臂之间的距离相关系数，其中机器人相机获取的实时坐标 $\boldsymbol{R}_E$ 和机械臂实时坐标 $\boldsymbol{R}_H$ 均为 1×3 行列式，标定过程中随机选取机器人相机视野和机械臂工作范围内 6 组对应坐标。手眼标定参数 $\boldsymbol{\theta}$ 和机械臂工作坐标 $\boldsymbol{R}_H$ 的计算公式为

$$\boldsymbol{R}_H=\boldsymbol{R}_E\boldsymbol{\theta} \tag{12}$$

其中

$$\boldsymbol{\theta}=\begin{bmatrix}R_{E1}\\R_{E2}\\R_{E3}\\R_{E4}\\R_{E5}\\R_{E6}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}R_{H1}\\R_{H2}\\R_{H3}\\R_{H4}\\R_{H5}\\R_{H6}\end{bmatrix} \tag{13}$$

式中　$R_{E1}\sim R_{E6}$——相机采集的 6 组坐标值

$R_{H1}\sim R_{H6}$——机械臂的 6 组坐标值

在选取每组坐标期间，以视野最大和手臂伸展最远为最佳，本试验的标定参数矩阵系数为

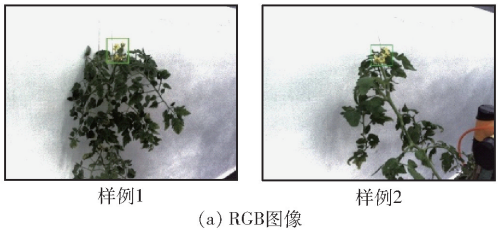
$$\boldsymbol{\theta}=\begin{bmatrix}0.001\,096\,86 & -0.000\,515\,229 & 0.000\,700\,388\\0.000\,210\,69 & -0.000\,297\,149 & 0.006\,366\,433\\7.010\,82\times10^{-5} & 0.000\,576\,494 & 0.000\,225\,236\end{bmatrix} \tag{14}$$

5　定位性能分析

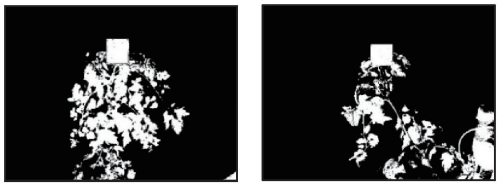
在定位过程中，主要定位区域为独立花束区域，使用喷气方式在该区域内达到最佳授粉效果。使用的 YOLO v4 神经网络检测所生成的候选区域定义为授粉区域，但花束区域实际特征为非规则平面，本文使用区域双向均值法拟合该花束曲面，得出一个较准确的授粉定位点。花束区域点云数据处理效果如图 7 所示，在相机所采集的番茄植株 RGB 图像上，使用神经网络进行花束区域提取，并映射在深度图像上，同时采用均值拟合该花束区域，使该区域内深度值均相等，为授粉末端提供可靠的深度定位信息。

本文使用机械臂手动控制器实时显示的坐标与算法获取的坐标进行对比。首先手动控制机械臂末端移动至花束授粉点作为实际值，定位数据中包含花束的 2D 像素坐标、相机获取的花束 3D 坐标、标定转换坐标和机械臂坐标。其中，本文方法获得花束 3D 坐标的平均时间为 300 ms，试验分别对比 X、Y、Z 值的相对误差。

试验过程中，选择 20 个不同花束进行定位算法准确度分析，包含不同时间（08:00、12:00、18:00）、不同遮挡程度下温室内番茄花束的识别与实际定位



(a) RGB图像



(b) 深度图像处理结果

图 7 授粉花束区域位置 RGB 图像与深度图像

Fig. 7 RGB and depth processing of pollination bouquet area position

功能。其中每个花束都含有 2D 像素坐标、相机点云坐标、通过手眼标定转换得到的手臂坐标以及机械臂反馈的实际坐标等信息,接着对标定转换坐标与实际反馈坐标数据进行对比分析,并通过拟合曲线表述其误差变化特性(图 8)。表 2 为单一花束包含的各项坐标信息。

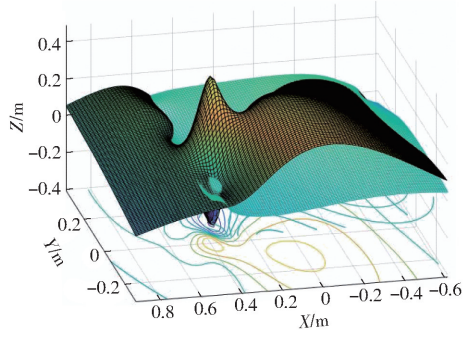


图 8 定位试验结果三维图

Fig. 8 3D map of positioning test results

表 2 授粉点定位坐标对比

Tab. 2 Comparison of pollination point positioning coordinates

花束序号	二维像素坐标 (X_i, Y_i)/像素	相机获取坐标 (X_{3D}, Y_{3D}, Z_{3D})/mm	标定转换坐标 (X_{bz}, Y_{bz}, Z_{bz})/m	实际坐标 (X_t, Y_t, Z_t)/m
1	(511,215)	(325.289, −26.091,970.00)	(0.356 79, −0.499 77,0.128)	(0.357 21, −0.497 29,0.122)
2	(780,412)	(209.383, −77.040,1 791.00)	(0.229 66,0.922 77,0.379)	(0.228 46,0.523 46,0.383)

