

基于改进 YOLOv8 的蝴蝶兰组培苗视觉伺服种植平台设计与试验

苑 朝^{1,2}, 马嘉宁¹, 张盼浩¹, 赵明雪¹, 王家豪¹, 王静娴³, 徐大伟^{1,2*}

(1. 华北电力大学自动化系, 保定 071003; 2. 河北省发电过程仿真与优化控制技术创新中心(华北电力大学), 保定 071003; 3. 河北白沙烟草有限责任公司保定卷烟厂, 保定 071000)

摘 要: 为降低蝴蝶兰组织培养快速繁育的人力成本, 该研究提出了一种基于视觉伺服机械臂的自动化组培苗种植平台, 以完成流水线上蝴蝶兰组培苗的自动夹取与种植。平台主要由视觉检测系统和机械臂种植系统组成, 在视觉检测系统中, 通过将 AKConv 与 DSConv 模块引入 YOLOv8 算法形成 AKDS_YOLOv8 检测算法, 提高系统对组培苗识别的准确率; 在机械臂种植系统中, 基于模糊算法实现机械臂的伺服控制, 使机械臂末端能顺利完成对传送带上组培苗的追踪及夹取。试验结果表明, 相较于原 YOLOv8, AKDS_YOLOv8 对组培苗根部的识别准确率、召回率、mAP0.5 分别提高了 8.6、10.7、7.4 个百分点; 实现了机械臂末端工具对移动组培苗的追踪、抓取与种植, 种植成功率达到 82.5%。该种植平台能够实现蝴蝶兰组培苗的自动化种植, 可为蝴蝶兰快速繁育过程的自动化提供一定参考。

关键词: 蝴蝶兰; 组培苗; YOLOv8; AKConv; DSConv; 模糊控制

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405039

中图分类号: S126

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-20-0138-09

苑朝, 马嘉宁, 张盼浩, 等. 基于改进 YOLOv8 的蝴蝶兰组培苗视觉伺服种植平台设计与试验[J]. 农业工程学报, 2024, 40(20): 138-146. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405039 <http://www.tcsae.org>
YUAN Chao, MA Jianing, ZHANG Panhao, et al. Design and experiment of the visual servo planting platform for phalaenopsis tissue-cultured seedlings using improved YOLOv8[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(20): 138-146. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405039 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

蝴蝶兰作为一种观赏性植物, 受到越来越多人的喜爱, 随之而来的市场需求也逐年升高^[1]。蝴蝶兰组织培养快速繁育可以有效提高产量, 在此过程中, 有大量操作需要人工完成, 然而此类工作的从业人数逐年降低, 人力成本不断上升, 生产成本不断提高。因此, 蝴蝶兰组织培养过程的自动化势在必行^[2]。在蝴蝶兰组织培养快速繁育过程中, 使用多轴机械臂代替人工进行种植操作不仅可以降低生产成本, 而且能够在一定程度上降低组培苗的细菌感染风险。

为更好实现机械臂的自动化种植操作, 需要对蝴蝶兰组培苗进行准确的目标检测, 并根据检测结果对机械臂进行精确在线控制^[3]。

对蝴蝶兰组培苗根部的准确检测是实现自动化种植的一个关键。近年来, 基于卷积神经网络的目标检测方法受到广泛关注^[4]。其中, YOLO 算法作为典型代表, 被广泛应用于番茄^[5]、水稻^[6]、小麦^[7-8]、玉米^[9]等农作物的检测中。龙燕等^[10]优化了 YOLOv5 的损失函数, 并

引入 Swin Transformer Block 模块, 提高了算法对苹果的检测准确率; 刘诗怡等^[11]采用基于 YOLOv7 的深度学习算法对细小特征进行提取, 实现了对黄瓜叶片上害虫的检测。然而, 专门针对蝴蝶兰组培苗的目标检测算法研究较少, 并且蝴蝶兰组培苗形状复杂多样, 根部体积小, 原始 YOLOv8 算法对其根部的检测效果并不理想, 因此有必要提高 YOLOv8 对形状多样的小目标的检测能力。在这方面, 尚雅欣^[12]通过利用可变卷积在特征图上进行随机采样, 实现了对皮肤黑色素瘤的高准确率识别。此外, 由于蝴蝶兰组培苗较为脆弱, 在夹取过程中需要准确控制夹取姿态。夹取姿态的确定依赖于对蝴蝶兰组培苗各部分的目标检测结果。在这方面, 吴越舟等^[13]利用目标 HSV 信息处理图像最终得到了隧道吊柱的姿态。

多轴机械臂的精确在线控制是实现蝴蝶兰组培苗自动化种植的另一关键。目前, 基于视觉伺服的机械臂控制方法被广泛应用。该方法主要包含基于图像的视觉伺服和基于位置的视觉伺服^[14]两种。基于位置的方法需预先进行手眼标定, 整体过程繁琐, 容易引入误差^[15]; 基于图像的方法直接利用图像信息控制机械臂, 无需手眼标定和坐标变换计算, 能更快响应目标图像的变化, 近年来受到更多关注。王德麾等^[16]提出了一种单目视觉无标定测量方法, 基于交比不变性实现对被测物体在二维平面上位移、位置的非接触式测量; 陈高铭等^[17]提出的模糊控制方法根据图像特征偏差进行机器人位姿的精确调整; 陈梅等^[18]使用模糊算法, 将期望图像特征偏差量及目标速度作为算法输入量, 再用面积重心法解模糊化计算出机械臂末端的速度。

收稿日期: 2024-05-08 修订日期: 2024-08-30

基金项目: 国家自然科学基金联合基金项目重点支持项目(U21A20486); 河北省高等学校科学技术研究项目(QN2024171); 中央高校基本科研业务费专项资金(2022MS100)

作者简介: 苑朝, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机视觉、多轴机械臂智能控制。Email: chaoyuan@ncepu.edu.cn

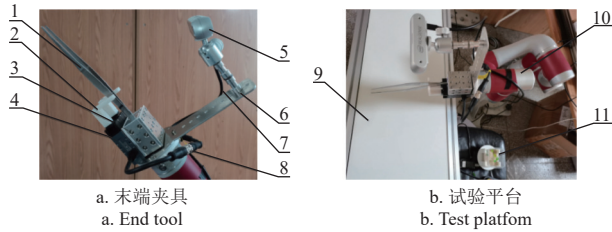
*通信作者: 徐大伟, 博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为机械臂控制及路径规划。Email: xudawei@ncepu.edu.cn

