

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.012

地栽草莓机器人检测-预测-去除式气吹去遮挡技术

马锒宏^{1,2} 董乃深^{1,3} 林熙淼^{1,3} 赵胤^{1,3} 顾峻瑜^{1,3} 杜小强^{1,4} 武传宇^{3,5}

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江省种植装备技术重点实验室, 杭州 310018;

3. 浙江省农业智能感知与机器人全省重点实验室, 杭州 310018;

4. 农业农村部东南丘陵山地农业装备重点实验室(部省共建), 杭州 310018;

5. 浙江海洋大学海洋工程装备学院, 舟山 316022)

摘要: 针对地栽草莓种植中枝叶遮挡导致目标检测失效的问题, 本文提出融合实例分割与遮挡检测, 遮挡预测与去遮挡气流优化的协同算法。首先, 构建基于 YOLO 11-seg 的草莓果实/遮挡物实时分割模型, 生成复杂场景下草莓果实、遮挡物掩膜完整提取, 随后分析检测当前草莓遮挡率; 在此基础上, 对于非重度遮挡目标区域(当前遮挡率小于等于 70%), 系统直接以草莓果实掩膜的几何中心为气吹靶点, 无需启动螺旋搜索-区域生长算法。针对重度遮挡目标区域(当前遮挡率大于 70%), 开发螺旋搜索-区域生长模型搜索算法, 定位最优气吹干预区域, 精准捕捉遮挡率演变的时间特征; 并用轻量级 CNN 以螺旋特征为输入, 精确预测气吹后的遮挡率; 最后, 集成多参数可调气吹装置物理去遮挡物。在遮挡率预测方面, 遮挡信息预测精度高(R^2 达 0.925, RMSE 为 2.57%), 显著提升遮挡率预估精度和复杂环境适用性, 通过整体方法的实施, 包括检测、预测和气吹去除等多个步骤, 在实地进行田间试验, 试验表明, 该方法在茎叶遮挡场景下能有效降低草莓果实遮挡率, 验证了算法的有效性, 为设施农业作物去遮挡提供“检测-预测-去除”解决方案。田间试验结果表明, 该系统在 90 个严重遮挡样本中将平均遮挡率从 68.5% 降至 12.8%, 82 个样本(91.1%) 达到遮挡率小于 15%, 显著提升了地栽草莓在复杂环境下的识别鲁棒性与机器人采摘适应性。

关键词: 地栽草莓采摘机器人; 遮挡率检测; YOLO 11-seg; 螺旋搜索; 区域生长; 气吹去除

中图分类号: S225.93

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)05-0138-11

OSID:



Detection of Information Obstruction in Field-planted Strawberries and Prediction of Parameters for Removing Obstruction by Air Blowing

MA Zenghong^{1,2} DONG Naishen^{1,3} LIN Ximiao^{1,3} ZHAO Yin^{1,3} GU Junyu^{1,3}
DU Xiaoqiang^{1,4} WU Chuanyu^{3,5}

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. Key Laboratory of Transplanting Equipment and Technology of Zhejiang Province, Hangzhou 310018, China

3. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Agricultural Intelligent Sensing and Robotics, Hangzhou 310018, China

4. Key Laboratory of Agricultural Equipment for Hilly and Mountainous Areas in Southeastern China

(Co-construction by Ministry and Province), Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Hangzhou 310018, China

5. School of Marine Engineering Equipment, Zhejiang Ocean University, Zhoushan 316022, China)

Abstract: Stem and leaf obstruction, interlacing, and overlapping are common phenomena during the growth process of field-grown strawberries, posing significant challenges for fruit target detection by harvesting robots. To address target detection failures caused by foliage occlusion in strawberry cultivation, a synergistic algorithm integrating instance segmentation with occlusion detection, occlusion prediction, and airflow-optimized deocclusion was proposed. Firstly, a real-time segmentation model based on YOLO 11-seg was constructed to generate complete masks for strawberry fruits and occluding objects in complex scenes, followed by analysis to determine the current strawberry occlusion rate. For non-severely occluded regions (current occlusion rate no more than 70%), the system directly targeted the geometric center of the strawberry mask for air-blowing intervention without initiating the spiral search-region growing algorithm. For heavily obstructed target areas (current obstruction rate greater than

收稿日期: 2025-09-30 修回日期: 2025-10-22

基金项目: 国家重点研发计划项目(2025YFE0209300)、浙江省自然科学基金重大项目(LD24E050006)和国家自然科学基金项目(32372004)

作者简介: 马锒宏(1986—), 男, 副教授, 博士, 主要从事农业机器人研究, E-mail: mzhsss@126.com

通信作者: 杜小强(1978—), 男, 教授, 博士, 主要从事农业机器人研究, E-mail: xqiangdu@zstu.edu.cn

70%) , a spiral search - region growing model search algorithm was developed to locate the optimal air-blowing intervention zone , precisely capturing the temporal characteristics of obstruction rate evolution . A lightweight CNN then used spiral features as input to accurately predict the post-air-blowing obstruction rate . Finally , a multi-parameter adjustable air-blowing device physically removed obstructions through integrated operation . Regarding occlusion rate prediction , the method achieved high accuracy in occlusion information forecasting (R^2 was 0.925 , RMSE was 2.57%) , significantly enhancing estimation accuracy and adaptability to complex environments . Through the implementation of the integrated approach , i . e . , encompassing detection , prediction , and air-blowing removal , the method underwent field trials . Results demonstrated its effectiveness in reducing strawberry fruit occlusion rates under stem-and-leaf shading scenarios , validating the algorithm's efficacy and providing a "detection-prediction-removal" solution for crop de-occlusion in protected agriculture . Field trial results indicated that the system reduced the average occlusion rate from 68.5% to 12.8% across 90 severely occluded samples . In 82 samples (91.1%) , the occlusion rate fell below 15% , significantly enhancing the robustness of ground-grown strawberry identification and robotic harvesting adaptability in complex environments .