表 2 中,花束二维像素坐标是由 YOLO v4 神经网络识别出的花束像素区域,根据花束图像重心算法计算出花束的重心坐标(X_i,Y_i)。在图像对齐去噪后,根据二维像素坐标转换得 3D 坐标(X_{3D},Y_{3D},Z_{3D}),该坐标由 3D 相机实时获取的深度通过质心算法计算所得。在相机获取坐标中,X、Y 轴坐标最小精度为 ±0.001 mm,而 Z 轴最小精度为 ±1 mm,Z 轴坐标值表示为目标花束至相机视点的实际距离,例如花束 1 的 Z_{3D}为 970.00 mm,手工测得其距离约为 970 mm;机器人手臂工作最远距离约为 1.2 m,在花束 2 中,相机获取坐标值 Z_{3D}为1 791.00 mm,导致标定转换坐标 Y_{bz}为 0.922 77 m,但实际坐标 Y_t是 0.523 46 m,误差约为 0.4 m,其误差是由花束中花朵间距较大导致的。由于相机结构光投射现象导致其深度不准[32],从而产生误差,在实际运用过程中,可使用花束区域均值剔除其干扰,从而提高计算精度。

图 8 为定位试验结果三维图,平稳淡蓝色层(下层)为对应的实际坐标。由图 8 可知,波峰的 Z 值接近最大值 4 cm,波谷的 Z 值最接近 −4 cm,X 的范围为 −0.8 ~ 1.0 m,Y 的范围为 −0.4 ~ 0.4 m,Z 的范围为 −0.4 ~ 0.6 m。由于温室内番茄花朵生长的复杂性,出现波峰的主要原因是花束间隙太大,花束中花朵少,且花朵间间隔较大导致深度数据较少,从而使深度值增大。出现波谷的原因主要来自遮挡问题,且遮挡程度达 80% 以上。但 Z 值出现了负数,原因是在逆光强光环境下,光线对结构光相机造成干扰,其主要原因是强太阳光对结构光相机发射的红外信号进行了隔离和反作用,但机器人实际工作中,有效工作深度恒大于 0,负值无效。图 8 中其余平稳值为顺光和无强光环境下计算所得,该数据是有效范围内的定位数值。从总体上看,彩色层与淡蓝色层的间隙较小,即通过算法计算的坐标值与实际坐标值误差较小,在遮挡程度小于 80% 的情况下,本文算法可对温室内番茄花束进行准确定位,说明本文算法具有较强的实用性,该识别定位精度可为授粉机器人授粉定位提供可靠依据[33]。

将本文算法部署在授粉机器人上,考虑强光逆光对相机的影响,试验选择早晨或傍晚无强光条件下,在大型玻璃温室内对番茄盛开花束进行算法验证(图 9),并在不进行曝光度调节情况下验证本文算法的适用性,试验判定当系统获得有效 3D 坐标值,且机器人成功执行授粉动作时即为定位成功。

温室内单个番茄植株上,平均花束个数约为 4 个,系统定位成功数略比实际花束数量低,这是由于某些花束被枝叶遮挡超过了 80%。而在定位成功后,机器人成功执行授粉出现误差的主要原因是花束距离机器人手臂太远,不在有效工作范围内。



图 9　定位算法验证试验现场图

Fig. 9　Field diagram of location algorithm verification test

综上，本文使用的定位算法能够满足授粉机器人对番茄花束的定位要求，并能为授粉机器人执行授粉提供一个有效的定位方法。定位精度有待提高，其主要影响因素是结构光相机在光线较强环境下无法测距，该现象也是光学研究中亟待解决的问题[34]，本文不做研究。

6　结论

（1）采用 YOLO v4 神经网络实现番茄花束识别和区域提取，能够解决机器视觉实时花束目标检测问题，并能有效提取出花束在 RGB 图像中的授粉区域；解决 RGB 图像和深度图像精对齐；代替复杂的花束图像分割过程，实现花束区域的完整采集和提取。

（2）通过区域内色系单视角线性遍历方法对齐花束 RGB 图像和深度图像，并映射出花束区域点云数据，能够提高花束区域内点云精度，花束以外区域进行粗对齐，减少复杂点云的计算过程，提高授粉精度。