为解决传统 YOLOv8 算法对蝴蝶兰组培苗检测准确率低的问题并实现蝴蝶兰组培苗的自动化种植, 本文将 AKConv 与 DSConv 模块引入传统 YOLOv8 中, 增强其对形状多变的小体积目标的检测能力, 以期提高算法对蝴蝶兰组培苗的检测准确率; 以改进的 YOLOv8 检测算法为基础, 使用模糊算法控制视觉伺服机械臂实现了传送带上组培苗的自动追踪、抓取和种植; 最终形成一种蝴蝶兰组培苗自动化种植平台, 并通过试验验证平台的有效性, 以期对蝴蝶兰组织培养快速繁育提供技术参考。

1 蝴蝶兰组培苗种植平台搭建

1.1 种植平台组成

本平台使用的多轴机械臂为 JAKA ZU3, 并基于大寰 PGE15-26 型电爪设计了如图 1a 所示的末端夹具。将相机安装于夹具上方形成眼在手上的配置。传送带水平摆放, 颜色为白色, 最终形成试验平台, 如图 1b 所示。



1. 镊子 2. 指尖 3. 夹块 4. 电爪 5. 摄像机 6. 云台 7. 摄像机数据线 8. 电爪数据线 9. 传送带 10. 机械臂 11. 模拟培养基
1. Tweezers 2. Fingertip 3. Clamp block 4. Electric claw 5. Camera 6. Pan tilt 7. Camera data cable 8. Electric claw data cable 9. Conveyor belt 10. Robot arm 11. Simulated culture medium

图 1 末端夹具与试验平台

Fig.1 End tool and experimental platform

1.2 种植平台工作流程

种植平台的工作流程如图 2 所示。首先, 通过本文提出的 AKDS_YOLOv8 算法对图像进行检测, 得到蝴蝶兰组培苗根、茎、叶的像素坐标; 其次, 基于检测结果进行夹取位置和夹取姿态计算; 然后, 通过模糊算法控制机械臂进行移动目标追踪并进行机械臂末端姿态调整; 最后, 完成夹取和种植。

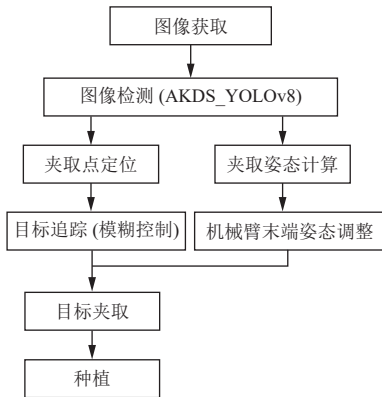


图 2 种植平台工作流程

Fig.2 Planting platform workflow

2 目标检测算法设计

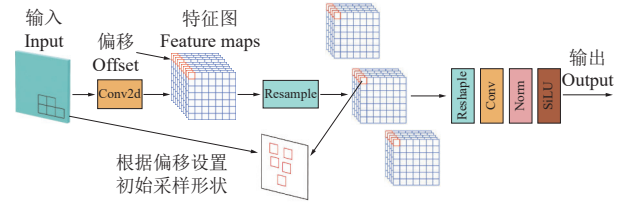
2.1 AKDS_YOLOv8

YOLO 是常用的图像目标检测算法, 兼具检测准确

度及数据处理速度^[19]。原始 YOLOv8 算法通过使大小与形状固定的卷积核^[20]在图像上滑动来提取特征^[21], 对形状多样的目标特征提取能力较差。在蝴蝶兰组培苗检测任务中, 组培苗形态多样、根部体积小, 原始 YOLOv8 算法对其根部检测准确率低, 因此需要对原算法进行改进。本平台所做改进主要针对原始 YOLOv8 算法网络中的卷积模块开展。

2.1.1 AKConv 模块

AKConv 模块的结构如图 3 所示。



注: Conv2d 表示 2D 卷积; Resample 表示重新采样, Reshape 表示重塑; Conv 表示卷积; Norm 表示标准化; SiLU 表示 SiLU 激活函数。
Note: Conv2d represents 2D convolution; Resample represents resampling; Reshape represents reshaping; Conv represents convolution; Norm represents standardization; SiLU represents the SiLU activation function.

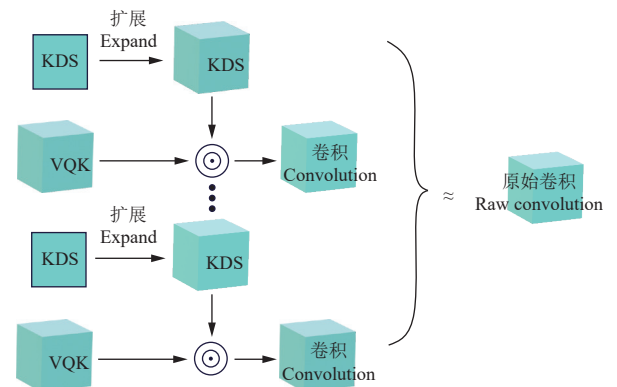
图 3 AKConv 网络结构

Fig.3 AKConv network structure

AKConv 的核心思想是提供一种灵活的卷积机制。AKConv 会先基于目标坐标确定卷积核初始采样位置, 再通过 2D 卷积采样得到图像特征, 并根据采样结果计算采样位置偏移量。之后, AKConv 会根据偏移量调整采样位置, 并对特征图进行重采样。重采样的结果经过重塑、再次卷积、标准化后, 通过 SiLU 激活函数得到输出结果^[22]。

2.1.2 DSConv 模块

DSConv 模块基本结构如图 4 所示。DSConv 模块将原始卷积核分解为可变量化核 (variable quantized kernel, VQK) 与分布偏移两部分, 可以引入标准神经网络结构中^[23]。VQK 的张量数值取决于预训练网络, 确定后不再变化, 可节省计算时间^[24]。



注: KDS 表示内核中的分布偏移; VQK 表示量化核; \odot 表示哈达玛算子。
Note: KDS represents the kernel distribution shifter; VQK represents the variable quantized kernel; \odot represents the Hadamard operator.