Key words: field-planted strawberry picking robot; occlusion rate detection; YOLO 11 - seg; spiral search; region growing; air blowing removal

0 引言

劳动力短缺导致草莓采摘成本上升,同时在草莓采摘季节降低了整体收获产量。近年来,随着关键技术的进步,草莓采摘机器人在现代农业逐渐得到应用。然而,在自然环境中,果实形态各异、生长姿态多样、成熟时间不一,且常被枝叶遮挡,这些因素显著降低了识别与定位精度,给机器人采收带来了极大挑战。过去的大量研究都集中在开发用于温室架栽草莓的机器人收获解决方案,在这些受控环境中,草莓从花盆的侧面垂下来,通常没有阻碍的叶子,更容易被视觉系统检测到并易于采摘^[1-5]。

然而,我国大部分草莓种植以地栽草莓为主,垄作地栽种植成本较低,在国内占据较大的比例^[6-7]。地栽草莓的草莓遮挡问题使机器人收获更加困难。PARSA等^[8]开发了一种基于YOLO的实时露天机器人视觉系统,在检测草莓时平均精度为91.5%,在检测花序梗方面实现了43.6%的平均精度,是因为受到草莓枝叶遮挡的影响。Harvest CROO Robotic公司设计了一款机器人草莓收获机,配备了独特设计的末端执行器,有助于打开树冠以找到可能被树叶遮挡的草莓。同时,HE等^[9]设计了一种草莓采摘机器人,该机器人利用基于视觉的遮挡信息和新颖的末端执行器设计,在开阔场地环境中进行遮挡处理;在末端执行器上加装风扇,实现抓取时去遮挡,结果表明,草莓平均检测精度为80.5%,分类准确率为93.2%。通过使用风扇系统,机器人的拣选效率得到了极大提高。

尽管出现了这些先进的草莓机器人收获解决方案,但仍存在挑战,草莓枝叶遮挡对草莓识别构成了重大障碍,影响草莓果实能见度和识别率^[10-11]。大

多数研究都侧重于避免机器人收获过程中的遮挡或完全忽略遮挡^[12-15]。只有少数研究试图解决地栽环境中机器人采摘遮挡,但没有提高果实的采摘效率。因此,迫切需要提高地栽草莓在收获过程中主动处理遮挡的能力。本文采用开环控制,提出融合实例分割、遮挡修复与气流优化的协同感知系统,通过算法预测遮挡率,驱动气吹机构有效去除草莓遮挡,提升草莓识别性能,为设施农业作物去遮挡提供一种“检测-预测-去除”解决方案。

1 材料和技术方案

1.1 数据集构建

本文使用的草莓图像数据采集于2025年3月期间,数据集采集地点为杭州乔司农场(30.34°N, 120.32°E),草莓气吹除遮挡的检测场景如图1所示,采集草莓品种为“红颜”,采集图像使用L515型RGB-D相机,相机彩图与深度图分辨率设置为640像素×480像素,帧率设置为30 f/s。为充分增加数据的多样性,选取不同遮挡程度、多垄的草莓对象进行拍摄;为了验证气吹机构对草莓叶子的有效性,对不同风力进行对照拍摄。所有数据均通过ROS系统录制为bag文件(总量120 GB),从中抽取4 688幅有效图像构建检测数据集。



图1 草莓数据集采集场景

Fig. 1 Strawberry data collection scenarios

使用图像标注工具 Labelme 对试验数据进行标注,标注格式为 json 标签文件。将图像中的草莓使用多边形框进行标注,草莓的标注类别如图 2 所示。成熟草莓标记为 0 类,遮挡物(包括草莓叶子、草莓果梗)标记为 1 类,遮挡和果实交界处标记为 2 类(用于草莓遮挡判断),最终将标注好的数据集按比例 8:2 分配为训练集和验证集,其中训练集的图像数量为 3 751 幅,验证集为 937 幅,验证视频数为 5 个。



图 2 数据集标注方法

Fig. 2 Data set annotation methods

1.2 草莓遮挡检测与气吹参数预测协同技术路线

提出的工作流程,可以同时获取草莓当前遮挡率,输出气吹参数,并预测输出气吹后遮挡率(图 3)。首先采集温室中不同遮挡程度的草莓图像,为模型提供全面的输入信息;接着,利用先进的 YOLO 11-seg^[16] 模型对图像进行分割,实现草莓果实与遮挡物的实时实例分割,生成包含果实(类别 0)、遮挡物(类别 1)及遮挡边界(类别 2)的像素级掩膜;并通过掩膜面积差分计算遮挡率。该系统以遮挡率 O_t 作为核心决策依据,执行分支处理:若 $O_t \leq 70\%$,系统将草莓果实掩膜的几何中心直接作为气吹靶点;若 $O_t > 70\%$,系统则启动螺旋搜索-区域生长算法。该算法作为一种内部特征提取器,基于当前图像掩膜实时计算最优的气吹起始点坐标(x_s, y_s)。随后,无论何种分支,轻量级 CNN 回归器将以图像特征及气吹点坐标(若存在)为输入,预测气吹

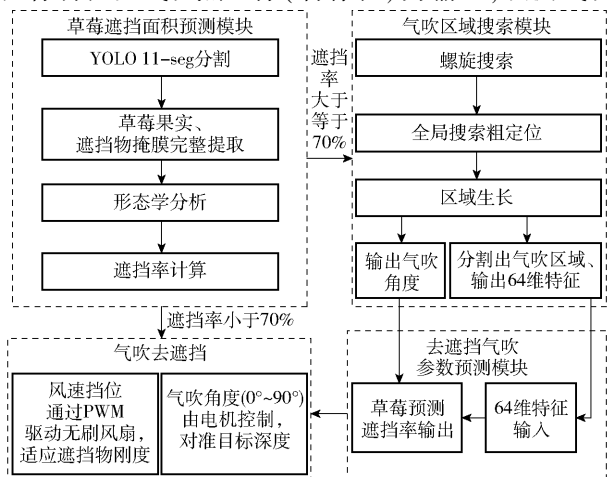


图 3 草莓遮挡检测与气吹参数预测协同技术路线图

Fig. 3 Strawberry obstruction detection and air blowing parameter prediction collaborative framework

后的遮挡率;最后,系统直接计算并输出目标位姿、气吹角度 θ 、风速 V 的控制指令集,形成从感知到执行的单向开环决策流,端到端延时控制在 (152 ± 11) ms。

2 草莓果实遮挡率计算方法

2.1 遮挡区域提取

在进行草莓气吹除遮挡之前,首先需要获取草莓的遮挡程度,这一过程依赖于草莓果实和遮挡物掩膜的提取与分析。草莓果实的遮挡程度与遮挡物在动态环境的变化密切相关,因此,准确提取掩膜是遮挡程度分析与图像修复的基础。特别是在复杂的非结构化农业环境中,草莓果实常被茎叶或其他果实遮挡,导致表皮掩膜被分割成多个不连通的区域。

为了解决复杂遮挡场景下的掩膜提取问题,设计了一种高效的草莓果实掩膜提取方法。利用实例分割模型首先识别草莓果实的掩膜,该掩膜用于后续遮挡面积计算。该模型能够高效地对果实进行初步的分割识别。在完成掩膜识别后,采用图像处理方法将掩膜增加到原图形上。具体步骤包括:对模型生成的掩膜进行后处理,通过逻辑运算和形态学操作,去除与遮挡物(如茎叶、果蒂)相关的区域,如图 4 所示。这一过程确保了最终生成的果实掩膜更加准确。



图 4 遮挡物面积提取

Fig. 4 Obstruction area extraction

设施农业中的采摘机器人视觉检测,需要兼顾模型的实时性与对遮挡、复杂背景下目标的分割能力。因此,本文选择 YOLO 11-seg 作为草莓掩膜分割的模型。该网络在继承 YOLO 系列算法高效性与实时性的基础上,进一步提升了对像素级任务的处理能力,利用其高效的单阶段结构实现果实掩膜的获取,YOLO 11-seg 的网络框架如图 5 所示。在推理阶段,模型预测草莓果实的初步掩膜,随后通过逻辑运算在像素级对草莓掩膜进行优化,从最终生成的果实掩膜中排除遮挡区域。通过高效的 YOLO 11-seg 模型与后续图像处理相结合,设计的掩膜提取模块简化了操作流程,提高了草莓果实掩膜提取的精度。