（3）使用双向均衡算法计算花束 3D 区域授粉质心坐标，解决花束区域不平滑导致的非线性点云数据，从 X、Y、Z 三维坐标方向均衡计算各个方向的均值，并排除花束区域内大空隙点云干扰数据，拟合出三维花束平面区域，可以有效提高机器人授粉精度。在实际验证中，使用的神经网络对花束的提取精度达 97.67%，花束区域提取时间为 14.95 ms；图像对齐与去噪时间为 100 ms，算法成功获取花束质心点云坐标时间为 300 ms；总体来说，在没有强光照射、遮挡程度小于 80% 时，本文算法基本能够实现机器人对温室内番茄花朵的定位，并成功执行授粉动作。

参　考　文　献

[1] 赵奇慧，李莉，张淼，等. 基于迁移学习的温室番茄叶片水分胁迫诊断方法[J]. 农业机械学报，2020，51(增刊 1)：340－347.
ZHAO Qihui, LI Li, ZHANG Miao, et al. Water stress diagnosis algorithm of greenhouse tomato based on fine-tuning learning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 340－347. (in Chinese)

[2] 孙艳军，徐刚，高文瑞，等. 不同授粉方式对日光温室番茄产量、品质及效益的影响[J]. 中国蔬菜，2017(6)：38－41.
SUN Yanjun, XU Gang, GAO Wenrui, et al. Effects of different pollination methods on yield, quality and benefit of tomato in solar greenhouse[J]. China Vegetables, 2017(6): 38－41. (in Chinese)

[3] MAO Shihan, LI Yuhua, MA You, et al. Automatic cucumber recognition algorithm for harvesting robots in the natural environment using deep learning and multi-feature fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170(2): 105254.

[4] 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(3): 032045.

[5] OPPENHEIM D. Detecting tomato flowers in greenhouses using computer vision[C]// World Academy of Science, Engineering and Technology, 2017, 11(1): 104－109.

[6] YUAN T, NAOSHI K, LI W. Sunlight fluctuation compensation for tomato flower detection using web camera[J]. Procedia Engineering, 2012, 29: 4343－4347.

[7] 王玲，刘思瑶，卢伟，等. 面向采摘机器人的棉花激光定位算法[J]. 农业工程学报，2014，30(14)：42－48.
WANG Ling, LIU Siyao, LU Wei, et al. Laser detection method for cotton orientation in robotic cotton picking[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(14): 42－48. (in Chinese)

[8] 王萌，李建平，喻擎苍，等. 樱桃小番茄腋芽去除点定位方法研究[J]. 农业机械学报，2016，47(9)：23－28.
WANG Meng, LI Jianping, YU Qingcang, et al. Positioning method of axillary bud removal point for cherry tomato[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(9): 23－28. (in Chinese)

[9] GUPTA S, GIRSHICK R, ARBELAEZ P, et al. Learning rich features from RGB－D images for object detection and segmentation[J]. Springer International Publishing, 2014, 8695: 345－360.

[10] CHEN Xiaozhi, KUNDU K, ZHU Yukun, et al. 3D object proposals for accurate object class detection[C]// International Conference on Neural Information Processing Systems. MIT Press, 2015.

[11] LIU Jingyi, SHI Meijing, WANG Jing, et al. Comparative transcriptomic analysis of the development of sepal morphology in tomato (*Solanum lycopersicum* L.)[J]. International Journal of Molecular Sciences, 2020, 21(16): 5914.

[12] 徐胜勇，卢昆，潘礼礼，等. 基于 RGB－D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位[J]. 农业机械学报，2019，50(2)：21－27.
XU Shengyong, LU Kun, PAN Lili, et al. 3D reconstruction of rape branch and pod recognition based on RGB－D camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 21－27. (in Chinese)