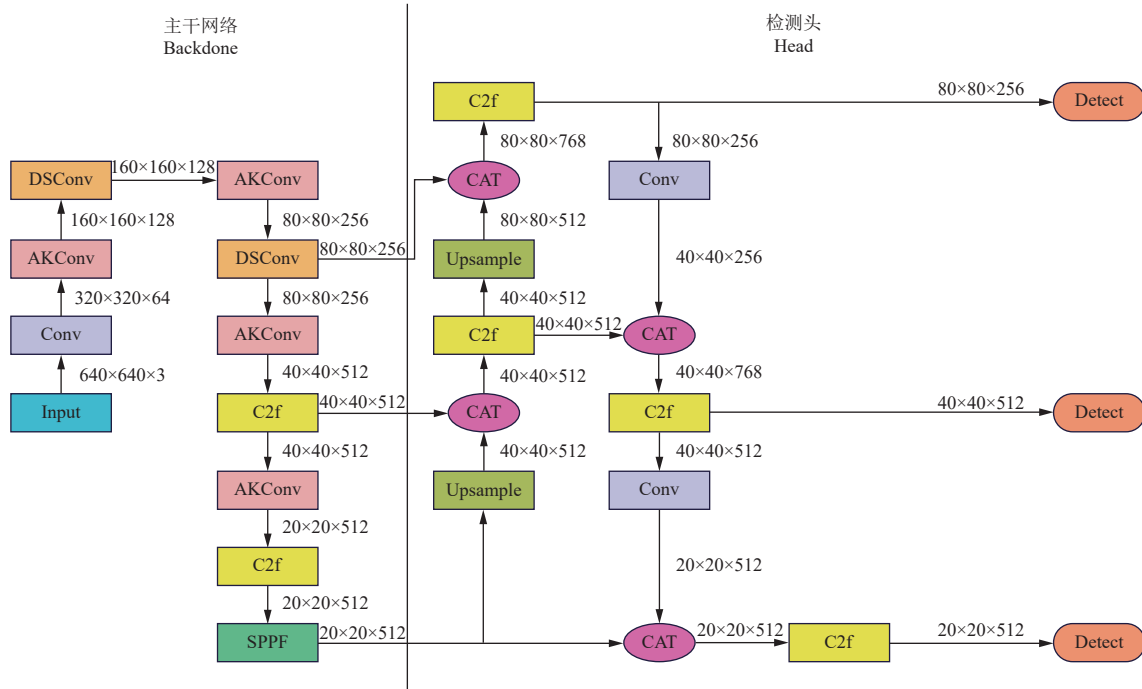
图 4 DSConv 基本结构

Fig.4 Basic structure of DSConv

分布偏移由两个分布移位器张量组成, 包括内核中的分布偏移 (kernel distribution shifter, KDS) 和通道中的分布偏移 (channel distribution shifter, CDS) [25]。DSConv 通过 KDS 和 CDS 来移动 VQK, 其输出与原始权重张量的值相匹配 [26]。

2.1.3 AKDS_YOLOv8 网络

在原 YOLOv8 主干网络 Backbone 部分加入 AKConv 与 DSConv 两种更灵活的卷积模块, 得到新的 AKDS_YOLOv8 网络, 改进后所得的 AKDS_YOLOv8 网络如图 5 所示。



注: Conv 表示卷积; AKConv 表示可变卷积核卷积; DSConv 表示分布偏移卷积; C2f 表示通道到像素模块; CAT 表示特征融合; UpSample 表示上采样; SPPF 表示空间金字塔池化。
Note: Conv represents convolution; AKConv represents variable convolution kernel convolution; DSConv represents distribution offset convolution; C2f represents channel to pixel module; CAT represents feature fusion; UpSample represents upsampling; SPPF represents spatial pyramid pooling.

图 5 AKDS_YOLOv8 主干网络与检测头
Fig.5 Backbone and head of AKDS_YOLOv8

2.2 夹取点定位

为了避免夹取过程组培苗脱落或损伤叶片, 并便于后续种植, 需要在组培苗上选择合适的夹取点。鉴于组培苗的根部通常不与叶片直接相连且质地相对坚韧, 适合作为夹取位置。经过试验测试, 本文确定以根部检测框的中心点作为夹取点位, 如图 6 所示。

2.3 夹取姿态计算

蝴蝶兰组培苗需要根部朝下被种植到培养瓶中, 且夹爪夹取位置在组培苗根部, 因此需要根据组培苗根部朝向来确定机械臂末端夹具的夹取姿态。组培苗在传送带上均为水平放置, 经试验, 当夹具开合方向为水平, 长度方向与传送带平面的夹角设置为 30°, 在传送带平面的投影方向与蝴蝶兰根部朝向一致时, 最利于夹取。夹具开合方向以及其长度方向与传送带平面的夹角可以通过夹具的安装设置以及机械臂控制满足要求; 但是, 传送带运输来的蝴蝶兰组培苗根部朝向均不一致, 因此, 需要通过调整夹具方向, 使其长度方向与组培苗根部朝向在传送带平面的投影夹角为 0°, 才能实现夹取。通过对摄像头的安装设置, 可使其所采集图像的像素坐标系的 Y 轴与夹具长度方向在传送带平面的投影一致。因此, 图像中的组培苗根部朝向与像素坐标系的 Y 轴的夹角即

为所需调整的姿态角, 计算方法如图 7 所示。首先, 计算所有叶片检测框中心点像素坐标的平均值, 记为 B , 根部检测框中心点记为 T ; 其次, 截取根部区域, 并根据颜色深浅进行二值化处理; 然后, 找出二值化图像中最上、最下、最左、最右的 4 个点, 构成四边形; 接着, 连接四边形对边中点得到两条斜线, 并将其中与线段 TB 朝向最为接近的标记为 L ; 最后, 计算斜线 L 与像素坐标系 Y 轴的夹角。机械臂夹爪的长度方向与像素坐标系 Y 轴始终保持平行, 因此图示 θ 角即为夹取姿态角。机械臂在执行组培苗夹取任务时, 夹爪需以其尖端所在竖直线为旋转轴, 从当前所处姿态旋转角度 θ 。

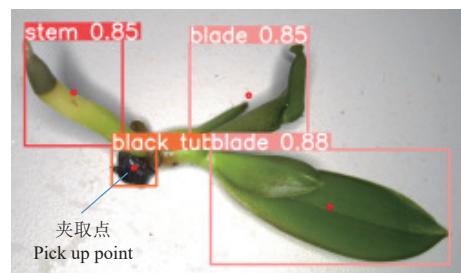
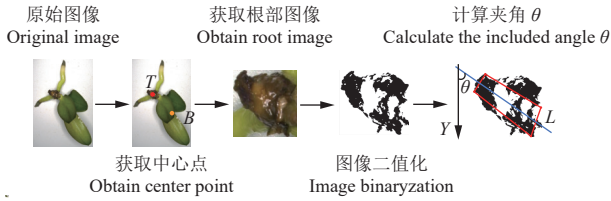


图 6 夹取点位
Fig.6 Pick up position



注：T 点为根部识别框中心点，B 点为叶片位置中心点，斜线 L 为根部朝向，Y 为像素坐标系纵坐标， θ 为组培苗根部与夹爪间的夹角 ($^{\circ}$)。
Note: The T point is the center point of the root recognition box, the B point is the center point of the leaf position, the diagonal line L is the orientation of the root, the Y-axis represents the ordinate in the pixel coordinate system, and the θ is the angle between the root of the tissue-cultured seedling and the gripper ($^{\circ}$).