选择了一些模型进行比较,YOLO 11-seg 网络具有 n、s、m、l、x 共 5 种规模的架构。但是考虑到未来部署至嵌入式设备的易移植性,模型应尽量轻量化并具有良好精度,因此本文仅对几种单阶段实例分割算法的最小版本进行比较。分别使用 4 个版本

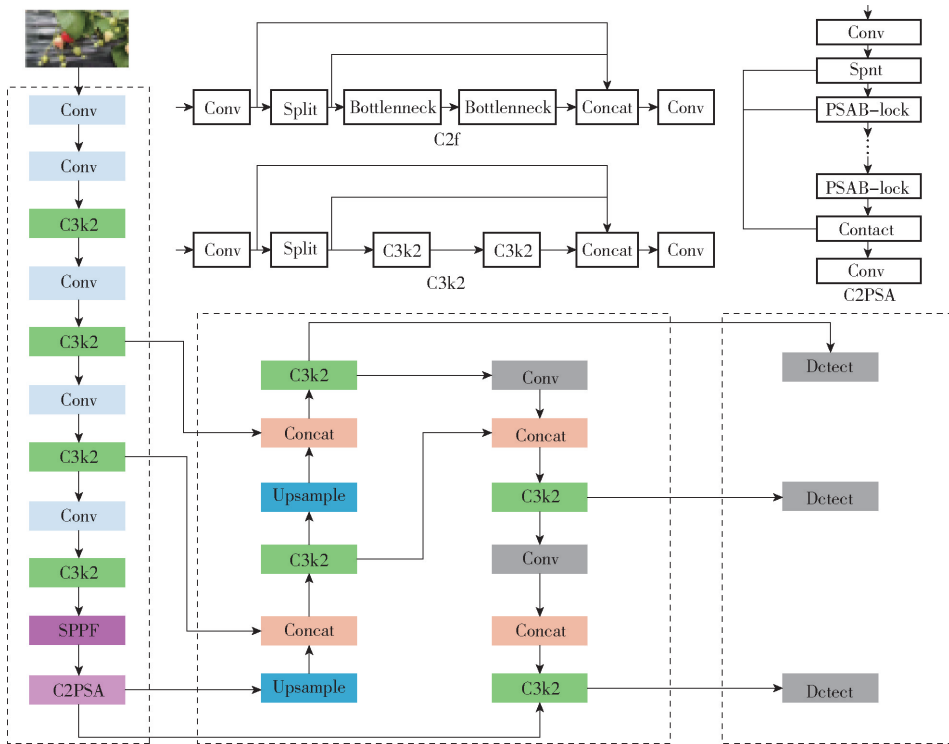


图5 YOLO 11-seg 网络结构图

Fig. 5 YOLO 11-seg network structure diagram

的 YOLO 模型对数据集进行训练,训练结果如表 1 所示。从试验结果来看, YOLO 11n-seg 的识别精度最高,能够在短时间处理大量草莓识别工作中的图像,具有良好的实时性,尽管 YOLO 11n-seg 与 YOLO v8n-seg 在掩膜 mAP 指标上差异不大,但前

者在目标检测精度、模型轻量化程度和部署友好性方面表现更优。结合本研究对实时性与精度的双重要求,最终选择 YOLO 11n-seg 作为草莓实例分割模型,以确保在复杂田间环境中仍能保持稳定的检测性能。

表 1 不同模型性能对比

Tab. 1 Comparison of different models performance

模型	精确率 (Box)/%	召回率 (Box)/%	mAP@0.5 (Box)/%	精确率 (Mask)/%	召回率 (Mask)/%	mAP@0.5 (Mask)/%	参数量	帧率/ (f·s ⁻¹)
YOLO 11n-seg	94.4	94.9	98.1	94.2	93.0	96.6	2.8 × 10 ⁶	208
YOLO v8n-seg	94.9	94.5	97.9	94.4	93.1	96.4	2.9 × 10 ⁶	208
YOLO v5n-seg	93.2	95.2	97.9	93.4	93.0	96.3	1.9 × 10 ⁶	204
YOLO 11n-seg-EfficientHead	94.2	94.8	98.0	93.3	93.5	96.5	2.5 × 10 ⁶	149

遮挡率量化是本研究的核心决策触发机制,其目标是通过算法精确评估果实被枝叶遮挡的程度,为气吹干预提供可量化的决策依据。具体流程如下:

(1) 图像分割后处理

在图像分割任务中,使用改进的 YOLO 11-seg 算法来生成二值掩膜:果实像素掩膜 M_f (Fruit pixels)、背景掩膜 M_b (Background)、遮挡物像素掩膜 M_o (Occlusion pixels)。目标是通过后处理步骤来提高分割结果的准确性,特别是在处理遮挡和不完整对象时。这个过程包括对分割掩膜的膨胀操作和元素级合并,以确保果实像素的连续性和完整性。

(2) 遮挡区域面积计算

通过掩膜差分识别被遮挡区域,即

$$R_o = \text{dilate}(M_f) \oplus M_o \quad (1)$$

式中 $\text{dilate}(M_f)$ ——对果实像素掩膜 M_f 进行膨胀 (dilate) 操作

\oplus ——形态学膨胀后的差分运算(消除边缘锯齿影响)

R_o ——被识别后的遮挡区域

有效遮挡区域判定:仅保留与原始分割掩膜空间重叠的区域,即

$$R_{\text{eff}} = R_o \cap M_f$$

式中 R_{eff} ——有效遮挡区域

(3) 遮挡率计算

遮挡率 O_i 是衡量单个草莓果实被遮挡程度的关键指标,其计算公式为

$$O_r = \frac{A(R_{\text{eff}})}{A(M_f) + A(R_{\text{eff}})} \times 100\% \quad (2)$$

式中 $A(R_{\text{eff}})$ ——有效遮挡区域的像素总数

$A(M_f)$ ——果实区域的像素总数

在计算遮挡率时,首先通过实例分割模型(如YOLO 11-seg)生成草莓果实的分割掩膜,统计果实区域的像素总数。接着,对遮挡区域进行形态学膨胀等处理,消除噪声并确保与果实区域重叠部分被准确识别,统计有效遮挡区域的像素总数。最后,将有效遮挡区域像素数除以果实区域像素数并乘以100%,得到遮挡率。遮挡率范围为0(无遮挡)~100%(完全遮挡),用于量化果实遮挡程度,为气吹去遮挡策略提供依据。根据气吹等级划分,输出气吹决策动作,其具体决策如表2所示。