[13] LAGA H. A survey on deep learning architectures for image-based depth reconstruction[J]. Electrical Engineering and Systems Science, 2019, 14:1 - 28.
[14] 武文卿,李川,武正成,等. 设施番茄不同授粉方式的经济与生态效益[J]. 中国农业文摘——农业工程,2018,30(4):80 - 85.
WU Wenqing, LI Chuan, WU Zhengcheng, et al. Economic and ecological benefits of different pollination methods on facility tomatoes[J]. Agricultural Science and Engineering in China, 2018, 30(4): 80 - 85. (in Chinese)
[15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, 17(9):198 - 215.
[16] WANG H, ZHANG F, WANG L. Fruit classification model based on improved darknet53 convolutional neural network[C]// 2020 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), 2020.
[17] 杨洋,张亚兰,苗伟,等. 基于卷积神经网络的玉米根茎精确识别与定位研究[J]. 农业机械学报,2018, 49(10):53 - 60.
YANG Yang, ZHANG Yalan, MIAO Wei, et al. Accurate identification and location of corn rhizome based on Faster R - CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10):53 - 60. (in Chinese)
[18] 于丰华,周传琦,杨鑫,等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(1):41 - 49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(1):41 - 49. (in Chinese)
[19] FENG Q, WEI Z, FAN P, et al. Design and test of robotic harvesting system for cherry tomato[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2018, 11(1):96 - 100.
[20] 熊俊涛,何志良,汤林越,等. 非结构环境中扰动葡萄采摘点的视觉定位技术[J]. 农业机械学报,2017,48(4):34 - 38,86.
XIONG Juntao, HE Zhiliang, TANG Linyue, et al. Visual localization of disturbed grape picking point in non-structural environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(4):34 - 38,86. (in Chinese)
[21] CHEN Haiwei, LI Hao, LIU Shichen, et al. Equivariant point network for 3D point cloud analysis[DB/OL]. https://doc.paperpass.com/foreign/arXiv210314147.html,2021.
[22] XUAN D A, WL B, XW A. Pyramid convolutional network for colorization in monochrome-color multi-lens camera system[J]. Neurocomputing, 2021, 450:129 - 142.
[23] 杨长辉,刘艳平,王毅,等. 自然环境下柑橘采摘机器人识别定位系统研究[J]. 农业机械学报, 2019,50(12):14 - 22.
YANG Changhui, LIU Yanping, WANG Yi, et al. Research and experiment on recognition and location system for citrus picking robot in natural environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12):14 - 22. (in Chinese)
[24] RAN J, JHAN J, HSU Y. Analysis of oblique aerial images for land cover and point cloud classification in an urban environment[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2014, 53(3):1304 - 1319.
[25] 宗泽,赵硕,刘刚. 苗期玉米冠层识别与质心定位方法研究[J]. 农业机械学报,2019,50(增刊):27 - 33.
ZONG Ze, ZHAO Shuo, LIU Gang. Coronal identification and centroid location of maize seedling stage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.):27 - 33. (in Chinese)
[26] 付根平,杨尘宇,张世昂,等. 香蕉园机器人导航的激光与超声波组合测距方法研究[J]. 农业机械学报,2021,52(5):159 - 168.
FU Genping, YANG Chenyu, ZHANG Shiang, et al. Research on laser and ultrasonic combined ranging method for robot navigation at banana plantation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5):159 - 168. (in Chinese)
[27] LIU J, LIU X, LI Y. Two subpopulations cuckoo search algorithm based on mean evaluation method for function optimization problems[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 34(8):106 - 275.
[28] 李寒,陶涵虓,崔立昊,等. 基于 SOM - K-means 算法的番茄果实识别与定位方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):23 - 29.
LI Han, TAO Hanxiao, CUI Lihao, et al. Recognition and localization method of tomato based on SOM - K-means algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1):23 - 29. (in Chinese)
[29] CHEN M, YAN J, GAO T, et al. An automatic centroid image selection method based on fuzzy logic reasoning in image deduplication[J]. International Journal of Grid and High Performance Computing, 2020, 12(4):1 - 12.
[30] 麦春艳,郑立华,孙红,等. 基于 RGB - D 相机的果树三维重构与果实识别定位[J]. 农业机械学报,2015,46(增刊):35 - 40.
MAI Chunyan, ZHENG Lihua, SUN Hong, et al. Research on 3D reconstruction of fruit tree and fruit recognition and location method based on RGB - D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(Supp.): 35 - 40. (in Chinese)
[31] 沈洁琼,周杰,陈晨. 协方差矩阵的乘积及其迹的估计[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2020,57(4):635 - 641.
SHEN Jieqiong, ZHOU Jie, CHEN Chen. On the estimation for product of covariance matrices and its trace[J]. J. Sichuan Univ. (Sci. Ed.), 2020, 57(4): 635 - 641. (in Chinese)
[32] 王怀震,高明,王建华,等. 基于改进 RRT* - Connect 算法的机械臂多场景运动规划[J]. 农业机械学报,2022,53(4):432 - 440.
WANG Huaizhen, GAO Ming, WANG Jianhua, et al. Multi-scene fast motion planning of manipulator based on improved RRT* - Connect algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4):432 - 440. (in Chinese)
[33] 肖旭,李明,谢景鑫,等 农业机器人技术发展综述[J]. 湖南农业科学,2020,42(11):121 - 126.
XIAO Xu, LI Ming, XIE Jingxin, et al. Summary of the development of agricultural robot technology[J]. Hunan Agricultural Sciences, 2020, 42(11):121 - 126. (in Chinese)
[34] LI Y, ZHOU J, MAO Q, et al. Line structured light 3D sensing with synchronous color mapping[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 17(20):9796 - 9805.