图 7 组培苗根部朝向计算流程

Fig.7 Calculation process of root orientation of tissue-cultured seedlings

3 机械臂控制策略

在蝴蝶兰组培苗种植过程中，需要控制机械臂实现对传送带上移动组培苗的追踪、夹取和种植。

3.1 移动目标追踪

本研究使用基于图像的视觉伺服方法对机械臂进行控制以实现移动目标追踪，使用模糊算法进行从图像偏差到机械臂控制量的计算，包含输入量模糊化^[27]、模糊推理和解模糊化^[28]三个部分。

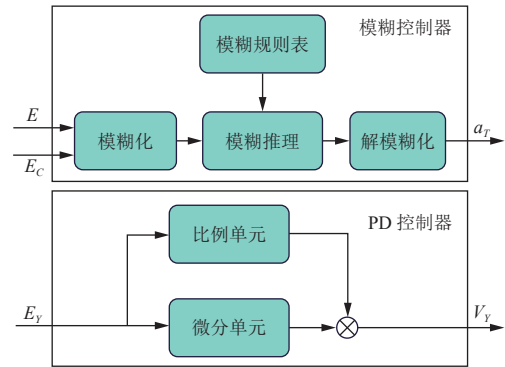
通过机械臂安装，使组培苗在传送带上沿机械臂基坐标系 X_B 轴负方向移动，传送带高度相对于基坐标系保持不变，因此组培苗位置在 Y_B 轴方向不变，可分别在 X_B 轴和 Y_B 轴两个方向对机械臂末端的移动进行控制，只在轴 X_B 方向应用模糊控制，而在 Y_B 方向则使用比例微分控制（PD 控制）。

当蝴蝶兰组培苗进入相机视野中时，通过 AKDS_YOLOv8 算法得到夹取点的像素坐标 (x^m, y^m) 。在 Y_B 方向上，PD 控制器根据目标期望像素坐标 Y^* 与实际像素坐标 y^m 之差 E_y ，计算机械臂末端沿 Y_B 轴速度 V_y ，使目标像素坐标在 Y 轴上不断接近期望点。在 X_B 方向上，由 X^* 与 x^m 之差得到目标坐标偏差 E ，再由 E 与上一时刻 E 值计算得到目标坐标偏差变化量 E_c 。以 E 与 E_c 为输入量，设计二输入单输出的模糊控制算法，计算机械臂末端沿 X_B 轴方向的加速度 a_T 。机械臂末端控制器结构如图 8 所示。

3.1.1 输入量的模糊化

摄像头分辨率为 640×480 像素，目标从像素坐标系最右侧即 $X=640$ 处进入，运动方向为像素坐标系 X 轴负方向，传送带运动方向为机械臂基坐标系 X_B 轴负方向。通过试验，将夹取时蝴蝶兰组培苗夹取点在像素坐标系下的期望设置为 $(X^*, Y^*) = (284, 130)$ ，参数范围设置为 $-300 < E < 300$ 、 $-5 < E_c < 5$ 时。当 E 小于 -300 时设为 -300 ，当 E 大于 300 时设为 300 ；当 E_c 小于 -5 时设为 -5 ，当 E_c 大于 5 时设为 5 。 E 与 E_c 的值与隶属度函数论域中的数值对应关系如表 1 所示。使用负大（NB）、负小（NS）、零（Z0）、正小（PS）、正大（PB）5 档模糊语言描述数值大小^[29]。 E 的隶属度曲线如图 9a 所示，

E_c 的隶属度曲线如图 9b 所示。



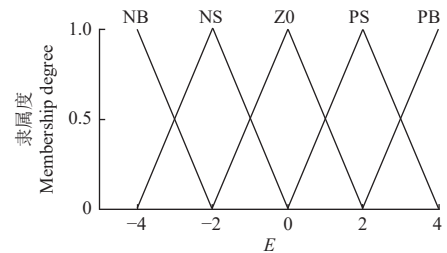
注：E、 E_c 、 E_y 分别表示像素坐标系上夹取点横坐标与实际坐标的差值、横坐标差值的变化量、纵坐标与实际坐标的差值； a_T 、 V_y 分别表示机械臂末端在机械臂基坐标系上沿横坐标轴的加速度、沿纵坐标轴的速度。
Note: E、 E_c and E_y respectively represent the difference between the horizontal coordinate and the actual coordinate of the point on the pixel coordinate system, the change in the horizontal coordinate difference, and the difference between the vertical coordinate and the actual coordinate; a_T and V_y respectively represent the acceleration of the end effector of the robotic arm along the X-axis and the velocity along the Y-axis in the robotic arm base coordinate system.

图 8 机械臂末端控制器结构

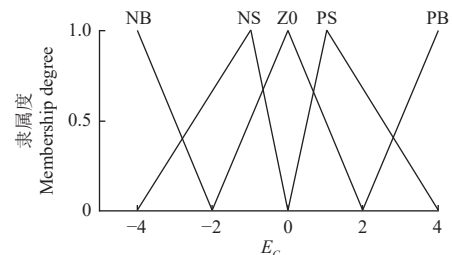
Fig.8 Structure of end effector controller for robotic arm

表 1 E 、 E_c 的值与隶属度函数论域中的数值对应关系
Table 1 Correspondence between the value of E, E_c and the numerical values in the domain of membership functions

E	E_c	隶属度函数论域数值
		Membership function domain numerical value
-300	-5	-4
-225	-3.75	-3
-150	-2.5	-2
-75	-1.25	-1
0	0	0
75	1.25	1
150	2.5	2
225	3.75	3
300	5	4



a. E 隶属度曲线
a. Membership curve of E



b. E_c 隶属度曲线
b. Membership curve of E_c

注：NB 表示负大；NS 表示负小；Z0 表示零；PS 表示正小；PB 表示正大。
Note: NB represents negative large; NS represents negative small; Z0 represents zero; PS represents small; PB represents large.