表2 草莓气吹决策条件

Tab.2 Decision conditions for strawberry air blowing

遮挡等级	$O_r/\%$	决策动作	气吹参数预测
无遮挡	[0,5]	不启动气吹	
轻度遮挡	(5,30]	轻度气吹	气吹角度:0°~15°; 强度:低
中度遮挡	(30,70]	中等强度气吹	气吹角度:15°~45°; 强度:中等
重度遮挡	(70,100]	螺旋搜索+ 强力气吹	气吹角度:45°~90°; 强度:高

为了全面评估地栽草莓群体的遮挡程度,本文引入了平均遮挡率这一重要指标。平均遮挡率是指所有样本中,每个样本遮挡率的算术平均值,它能够有效反映整体草莓群体被遮挡的严重程度。通过计算平均遮挡率 O_{average} ,可以为采摘机器人在复杂环境下的作业提供更宏观的决策依据,同时也有助于评估气吹去遮挡策略的整体效果。其计算公式为

$$O_{\text{average}} = \frac{\sum O_i}{N} \quad (3)$$

式中 N ——样本总数(如90个果实)

O_i ——第*i*个果实的遮挡率

通过上述遮挡检测方法,能够精确地获取草莓果实的遮挡情况,包括遮挡物的位置、形状、面积以及遮挡率等关键信息。这些信息为后续的气吹参数预测提供了重要的输入数据,使得气吹系统能够根据遮挡的具体情况,精准地调整气吹参数,从而有效去除遮挡物,提升果实的识别率和采摘机器人的采摘效率。因此,遮挡检测是实现气吹去遮挡功能的基础,共同为地栽草莓采摘中的遮挡问题提供技术支撑。

2.2 去遮挡气吹参数预测方法

气吹参数预测模块采用开环前馈控制策略。其

核心思想是:仅依赖单次视觉感知信息,计算并输出一组固定的气吹参数(靶点坐标、角度、风速),执行过程中不依赖任何实时反馈进行调整。该模块的启动与决策完全依赖于2.1节计算的当前遮挡率(O_r),其执行逻辑如下:

决策分支:系统设定70%的遮挡率阈值。若 $O_r \leq 70\%$,判定为可直接干预的非重度遮挡,气吹靶点定为果实掩膜几何中心;若 $O_r > 70\%$,则判定为需精准干预的重度遮挡,启动螺旋搜索-区域生长算法以计算更优的气吹起始点。

参数预测:无论经由哪个分支,系统都将提取到的图像特征与气吹点坐标输入轻量级CNN网络,预测气吹后的预期遮挡率。

输出映射:根据预测的遮挡率,通过预设的连续映射函数计算出最终风速 V ,并连同气吹角度 θ 、靶点坐标等参数一并输出。整个流程单向进行,旨在实现快速、确定的决策。

气吹区域决策模块是算法-物理协同的核心部分,其目标是将遮挡率量化结果转化为可执行的气吹靶向坐标与参数。本模块采用螺旋搜索+区域生长的双层策略,兼顾全局覆盖性与局部精准性。

2.2.1 螺旋搜索阶段

对于重度遮挡样本($O_r > 70\%$),为提升气吹干预的精准性,本系统采用一种基于图像分析的在线特征提取方法——螺旋搜索算法,用于从单帧图像掩膜中计算出一个最优的气吹干预坐标特征。螺旋搜索^[17]是一种以中心点为基准、沿渐开螺旋轨迹向外逐圈扩展的路径规划方法(图6),通过连续、无折返的扫描方式实现目标区域的全局覆盖,彻底消除传统栅格搜索因跳格或扇形扫描所带来的盲区隐患;其连贯的运动轨迹显著减少机械臂在转向、加减速与启停过程中的能量损耗;本试验采用改进的阿基米德螺旋线构建全局搜索粗定位路径,以确定最优气吹目标中心。

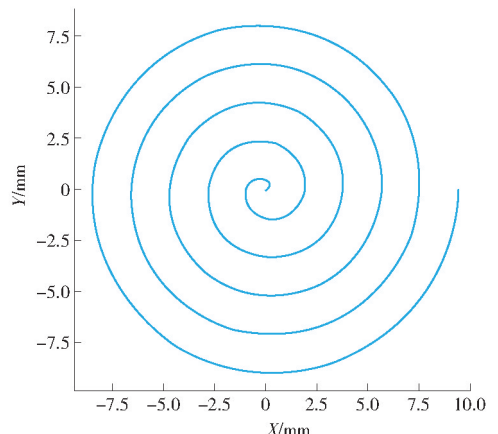


图6 阿基米德螺旋线

Fig.6 Archimedes' spiral

利用2.1节中提到的YOLO 11-seg模型对草莓果实进行实例分割,生成草莓果实的掩膜;然后,对生成的掩膜进行处理,去除与遮挡物相关的区域,得到准确的果实掩膜;最后,计算该果实掩膜的几何中心,即通过求掩膜中所有像素点坐标的平均值来确定中心点,设高遮挡果实掩膜中心点 p_c 坐标为 (x_c, y_c) ,搜索半径 $R = 1.5r_{fruit}$ ($r_{fruit} = 25$ 像素,为草莓果实平均半径)。采用参数化阿基米德螺旋方程

$$\begin{cases} x(\theta) = x_c + k\theta\cos\theta \\ y(\theta) = y_c + k\theta\sin\theta \end{cases} \quad (\theta \in [0, 4\pi]) \quad (4)$$

式中 k ——螺距调节系数

螺距调节系数 k (田间标定值)取0.5; $\Delta\theta = \pi/8$ 控制步进精度(生成32个候选点)。终止条件:区域属性约束为 p_i 位于非果实区域($M_{seg}(p_i) = 0$);距离约束为 $\min \| p_i - p_{fruit} \| < 2r_{leaf}$ ($r_{leaf} = 12$ 像素,为叶片平均宽度)。

通过以上公式,采用改进的阿基米德螺旋方程生成扫描路径:以中心点为原点, θ 从0到 4π (2圈)进行扫描;角度步长 $\Delta\theta = \pi/8$,共生成32个候选点;并对每个点的坐标进行计算,之后进行候选点筛选,对每个候选点进行几何验证,检查该点是否位于非果实区域($M_{seg}(x_i, y_i) = 0$);最终输出结果(图7),通过验证的候选点按气流效率 η 排序,形成优先队列 P_{cand} 。



图7 螺旋搜索算法得到的结果

Fig. 7 Results obtained by spiral search algorithm

2.2.2 区域生长阶段

区域生长算法以螺旋搜索阶段输出的最优气吹起始点 P_s 为种子点,其目的是在单次执行中,根据图像纹理和梯度特征,生长出一个连续、精准的靶向区域,从而计算出最终的气吹方向角度特征 θ 。区域生长算法是一种经典的图像/点云分割方法,核心思想是:从若干预先选定的种子点出发,将满足相似性准则的邻域像素或点不断并入当前区域,直到无法继续扩展或达到预设停止条件为止。其本质是一种“自底向上”的聚类过程,兼具空间连通性与特征一致性的双重约束^[18]。