图 9 E 和 E_c 隶属度曲线

Fig.9 Membership curve of E and E_c

3.1.2 模糊推理规则

将 E 和 E_C 分别代入对应的隶属度函数计算隶属度值, 计算结果代入模糊规则表进行推理^[30], 推理结果作为输入进行解模糊计算得到控制器的输出量。

初始阶段, 机械臂末端不动, 组培苗沿着 X_B 负方向靠近机械臂末端, E 小于零, E_C 大于零, 此时, 机械臂应沿着 X_B 的正方向开始加速, 靠近目标; 当目标与机械臂在 X_B 方向相遇并错过后, E 大于零, E_C 大于零, 此时机械臂应沿 X_B 正方向减速, 待机械臂末端速度变为 X_B 负方向后, 开始加速追逐目标; 待机械臂末端速度大于目标速度时, E 大于零, E_C 小于零, 随着夹具与目标距离的缩小, 机械臂末端应开始减速; 在此过程中, 若机械臂末端位置超过目标, E 小于零, E_C 小于零, 机械臂末端应继续减速。依此规则进行机械臂末端的加减速控制, 最终使目标在图像中到达期望位置, 且与目标沿 X_B 负方向同速度运动。结合上述规则, 通过试验分析, 最终确定模糊规则表如图 10 所示。根据试验效果, 将传送带速度设定为 3.6 cm/s, 加速度分为 7 档, 分别为 -1.44、-0.72、-0.36、0、0.36、0.72、1.44 cm/s²。

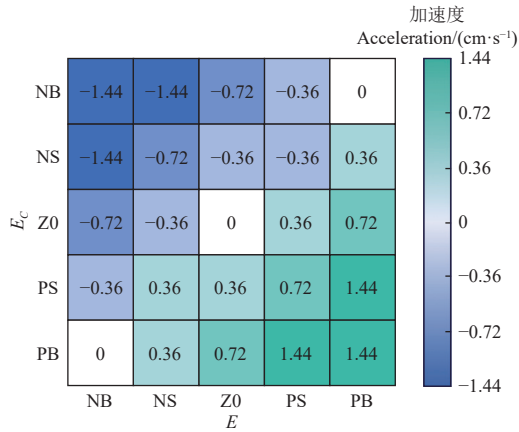


图 10 模糊规则表

Fig.10 Fuzzy rule table

3.1.3 解模糊化

将模糊推理所得结果解模糊化, 得到机械臂末端加速度 a_T 。使用的解模糊法为“重心法”, 具体过程如下: 假设 E 属于 PS 的隶属度为 d , 属于 PB 的隶属度为 e ; E_C 属于 Z0 的隶属度为 f , 属于 PB 的隶属度为 g 。解模糊化结果 a_T 为

$$a_T = 0.36df + 0.72ef + 0.72dg + 1.44eg \quad (1)$$

3.2 目标夹取与种植

机械臂末端稳定追踪到目标后, 锁定末端移动速度, 使机械臂与目标相对静止, 开始目标夹取。首先, 调整机械臂末端到夹取姿态; 然后, 末端夹具下降至夹取高度, 使蝴蝶兰组培苗的根部位于夹具的两喙之间。最后, 夹具闭合, 完成夹取。夹具闭合程度需提前通过试验确定, 以避免损害组培苗。

夹取成功作后, 机械臂末端减速至停止, 随后上升一段距离以防止与传送带发生碰撞。之后, 机械臂末端

经由预设路径移动至已知位置的培养瓶正上方, 以便开始种植。

种植时, 首先调整机械臂姿态, 使夹具竖直向下, 以保证组培苗根部朝下; 其次, 机械臂末端移动到预设种植位置并竖直下降, 将组培苗种入培养基; 然后, 机械臂松开夹具释放组培苗; 最后, 提升机械臂末端至离开培养瓶, 并沿着预设路径返回至初始位置, 进行下一次任务。

4 算法验证与种植试验

4.1 AKDS_YOLOv8 算法验证

选取蝴蝶兰组织培养过程中中母到子瓶阶段具有代表性的不同形态、大小、叶片数量的 30 株蝴蝶兰组培苗作为图像采集对象。先将组培苗以不同的姿态单独放置在白色底板上, 并从正上方进行拍照以获取样本图像, 形成图像样本集, 再对所得图像样本集进行镜像、旋转变换以进一步扩充样本数量, 并加入空白图像作为负样本, 最终获得 1 044 张图像组成的样本集。按照 1:9 从扩充的样本集中随机抽取 104 张作为验证集, 其余作为训练集。使用 Labelimg 工具对样本集图像中的叶、茎和根部进行标定, 并使用搭载 Nvidia GeForce RTX3090 显卡的计算机训练 500 epochs。

4.1.1 算法评价指标

使用常用的目标检测评价指标准确率 (P)、召回率 (R)、均值平均精度 (mean average precision, mAP) 进行算法评价。

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (2)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (3)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (4)$$

$$mAP = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M AP(k) \times 100\% \quad (5)$$

式中 N_{TP} 为真正例数; N_{FP} 为假正例数; N_{FN} 为假反例数, M 为类别总数。以 R 为横轴, P 为纵轴, AP 为 PR 曲线下方的面积。 $AP(k)$ 表示第 k 类标签的 AP 值。

4.1.2 检测效果

根据经验, 检测置信度阈值设定为 0.6。原始 YOLOv8 模型在对部分组培苗进行检测时, 由于置信度较低, 导致对根部的一部分检测失败; AKDS_YOLOv8 模型对根部的检测置信度更高, 目标丢失的情况相对较少, 如图 11 所示。

姜雪等^[31]将 ShuffleAttention (SA) 注意力机制模块引入 YOLOv8, 提高了算法对形态多样目标的检测准确率。本文分别使用原始 YOLOv8、引入 SA 注意力机制的 YOLOv8、AKDS_YOLOv8 对蝴蝶兰组培苗根部进行检测, 检测结果如表 2 所示。由表可知, 相较于其他两种算法, AKDS_YOLOv8 在检测精度上均具有优势。

试验结果表明，相较于原 YOLOv8，AKDS_YOLOv8 对组培苗根部的识别准确率、召回率、真实框与检测框交并比值取 50% 时的平均检测精度分别提高了 8.6、10.7、7.4 个百分点。

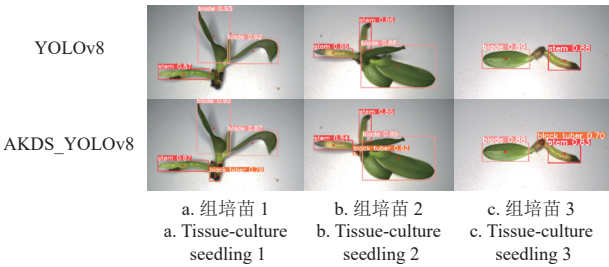


图 11 检测结果对比图
Fig.11 Comparison of recognition results

表 2 不同算法对蝴蝶兰组培苗的检测结果
Table 2 Detection results of tissue-culture seedlings of phalaenopsis orchid by different algorithms

算法 Algorithm	P/%	R/%	mAP0.5/%	mAP(0.5~0.95)/%
YOLOv8	87.2	71.8	84.5	55.7
SA+YOLOv8	92.7	80.4	90.9	53.7
AKDS_YOLOv8	95.8	82.5	91.9	57.8

注：P 为准确率；R 为召回率；mAP 为均值平均精度。
Note: P is precision; R is recall; mAP is mean average precision.

4.2 蝴蝶兰种植试验

4.2.1 试验过程及成功标准

由于蝴蝶兰组培苗保存困难，种植使用组培苗塑料模型进行种植试验。使用模糊算法控制机械臂对传送带上移动的组培苗进行追踪，目标追踪结果如图 12 所示。选择 20 个造型各异的蝴蝶兰组培苗模型进行 80 次种植试验，且每次试验时模型的摆放姿态不同，组培苗的种植位置已提前设定，种植过程如图 13 所示。

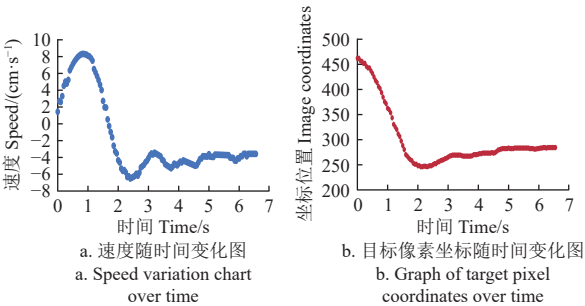


图 12 目标追踪结果
Fig.12 Target tracking results

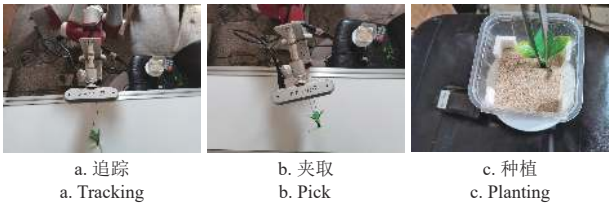


图 13 组培苗种植过程
Fig.13 The process of planting tissue-cultured seedlings

当组培苗进入相机视野后，通过图像检测算法得到

组培苗根、茎、叶的像素坐标信息并将其用于机械臂控制。根据模糊算法控制机械臂末端不断更新加速度，逐渐接近组培苗，最终实现对组培苗的追踪。图 13a 为机械臂末端处于组培苗正上方，此时机械臂与组培苗速度相同且准备夹取。图 13b 为机械臂成功夹取到组培苗并向上抬升。图 13c 为机械臂将组培苗种植到培养基中。

为了便于统计试验结果，依据种植需求，设置试验成功标准如下：（1）机械臂末端完成对目标的跟踪；（2）成功夹取目标且在机械臂运动过程中目标不脱落；（3）实际夹取点位于根部；（4）机械臂以正确的角度夹取组培苗，保证组培苗以根部朝下的姿态种植。

4.2.2 试验结果

试验结果如表 3 所示。种植试验成功次数为 66 次，成功率 82.5%。在种植失败的试验中，有 4 次是组培苗姿态计算错误；1 次因为算法检测到多个根部，导致追踪目标频繁变化，机械臂末端无法准确追踪正确目标，进而导致夹取失败；4 次试验中组培苗叶片对根部有遮挡，导致算法无法正确检测到根部，使得夹取点计算错误；2 次试验夹取点过于靠近根部末端，夹具夹取不稳固致使目标脱落；另有 3 次试验由于组培苗摆放角度过大，机械臂在夹取时关节角度超限，致使夹取失败。试验结果表明，当检测算法能够准确检测到目标，且目标在机械臂的工作范围内时，所设计的平台可以顺利完成传送带上移动的组培苗的追踪、夹取和种植工作。

表 3 组培苗种植试验结果
Table 3 Results of tissue-cultured seedlings planting experiment

试验结果 Experiment results	组培苗数目 The number of tissue-cultured seedlings	成功/失败率 Success/Failure rate/%
试验成功 Experiment success	66	82.5
姿态计算错误 Pose calculation error	4	5.0
追踪失败 Tracking failed	5	6.3
目标脱落 Target detachment	2	2.5
角度受限 Angle restricted	3	3.7

5 结 论

本文针对蝴蝶兰组培苗自动化种植问题，设计了一种基于改进 YOLOv8 的蝴蝶兰组培苗视觉伺服种植平台，并通过试验验证了平台的可行性。

1) 引入 AKConv 与 DSConv 模块，对原 YOLOv8 算法进行了优化，提高了算法对蝴蝶兰组培苗的识别准确率。试验结果表明，改进后的检测算法将对组培苗根部的检测准确率、召回率、mAP0.5 分别提高了 8.6、10.7、7.4 个百分点。