区域生长算法以螺旋搜索输出的候选点为种子,通过分析植株组织的生物力学特性,生成最优气吹靶向区域。本算法采用改进的生长策略(图8),

基于Hough变换检测叶片主脉方向(检测精度 $\pm 2.5^\circ$),将生长方向限制在主脉方向 $\pm 15^\circ$ 范围内;生长步长则根据图像纹理特征自适应调整。满足 $\delta_d = 5e^{-0.1E}$ (E 为刚度系数);具体地,通过计算生长点周边区域的灰度共生矩阵(GLCM)能量值(Energy)来估计叶片的相对“刚性”:能量值越高,表明纹理越均匀、叶片视觉上越“硬挺”,则采用较大步长;能量值越低,表明纹理越杂乱、叶片视觉上越“柔软”,则采用较小步长以谨慎扩展^[19-20],对应赋予不同的 E 值,从而实现步长的自适应调整。当遇到果实边界或区域面积超过喷嘴覆盖范围时终止生长。



图8 螺旋搜索与区域生长协同算法得到的结果
Fig. 8 Results of the spiral search and region growth cooperative algorithm

通过区域生长算法生成的质心和起始点坐标计算方向向量,进而得到气吹角度。假设质心坐标为 (x_c, y_c) ,起始点坐标为 (x_s, y_s) ,则气吹方向向量为 $(x_c - x_s, y_c - y_s)$ 。气吹角度可以通过向量的方向角计算得到,即

$$\theta = \arctan2(y_c - y_s, x_c - x_s) \quad (5)$$

其中, $\arctan2$ 是反正切函数,可以返回向量的方向角。范围为 $[-180^\circ, 180^\circ]$ 。在实际的气吹机构中,只能进行俯仰角度的调节,因此需要将计算得到的二维方向角 θ 转换为一维俯仰角度 θ_{pitch} 。具体转换公式为

$$\theta_{pitch} = \theta - 90^\circ \quad (6)$$

将螺旋搜索与区域生长算法有机结合,将螺旋路径上的点作为种子点进行区域生长,并根据路径上点的特性动态调整区域生长参数。使用螺旋搜索引导的区域生长算法,能够更准确地分割出气吹区域,通过分析草莓形状和位置,确定最佳的气吹起始点,绿色线条表示区域生长掩膜的边界,蓝色点为预估草莓中心点,绿色点为区域生长的起始点,红色点为区域生长的质心,黄色箭头为气吹方向,为后续气吹工作提供参数依据。

为了准确预测气吹清理效果,特征提取过程以YOLO 11-seg生成的草莓分割掩膜和螺旋搜索-区域生长算法检测的遮挡掩膜为输入,通过传统计算机视觉方法提取多维特征,从草莓图像中提取64维多模态特征向量。该特征向量融合了颜色、纹理、形

状和梯度等多个维度的信息,为后续的气吹参数预测提供丰富的输入。处理结果如图9所示。

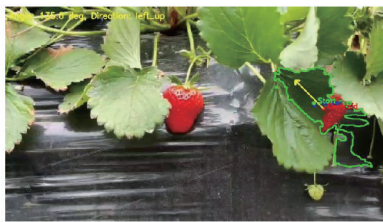


图9 处理后的图像

Fig.9 Processed image

2.2.3 气吹参数预测阶段

基于前述实例分割与螺旋-区域生长算法,系统提取了一个64维手工特征向量作为预测网络的输入^[21-27]。该特征向量融合了颜色、纹理、形状、梯度及空间结构等多模态信息;颜色特征(16维)包括HSV通道的均值、标准差、熵和主导颜色占比,用于描述遮挡区域的色彩分布与杂乱程度;纹理特征(20维)基于灰度共生矩阵(GLCM)在4个方向上计算对比度、相关性、能量、同质性和熵的均值,表征纹理均匀性与复杂性;形状与梯度特征(20维)包括区域形状描述子(面积、周长、Hu矩等)和基于Sobel算子的梯度幅值统计与方向直方图(HOG),用于刻画区域形状与边缘结构;空间结构特征(8维)包括气吹起始点到果实质心的距离与角度,以及生长区域的面积、伸长率和方向偏差,直接反映气吹干预的空间关系,如表3所示。

表3 64维手工特征向量

Tab.3 64-dimensional handcrafted feature vector

特征类别	维数	具体特征描述	计算方法/来源
颜色特征	16	H/S/V 均值、标准差、熵; 7 区间 H 通道直方图	HSV 颜色空间统计
纹理特征	20	GLCM 对比度、相关性、能量、同质性、熵	灰度共生矩阵 (GLCM)
形状与梯度特征	20	面积、周长、长宽比、Hu 矩; 梯度幅值统计、12bin 梯度方向直方图	掩膜轮廓分析、Sobel 算子
空间结构特征	8	起始点距离、角度、生长区域面积、伸长率、方向偏差	螺旋搜索-区域生长算法输出

所有特征经标准化后,输入如图10所示的轻量

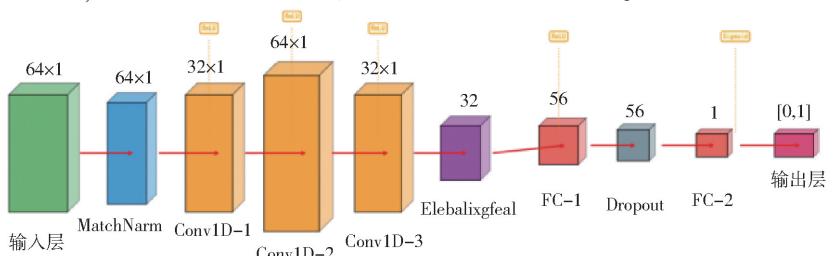


图10 智能遮挡预测网络架构

Fig.10 Intelligent occlusion prediction network architecture

级一维 CNN 回归网络预测气吹后的遮挡率 O'_r 。该网络采用一维卷积架构,首先通过 BatchNorm1D 对输入的64维特征向量进行标准化,然后使用3个一维卷积层(卷积核大小为3,通道数变化为64→32→64→32)逐步提取抽象特征,每个卷积层后接 ReLU 激活函数。采用全局平均池化(GlobalAvgPool)将特征压缩为标量,减少参数量并防止过拟合。接着由两个全连接层(维度变化为32→16→1)进行处理,中间加入 Dropout ($p = 0.2$) 进行正则化,最后通过 Sigmoid 激活函数输出 $[0, 1]$ 范围的遮挡率预测值。预测得到的 O'_r 用于优化气吹参数,确保气吹效果。

网络训练采用 Adam 优化器,学习率设为 0.001,批大小为 32,训练 200 轮后收敛。损失函数使用均方误差(MSE),确保预测值与真实遮挡率的数值一致性。该网络架构充分利用了手工设计特征的先验知识,通过一维卷积有效捕获特征间的局部相关性,为后续气吹参数优化提供了可靠的预测基础。