2) 基于视觉算法对组培苗根部的检测结果，设计了机械臂末端工具夹取组培苗姿态的计算方法。试验表明，该方法可以正确计算夹取姿态。

3) 基于模糊算法，设计了基于图像的机械臂视觉伺

服控制方法, 实现了对移动组培苗的追踪。

4) 进行了种植试验, 结果表明, 本文所设计平台可以实现蝴蝶兰组培苗的自动化种植, 成功率可达到 82.5%。

【参 考 文 献】

- [1] 周勤, 徐丹彬, 方丽, 等. 蝴蝶兰黑头病的病原诊断和防治方法[J]. 浙江农业科学, 2023, 64(12): 2930-2934.
ZHOU Qin, XU Danbin, FANG Li, et al. Pathogenic diagnosis and control methods of black head disease in phalaenopsis[J]. Zhejiang Agricultural Science, 2023, 64(12): 2930-2934. (in Chinese with English abstract)
- [2] 苑朝, 张鑫, 王家豪, 等. 基于显著性特征的蝴蝶兰组培苗夹取点检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 151-159.
YUAN Chao, ZHANG Xin, WANG Jiahao, et al. A pinch point extraction method for phalaenopsis tissue-cultured seedlings based on salient features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(13): 151-159. (in Chinese with English abstract)
- [3] 谢苗, 李佩达. 无标定六自由度砌砖机械臂视觉伺服控制[J]. 制造业自动化, 2023, 45(10): 129-132, 161.
XIE Miao, LI Peida. Visual servo control of an uncalibrated six degree of freedom brick laying robot arm[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(10): 129-132, 161. (in Chinese with English abstract)
- [4] 宋怀波, 尚钰莹, 何东健. 果实目标深度学习识别技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 1-19.
SONG Huaibo, SHANG Yuying, HE Dongjian. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 1-19. (in Chinese with English abstract)
- [5] 李韬, 任玲, 胡斌, 等. 改进 YOLOv5s 和迁移学习对番茄穴盘苗的分级检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(23): 174-184.
LI Tao, REN Ling, HU Bin, et al. Grading detection of tomato hole-pan seedlings using improved YOLOv5s and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(23): 174-184. (in Chinese with English abstract)
- [6] 陈慧颖, 宋青峰, 常天根, 等. 基于 YOLOv5m 和 CBAM-CPN 的单分蘖水稻表型参数提取[J]. 农业工程学报, 2024, 40(2): 307-314.
CHEN Huiying, SONG Qingfeng, CHANG Tiangen, et al. Extraction of the single-tiller rice phenotypic parameters based on YOLOv5m and CBAM-CPN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(2): 307-314. (in Chinese with English abstract)
- [7] 黄硕, 周亚男, 王起帆, 等. 改进 YOLOv5 测量田间小麦单位面积穗数[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 235-242.
HUANG Shuo, ZHOU Yanan, WANG Qifan, et al. Measuring the number of wheat spikes per unit area in fields using an improved YOLOv5[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(16): 235-242. (in Chinese with English abstract)
- [8] 杨蜀秦, 王帅, 王鹏飞, 等. 改进 YOLOX 检测单位面积麦穗[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 143-149.
YANG Shuqin, WANG Shuai, WANG Pengfei, et al. Detecting wheat ears per unit area using an improved YOLOX[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(15): 143-149. (in Chinese with English abstract)
- [9] 汪斌斌, 杨贵军, 杨浩, 等. 基于 YOLO_X 和迁移学习的无人机影像玉米雄穗检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 53-62.
WANG Binbin, YANG Guijun, YANG Hao, et al. UAV images for detecting maize tassel based on YOLO_X and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(15): 53-62. (in Chinese with English abstract)
- [10] 龙燕, 杨智优, 何梦菲. 基于改进 YOLOv7 的疏果期苹果目标检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(14): 191-199.
LONG Yan, YANG Zhiyou, HE Mengfei. Recognizing apple targets before thinning using improved YOLOv7[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(14): 191-199. (in Chinese with English abstract)
- [11] 刘诗怡, 胡滨, 赵春. 基于改进 YOLOv7 的黄瓜叶片病虫害检测与识别[J]. 农业工程学报, 2023, 39(15): 163-171.
LIU Shiyi, HU Bin, ZHAO Chun. Detection and identification of cucumber leaf diseases based improved YOLOv7[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(15): 163-171. (in Chinese with English abstract)
- [12] 尚雅欣. 基于可变卷积和卷积注意力机制的黑色素瘤分类方法研究[D]. 杨凌: 中南大学, 2023.
SHANG Yaxin. Research on Melanoma Classification Method Based on Variable Convolution and Convolutional Attention Mechanism[D]. Yangling: Central South University, 2023.
- [13] 吴越舟, 邓斌, 李荣铎, 等. 一种基于 YOLOv4 的隧道吊柱位姿检测方法[J]. 机械, 2023, 50(12): 8-14.
WU Yuezhou, DENG Bin, LI Rongduo, et al. A tunnel suspension column pose detection method based on YOLOv4[J]. Mechanical, 2023, 50(12): 8-14. (in Chinese with English abstract)
- [14] 韩顺杰, 符金鑫, 单新超. 无标定图像视觉伺服控制方法研究[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(4): 236-240.
HAN Shunjie, FU Jinxin, DAN Xinchao. Research on uncalibrated image visual servo control method[J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(4): 236-240. (in Chinese with English abstract)
- [15] 葛文琦, 陆艺, 郭小娟. 无标定手眼视觉装配系统及其应

- 用[J]. 中国计量大学学报, 2019, 30(3): 293-298.
- GE Wenqi, LU Yi, GUO Xiaojuan. Uncalibrated hand eye visual assembly system and its application[J]. Journal of China University of Metrology, 2019, 30(3): 293-298. (in Chinese with English abstract)
- [16] 王德麾, 谢志梅, 钟勇, 等. 基于机器视觉的单目无标定二维位移测量方法[J]. 自动化应用, 2022(7): 8-11.
- WANG Dehui, XIE Zhimei, ZHONG Yong, et al. A monocular uncalibrated two-dimensional displacement measurement method based on machine vision[J]. Automation Application, 2022(7): 8-11. (in Chinese with English abstract)
- [17] 陈高铭, 骆研, 黄碧漪, 等. 基于 BP 神经网络-模糊控制的机器人无标定视觉伺服技术[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(26): 11282-11291.
- CHEN Gaoming, LUO Yan, HUANG Biyi, et al. Robot uncalibrated visual servo technology based on BP neural network-fuzzy control[J]. Science and Engineering, 2023, 23(26): 11282-11291. (in Chinese with English abstract)
- [18] 陈梅, 车尚岳. 无标定视觉伺服机器人跟踪控制策略研究[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1055-1059.
- CHEN Mei, CHE Shangyue. Research on tracking control strategy for uncalibrated visual servo robots[J]. Control Engineering, 2019, 26(6): 1055-1059. (in Chinese with English abstract)
- [19] 朱德平, 程光, 姚景丽. 改进 YOLOv5 的汽车齿轮配件表面缺陷检测[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (5): 321-327.
- ZHU Deping, CHENG Guang, YAO Jingli. Improving YOLOv5 for surface defect detection of automotive gear accessories[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(5): 321-327. (in Chinese with English abstract)
- [20] 朱天强, 聂闻, 吴贤振. 可变卷积核 Conv-LSTM 在滑坡灾害预测中的应用[J]. 福建电脑, 2023, 39(12): 28-31.
- ZHU Tianqiang, NIE Wen, WU Xianzhen. Application of variable convolutional kernel Conv-LSTM in landslide disaster prediction[J]. Fujian Computer, 2023, 39(12): 28-31. (in Chinese with English abstract)
- [21] 崔明义, 冯治国, 代建琴, 等. 融合多尺度特征信息的图像雨滴去除方法[J]. 微电子学与计算机, 2024, 41(4): 74-84.
- CUI Mingyi, FENG Zhiguo, DAI Jianqin, et al. A method for removing image raindrops by fusing multi-scale feature information[J]. Microelectronics and Computer Science, 2024, 41(4): 74-84. (in Chinese with English abstract)
- [22] ZHANG X. AKConv: Convolutional kernel with arbitrary sampled shapes and arbitrary number of parameters[EB/OL]. (2023-11-01) [2024-5-21]. <https://arxiv.org/pdf/2311.11587>.
- [23] 张上, 李梦思, 陈永麟, 等. 基于改进 YOLOv7 的 SAR 图像舰船目标检测算法[J]. 电光与控制, 2024, 31(5): 46-53.
- ZHANG Shang, LI Mengsi, CHEN Yonglin, et al. Ship target detection algorithm in SAR images based on improved YOLOv7[J]. Electro Optics and Control, 2024, 31(5): 46-53. (in Chinese with English abstract)
- [24] GENNARIM. DSConv: Efficient convolution operator[EB/OL]. (2019-7-7)[2024-5-21]. <https://arxiv.org/abs/1901.01928>.
- [25] 刘进军, 李磊磊, 张昊宇, 等. 基于改进 YOLOv7 算法的建筑垃圾分类检测[J]. 环境工程学报, 2024, 18(1): 270-279.
- LIU Jinjun, LI Leilei, ZHANG Haoyu, et al. Construction waste classification detection based on improved YOLOv7 algorithm[J]. Journal of Environmental Engineering, 2024, 18(1): 270-279. (in Chinese with English abstract)
- [26] 杨校李, 高林, 赵晓雨, 等. 基于改进 YOLOv7-tiny 算法的输电线路螺栓缺销检测[J]. 湖北民族大学学报 (自然科学版), 2023, 41(3): 314-321.
- YANG Xiaoli, GAO Lin, ZHAO Xiaoyu, et al. Detection of bolt shortage in transmission lines based on improved YOLOv7 tiny algorithm[J]. Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition), 2023, 41(3): 314-321. (in Chinese with English abstract)
- [27] JIN X, LIU J, CHEN Z, et al. Precision control system of rice potting and transplanting machine based on GA-Fuzzy PID controller[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024(220): 108912.
- [28] 范会永, 蓝悉铭, 魏虹凤, 等. 基于模糊控制和机器学习的水泥磨机专家控制系统的开发与应用[J]. 水泥, 2023(12): 68-71.
- FAN Huiyong, LAN Ximing, WEI Hongfeng, et al. Development and application of an expert control system for cement mills based on fuzzy control and machine learning[J]. Cement, 2023(12): 68-71. (in Chinese with English abstract)
- [29] 连晋毅, 戴选涛, 尚乐. 分布驱动式纯电动汽车电子差速控制策略研究[J]. 机械设计与制造, 2024(5): 28-34, 40.
- LIAN Jinyi, DAI Xuanta, SHANG Le. Research on electronic differential control strategy for distributed drive pure electric vehicles[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2024(5): 28-34, 40. (in Chinese with English abstract)
- [30] 汤清源, 丁悦, 曾行健, 等. 基于自适应模糊 PID 的连续管作业机注入头速度控制研究[J]. 机床与液压, 2024, 52(4): 148-155.
- TANG Qingyuan, DING Yue, ZENG Xingjian, et al. Research on injection head speed control of continuous pipe operation machine based on adaptive fuzzy PID[J]. Machine Tool and Hydraulic, 2024, 52(4): 148-155. (in Chinese with English abstract)
- [31] 姜雪, 卿艮波, 黄江岚, 等. 基于注意力机制和时空信息的群组行为识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(5): 661-670.
- JIANG Xue, QING Linbo, HUANG Jianglan, et al. Group behavior recognition based on attention mechanism and spatiotemporal information[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information, 2023, 21(5): 661-670. (in Chinese with English abstract)

Design and experiment of the visual servo planting platform for phalaenopsis tissue-cultured seedlings using improved YOLOv8

YUAN Chao^{1,2}, MA Jianing¹, ZHANG Panhao¹, ZHAO Mingxue¹,
WANG Jiahao¹, WANG Jingxian³, XU Dawei^{1,2*}

(1. Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. Hebei Province Power Generation Process Simulation and Optimization Control Technology Innovation Center (North China Electric Power University), Baoding 071003, China; 3. Hebei Baisha Tobacco Co., Ltd. Baoding Cigarette Factory, Baoding 071000, China)

Abstract: Phalaenopsis has been widely popular ornamental plants, due to its unique appearance and excellent market prospects. The commonly used breeding for phalaenopsis is tissue culture at the same time. However, this task involves high repetition and labor intensity. It is still challenging to increase the production of butterfly orchids. This study aims to improve the yield of tissue culture for the labor-saving in phalaenopsis production. A visual servo platform was proposed with the robotic arm gripping. The picking and planting of tissue-cultured seedlings were realized on the conveyor belt. The visual robotic arm was constructed as a 6-degree-of-freedom robotic arm with eyes on the hand, according to the uncalibrated visual servo control. Firstly, the images were captured from the camera. Image detection was implemented to obtain the image coordinates of the roots, stems, and leaves of phalaenopsis tissue-cultured seedlings. Then, the image data was analyzed to determine the angle between the tissue-cultured seedlings and the end clamp of the robotic arm, as well as the gripping point. According to this angle, the end posture of the robotic arm was obtained during gripping. Afterward, the difference in picking point coordinates was calculated between the current and expected image for the tissue-cultured seedlings. The obtained data was then fed into the fuzzy as an input. The acceleration value was derived to control the speed at the end of the robotic arm from the input quantity. The end gripper of the robotic arm was used to track the tissue-cultured seedlings during planting. The acceleration control was utilized to remain relatively stationary in the planting experiment. The gripping of tissue-cultured seedlings was realized to estimate the posture of the gripper after tracking. The tracking speed was also maintained to plant in the given and fixed culture medium. The accuracy of the original YOLOv8 was improved to identify the roots, particularly for the diverse root morphology of Phalaenopsis tissue-cultured seedlings. AKConv and DSConv modules were introduced to extract the root features, resulting in an improved AKDS_YOLOv8. Compared with the original YOLOv8, the recognition accuracy of AKDS_YOLOv8 increased by 8.6 percentage point for seedling roots, the recall value increased by 10.7 percentage point, and the average accuracy increased by 7.4 percentage point, when the intersection-over-union ratio of the real box and the detection box was set to 50%. The recognition performance was improved significantly. A dual-input single-output fuzzy was utilized by the platform. The input was taken as the difference between the actual and expected pixel coordinates of the target, as well as the variation in this difference. The membership function was used to obtain the membership degrees of different fuzzy sets, corresponding to the difference and the variation in difference. The resulting data was then fed into the fuzzy control rule table. The image deblurring was employed to determine the acceleration at the end of the robotic arm in the direction of the conveyor belt. 80 repeated planting experiments were conducted to verify the success rate of planting. A success rate of 82.5% was achieved under the failure situations. The platform can effectively pick and plant phalaenopsis tissue-cultured seedlings on the conveyor belt, indicating the promising application value.

Keywords: phalaenopsis; tissue-cultured seedlings; YOLOv8; AKConv; DSConv; fuzzy control