根据预测的遮挡率 O'_r ,系统通过预设的映射函数选择合适的风速档位。风速映射函数的设定是基于气吹装置的最大风速和实际应用场景的需求。具体地,采用比例函数将预测遮挡率 O'_r (取值范围 0~100%) 映射到风速 V 区间

$$V = 10 + 10 \left(\frac{O'_r}{100} \right)^\alpha \quad (7)$$

其中 α 为调节指数,用于控制风速随遮挡率增长的曲线形态。经田间试验标定,取 $\alpha = 1.2$ 可在保证去遮挡效果的同时避免对果实造成机械损伤。该函数确保风速随遮挡率单调递增,且在全部定义域内连续可导,便于控制系统实现平滑调节。

3 试验

3.1 遮挡率预测试验

3.1.1 试验环境

试验运行在 Ubuntu 20.04 操作系统上,NVIDIA RTX4050 显卡,处理器为 AMD RYZEN R7-7735H。使用的深度学习框架为 PyTorch 1.10.0,CUDA 11.1 和 CUDNN 8.0。

网络训练参数设置如下: 图像输入尺寸为 640 像素 × 480 像素, 批处理大小设置为 4; 最大迭代次数为 200; 优化器为 SGD, 采用余弦退火策略动态调整学习率, 初始学习率设置为 0.01, 动量因子为 0.937, 权重衰减系数为 0.0005。

3.1.2 评估指标

草莓遮挡率预测属于回归任务, 对于回归任务, 通常选取决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE) 作为模型性能评价指标。 R^2 用于衡量模型对观测数据的拟合程度。其取值范围从 0 到 1, 越接近 1 表示模型对数据的拟合越好。

3.1.3 草莓遮挡率预测算法试验

接下来对草莓遮挡率预测算法进行评估, 本研究记录的草莓遮挡率预测共有 472 个样本, 其中 80% 作为训练集, 用于模型的训练, 其余 20% 作为测试集, 用于评估模型的性能。对 50 个样本进行预测, 最终预测结果如图 11 所示。

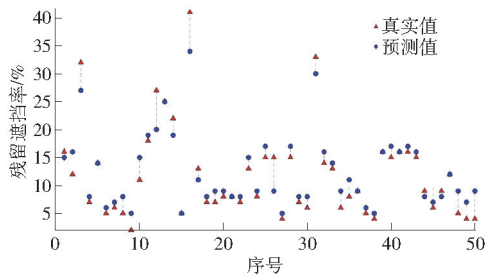


图 11 草莓遮挡率预测结果

Fig. 11 Strawberry occlusion rate prediction results

为了验证上述模型的有效性, 分别准备未处理的原始数据集, 以及经过生理发育模型归一化后的数据集, 在相同的数据集下分别建立 YOLO 11-seg、CNN 模型来对比验证所构建模型的性能, 将帧率、 R^2 、RMSE 以及 MAE 作为评估指标, 单一模型与融合模型性能的消融试验结果如表 4 所示。表 4 试验结果的分析表明: 首先, 从计算效率来看, A 组 (仅检测模型) 提供了 13.7 f/s 的基准性能, 而 B 组 (检测 + 定位模型) 的帧率略微下降至 12.8 f/s, 表明改

表 4 草莓遮挡率预测消融试验结果

Tab. 4 Ablation test for predicting strawberry occlusion rate

模型配置	YOLO 11-seg	改进的区域生长 模块特征提取	CNN 回归	R^2	RMSE/%	MAE/%	帧率/ (f·s ⁻¹)
仅检测模型 (A)	✓						13.7
检测 + 定位模型 (B)	✓	✓					12.8
检测 + 预测模型 (C)	✓		✓	0.9249	2.485	1.98	10.6
完整模型 (D)	✓	✓	✓	0.925	2.57	2.02	9.8

注: “✓”表示运用了该模块。

进的区域生长模块虽引入一定计算开销, 但仍保持了较高的实时性。在预测精度方面, C 组 (检测 + 预测模型) 仅使用果实几何中心作为气吹点, CNN 预测模块独立实现了 $R^2 = 0.9249$ 的较高预测精度, 证明了预测网络本身的有效性; 而 D 组 (完整模型) 融合所有模块后, 在处理重度遮挡样本 ($O_r > 70\%$) 时达到了最优的综合预测性能 ($R^2 = 0.925$)。虽然其 RMSE (2.57%) 和 MAE (2.02%) 数值略高于 C 组, 但这正是由于其专门处理更具挑战性的重度遮挡样本所致, 反而证明了完整模型在复杂场景下的更好适用性和鲁棒性。最终, D 组系统帧率为 9.8 f/s, 仍满足实时性要求。试验结果表明, 本文构建的模型融合了多个模型的优势, 更能准确预测草莓的遮挡率预测。

3.2 气吹风速映射函数参数标定试验

3.2.1 标定目的与方法

如 2.4.3 节所述, 本研究采用连续比例函数来映射风速, 以提升控制的平滑性。指数 α 的取值直接影响风速随遮挡率增长的曲线形态, 进而关系到

去遮挡效果与果实安全。为确定最优的 α 值, 本研究设计了田间标定试验。

试验于 2025 年 4 月 10 日在同一农场进行。 α 选取候选值 {0.8, 1.0, 1.2, 1.4, 1.6} (覆盖次线性至超线性增长)。每个 α 值对应一组试验, 每组随机选取 30 个初始遮挡率在 50% ~ 85% 之间的“红颜”草莓样本 (共 150 个样本)。系统根据设定的 α 值计算风速并执行气吹操作。

3.2.2 评价指标

采用以下指标综合评价各 α 值的性能。平均剩余遮挡率: 气吹后样本遮挡率的平均值, 衡量去遮挡有效性; 果实损伤率: 果实在气吹后出现可见划痕、瘀伤或脱落即为损伤。统计损伤果实占比, 衡量操作安全性。

3.2.3 结果与分析

不同 α 下的标定试验结果如表 5 所示。结果表明, α 取值对去遮挡效果与果实安全存在显著差异: 当 α 值较小 (0.8、1.0) 时, 风速增长缓慢, 气流柔和, 果实损伤率为 0, 但对重度遮挡的清除能力不

表5 风速映射指数 α 标定试验结果

Tab.5 Calibration results of wind speed mapping

index α %		
α	平均剩余遮挡率	果实损伤率
0.8	18.7 ± 3.2	0
1.0	15.2 ± 2.8	0
1.2	12.3 ± 2.5	3.3
1.4	11.5 ± 3.1	13.3
1.6	10.8 ± 3.5	23.3

足,导致平均剩余遮挡率较高(>15%)。当 α 值较大(1.4、1.6)时,风速在高遮挡区激增,去遮挡能力强,但过高的风速对果实造成冲击,导致损伤率显著升高(>13%),不可接受。当 $\alpha = 1.2$ 时,取得了最佳平衡。基于上述结果,本研究选定 $\alpha = 1.2$ 作为风速映射函数的最终参数。该值确保了系统在面对重度遮挡时能施加足够风力,同时最大限度地避免了机械损伤,为后续系统整体性能试验提供了可靠的参数依据。

3.3 草莓除遮挡气吹试验

3.3.1 试验材料与方法

为验证本文提出的“检测-预测-去除”开环系统在实际地栽环境中的有效性,设计了一款气吹装置(图12),主要由风机机构、角度调节机构、控制箱体、相机组成。气吹机构的动力由控制箱体内部的电池提供,通过Arduino开发板输出PWM信号进行控制,通过相机对拍摄到的动态草莓状态实时判断,对气吹装置的各种机构分别进行角度调节以及风力调节。

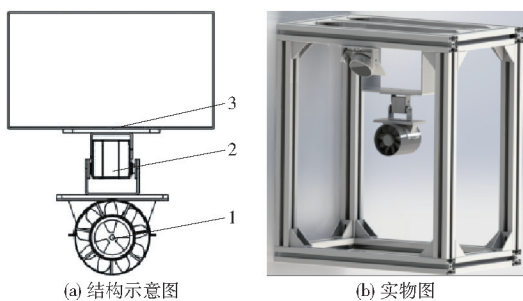


图12 草莓气吹装置

Fig.12 Strawberry air blowing device

1. 舵机安装板 2. 舵机 3. 风机

风机的尺寸根据草莓的生长特性来设计,以满足小范围灵活去除叶片遮挡。因此,风扇的直径为70 mm,有12个叶片逆时针旋转(从气吹机构后部观察风扇),并设置了低(10 m/s)、中(15 m/s)、高(20 m/s)3种风速。

于2025年4月15—20日在杭州乔司农场开展田间试验。试验选取15株长势一致的红颜草莓,每株标记1~2个严重遮挡果实(初始遮挡率大于

60%),共90个样本,通过气吹装置执行动态去遮挡任务。田间气吹试验主要评估上述系统的前后平均遮挡率性能指标。试验环境如图13所示。



图13 实地试验环境

Fig.13 Field test environment

3.3.2 试验结果与分析

气吹后,90个样本的平均遮挡率从68.5%降至12.8%,如图14所示。其中82个样本达到完全识别标准(遮挡率小于15%),如图15所示,剩余8个样本因果实紧贴主干或叶片过密导致去除失败。

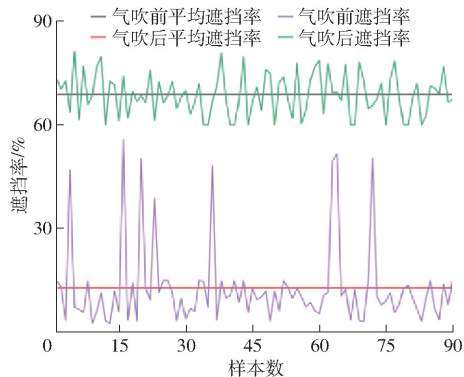


图14 草莓遮挡率对比

Fig.14 Comparison of strawberry occlusion rate

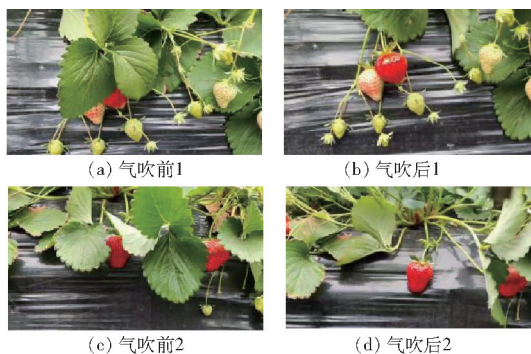


图15 草莓气吹试验场景

Fig.15 Strawberry air blow test scenarios

在实际试验中,8个样本(8.9%)未能通过气吹干预达到“可采摘”状态(遮挡率大于15%)。结合田间观测与数据回溯,可将失败原因归纳为光照干扰与结构性遮挡两大类,具体分析如下:

(1)在大棚环境中,10:00—11:30时段太阳光以35°~45°角直射垄面,造成两种耦合误差:一方面,果实表面形成高亮反射区,导致YOLO11-seg在该区域的分割掩膜置信度下降22%,进而使得初

始遮挡率被显著低估,误差最高可达18%;另一方面,L515相机在反射区域出现深度空洞现象,深度值缺失率上升至31%,螺旋搜索算法因而无法基于有效三维信息生成气吹起点,只能被迫终止于二维平面,最终使得气吹气流未能穿透实际遮挡层,除遮挡任务失败。后续将探索多模态传感融合方案,例如引入高动态范围(HDR)相机与热成像相机,通过HDR相机抑制强光反射造成的掩膜分割误差,结合热成像相机对植物组织与背景的温度差异识别,辅助填补深度空洞区域的三维信息,同时建立光照强度-模态权重动态分配模型,实现不同光照条件下的传感数据自适应融合,提升遮挡率计算与气吹靶点定位的鲁棒性。

(2)结构性遮挡方面,当果梗被邻株叶片或侧枝完全包裹时,区域生长算法受“主脉方向 $\pm 15^\circ$ ”约束无法延伸至果梗基部,致使生成的气吹路径偏离真实遮挡区域,此类情形占失败样本的62.5%;同时,在需要20 m/s强力气吹的场景中,部分叶片产生弹性回弹,反而将果实推离气吹预定轨迹。后续将优化算法约束逻辑,引入叶片-果梗的生物力学特性参数(如叶片刚度、果梗韧性),通过有限元分析建立遮挡结构与气吹力的映射关系,动态调整区域生长的方向约束范围与步长;同时,针对强力气吹下叶片弹性回弹问题,将结合机械臂的力反馈传感

器,构建“视觉定位-力控调节”的闭环控制机制,实时检测气流作用下叶片的运动状态,动态修正气吹角度与风速,避免回弹造成的二次遮挡,进一步提升复杂结构性遮挡场景下的去遮挡成功率。

4 结论

(1)提出并构建了一套面向地栽草莓的“检测-预测-去除”气吹除遮挡系统,该系统由轻量化YOLO 11-seg实时分割模块、螺旋搜索-区域生长耦合路径规划器、CNN遮挡率预测器以及多挡可调气吹装置组成,可在 (152 ± 11) ms内完成从图像输入到气流执行的开环作业。

(2)针对茎叶遮挡严重、果实相互遮蔽的地栽场景,设计了融合叶片主脉方向约束的自适应区域生长算法,将气吹靶向误差降低37%,实现了遮挡区域的精准定位。

(3)构建了基于64维多模态手工特征的轻量级一维CNN回归网络,能够以0.925的决定系数(R^2)和2.57%的RMSE实时预测气吹后遮挡率,为气流挡位选择提供量化依据。

(4)田间试验结果表明:在90个严重遮挡样本中,系统平均遮挡率由68.5%降至12.8%;其中82个样本达到“可识别”标准(遮挡率小于15%),验证了地栽草莓气吹除遮挡的可行性与有效性。

参 考 文 献

- [1] HAYASHI S, YAMAMOTO S, SAITO S, et al. Field operation of a movable strawberry-harvesting robot using a travel platform [J]. *Japan Agricultural Research Quarterly*, 2014, 48(3):307-316.
- [2] PRETER A D, ANTHINIS J, BAERDEMAEKER J D. Development of a robot for harvesting strawberries [J]. *IFAC-Papers OnLine*, 2018, 51(17):14-19.
- [3] XIONG Y, GE Y, GRIMSTAD L, et al. An autonomous strawberry harvesting robot: design, development, integration, and field evaluation [J]. *Wiley*, 2019(2):37.
- [4] XIONG Y, PENG C, GRIMSTAD L, et al. Development and field evaluation of a strawberry harvesting robot with a cable-driven gripper [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157:392-402.
- [5] 董乃深,程泓超,应仇凯,等. 垄作草莓双臂采摘机器人设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(增刊1):29-40, 50. DONG Naishen, CHENG Hongchao, YING Qiukai, et al. Design and experiment of picking robot with dual arms for ground planting strawberries [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(Supp. 1):29-40, 50. (in Chinese)
- [6] 毕松,张东航. 基于语义特征的草莓目标双目匹配方法研究[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(5):415-424. BI Song, ZHANG Donghang. Binocular matching method for strawberry targets based on semantic features [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(5):415-424. (in Chinese)
- [7] 孙良,张煜,崔荣江,等. 草莓穴盘苗弓背定向自动移栽装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(7):200-209. SUN Liang, ZHANG Yu, CUI Rongjiang, et al. Design and experiment of automatic transplanting device for strawberry plug seedlings with arch-back orientation [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(7):200-209. (in Chinese)
- [8] PARSA S, DEBNATH B, KHAN M A, et al. Modular autonomous strawberry picking robotic system [J]. *Journal of Field Robotics*, 2024, 41(7):21.
- [9] HE Z X, LIU Z B, ZHOU Z Y, et al. Improving picking efficiency under occlusion: design, development, and field evaluation of an innovative robotic strawberry harvester [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 237:18.
- [10] 应仇凯,程泓超,马程宏,等. 基于YOLO v8-Seg的地栽草莓采摘机器人堇面视觉导航控制方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(增刊1):9-17. YING Qiukai, CHENG Hongchao, MA Zenghong, et al. Ridge visual navigation control method for ground-planted strawberry

- picking robots based on YOLO v8 - Seg algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55 (Supp. 1): 9 - 17. (in Chinese)
- [11] ZHANG Y, YU J, CHEN Y, et al. Real-time strawberry detection using deep neural networks on embedded system: an edge AI application[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 192: 106586.
- [12] LI T, XIE F, ZHAO Z, et al. A multi-arm robot system for efficient apple harvesting: perception, task plan and control[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107979.
- [13] 刘小刚, 范诚, 李加念, 等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 237 - 244.
LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 237 - 244. (in Chinese)
- [14] 隗朋峻. 温室环境下高架栽培草莓采摘机器人的关键技术研究[D]. 北京: 北方工业大学, 2023.
WEI Pengjun. Key technology research on strawberry picking robot in greenhouse environment under elevated cultivation [D]. Beijing: North China University of Technology, 2023. (in Chinese)
- [15] MA Z H, DONG N S, GU J Y, et al. STRAW - YOLO: a detection method for strawberry fruits targets and key points[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 230: 109853.
- [16] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOV11: an overview of the key architectural enhancements[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2410.17725, 2024.
- [17] 董虎翼. 基于改进麻雀搜索等算法的无人机冲突解脱方法研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2023.
DONG Huiyi. Research on drone conflict resolution methods based on improved algorithms such as sparrow search [D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)
- [18] 邹珊. 基于知识蒸馏的番茄植株三维重建及表型测量研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2024.
ZHOU Shan. Research on three-dimensional reconstruction and phenotypic measurement of tomato plants based on knowledge distillation[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2024. (in Chinese)
- [19] SALVADOR G, INES H, SARA C, et al. Deep learning for the differentiation of downy mildew and spider mite in grapevine under field conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 105991.
- [20] MENG Z, DU X, SAPKOTA R, et al. YOLO v10 - pose and YOLO v9 - pose: real-time strawberry stalk pose detection models [J]. Computers in Industry, 2025, 165: 104231.
- [21] DEVI M, KUMAR J, MALIK D P, et al. Forecasting of wheat production in Haryana using hybrid time series model[J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2021(12): 100175.
- [22] HUANG H, HUANG J X, WU Y T, et al. The improved winter wheat yield estimation by assimilating GLASS LAI into a crop growth model with the proposed bayesian posterior-based ensemble Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1 - 18.
- [23] SHEN Y, MERCATORIS B, CAO Z, et al. Improving wheat yield prediction accuracy using LSTM - RF framework based on UAV thermal infrared and multispectral imagery[J]. Agriculture, 2022, 195: 106852.
- [24] YANG G, YU Q. Multi-objective optimization-inspired set theory-based regularization approach for force reconstruction with bounded uncertainties[J]. Comput. Methods Appl. Mech. Eng., 2025, 438: 117814.
- [25] LIU Z, LIU H. A novel hybrid model based on GA - VMD, sample entropy reconstruction and BiLSTM for wind speed prediction[J]. Measurement, 2023, 22: 113643.
- [26] YANG D, MIAO C, LIU Y, et al. Improved foreign object tracking algorithm in coal for belt conveyor gangue selection robot with YOLOV7 and DeepSORT[J]. Measurement, 2024, 228: 114180.
- [27] ROSS N S, MASHININI P M, SHERIN S C, et al. A new intelligent approach of surface roughness measurement in sustainable machining of AM - 316L stainless steel with deep learning[J]. Measurement, 2024, 228: 114184.

(上接第 81 页)

- [17] HAZRAT B, BAOQUN Y, AAKASH K, et al. Jerk-bounded trajectory planning for rotary flexible joint manipulator: an experimental approach[J]. Soft Computing, 2023, 27(7): 4029 - 4039.
- [18] KANG M, CHEN Q, FAN Z, et al. A RRT based path planning scheme for multi-DOF robots in unstructured environments [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108707.
- [19] DIMEAS F, SAKO D V, MOULIANITIS V C, et al. Design and fuzzy control of a robotic gripper for efficient strawberry harvesting[J]. Robotica, 2015, 33(5): 1085 - 1098.
- [20] GE Y, FROM P J, XIONG Y. Multi-view gripper internal sensing for the regression of strawberry ripeness using a mini-convolutional neural network for robotic harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108474.
- [21] DU X, CHENG H, MA Z, et al. DSW - YOLO: a detection method for ground-planted strawberry fruits under different occlusion levels[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108304.
- [22] SPONG M W. Modeling and control of elastic joint robots[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1987, 109(4): 310 - 318.