doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.006

垄作草莓双臂采摘机器人系统设计与试验

刘旭赞[1]　崔　浩[1]　马于雯[1]　杨朔飞[1]　宋正河[1,2]

(1.中国农业大学工学院, 北京 100083; 2.智能农业动力装备全国重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对垄作草莓采摘中的空间受限、叶片遮挡与果实易损难题,研制了集成四驱移动平台、六自由度机械臂、RGB-D 相机、气泵驱动柔性三指夹爪及低压无刷涵道式鼓风机的四驱双臂采摘机器人系统,通过鼓风机吹散遮挡叶片使果实暴露。提出 YOLO v8-seg-PCA-ICP 三级框架实现果实实例分割与姿态估计,融合 RRT* 和 B 样条插值生成振动抑制平滑轨迹。试验表明,YOLO v8-seg 的 mAP@0.5 达 92.7%,其中遮挡果实识别 mAP@0.5 为 87.5%,姿态估计总体正确率 71.8%,平均角度误差 9.7°±6.6°。路径经 B 样条插值处理后有效抑制了关节振动,轨迹平滑无突变。温室采收试验中,采收成功率为 86.5%,其中无遮挡与遮挡条件下分别为 88.1% 和 71.4%,单果平均耗时 9.6 s,孤立果实无损采摘率 86.8%。结果表明,该系统在复杂垄作环境中具有良好的作业性能,为垄作草莓机械化采收提供了可行方案。

关键词: 草莓; 采摘机器人; 姿态估计; 路径规划; YOLO v8-seg-PCA-ICP; RRT* 算法

中图分类号: S23　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)05-0071-11　　**OSID**:

Design and Experiment of Dual-arm Picking Robot System for Strawberries on Ridge

LIU Xuzan[1]　CUI Hao[1]　MA Yuwen[1]　YANG Shuofei[1]　SONG Zhenghe[1,2]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *State Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of limited space, leaf occlusion, and fruit fragility in ridge-cultivated strawberry harvesting, a four-wheel drive (4WD) dual-arm picking robot system was developed. The system integrated a 4WD mobile platform, 6-DOF robotic arms, an RGB-D camera, an air pump-driven flexible three-finger gripper, and a low-voltage brushless ducted blower, with the blower specifically designed to disperse occluding leaves and expose fruits. A three-stage framework (YOLO v8-seg-PCA-ICP) was proposed to enable accurate fruit instance segmentation and pose estimation. For trajectory planning, the rapidly-exploring random tree star (RRT*) algorithm was integrated with B-spline interpolation to generate smooth, vibration-mitigated picking trajectories. Experimental results demonstrated that YOLO v8-seg achieved an mAP@0.5 of 92.7%, with 87.5% accuracy for occluded fruits. The overall accuracy of pose estimation reached 71.8%, with an average angular error of 9.7°±6.6°. After B-spline interpolation, the path generated by RRT* exhibited no abrupt variations and effectively mitigated joint vibrations. In greenhouse harvesting trials, the robot achieved an overall harvesting success rate of 86.5%, with 88.1% for non-occluded fruits and 71.4% for leaf-occluded fruits. The average time per fruit was 9.6 s, and the undamaged picking rate for isolated fruits was 86.8%. These results demonstrated that the proposed system delivered excellent operational performance in complex ridge cultivation environments, providing a feasible solution for the mechanized harvesting of ridge cultivated strawberries.

Key words: strawberry; picking robot; posture estimation; path planning; YOLO v8-seg-PCA-ICP; RRT* algorithm

收稿日期: 2025-09-19　修回日期: 2025-10-10

基金项目: 山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2023CXGC010715-01)和国家自然科学基金项目(52305042)

作者简介: 刘旭赞(1996—),男,博士生,主要从事农业装备设计研究,E-mail: BS20213070598@cau.edu.cn

通信作者: 宋正河(1973—),男,教授,博士,主要从事农业装备设计研究,E-mail: songzhenghe@cau.edu.cn

0 引言

垄作草莓是我国草莓生产的主要栽培模式,其种植规模大、经济效益高,但劳动力成本持续上涨和季节性用工难问题日益突出,实现机械化采摘对于产业可持续发展具有重要意义[1-4]。研制高效、低损的草莓采摘机器人已成为农业装备领域的研究热点。

国外草莓采摘机器人研究起步较早并开发出多代样机[5-6],但其设备多针对高架栽培模式,难以适应我国小垄密植的温室环境。国内研究目前也以高架环境为主,多采用结构简单的笛卡尔臂[7-10],在复杂垄作条件下的灵活性与适应性不足。近年来,虽有研究开始探索垄作模式并在视觉识别与双臂构型方面取得进展[11-12],但在果实精准姿态估计与机械臂振动抑制等关键环节仍存在明显技术瓶颈。

在视觉感知方面,YOLO v8-seg 等算法可有效实现果实分割,为姿态估计提供可靠的几何先验[13]。然而,现有研究多基于掩膜采用惯性主轴、点云法向量或旋转边界框等方法估计姿态[14-15],所得结果仅反映果实上表面主轴,与贯通花萼-果尖的真实纵轴存在显著偏差,导致机械爪抓取方向偏离实际轴线,采摘误差增大。在运动控制方面,柔性臂关节在运动过程中易产生弹性振动,末端晃动严重降低定位精度[16]。RRT 算法[17]虽能快速生成可行路径,但仅保证“有解”。RRT* 虽引入局部重连与代价重写,但若未充分考虑关节柔性动力学特性,仍难以有效抑制振动。

针对垄作草莓采摘损伤大、遮挡处理弱、机械臂灵活性不足以及路径不平滑等问题,本文设计了一种适用于垄作草莓种植模式的双臂采摘机器人系统,主要包括:采用六自由度机械臂与柔性夹爪,提升系统灵活性及抓取包容性;提出 YOLO v8-seg-主成分分析法(Principal components analysis, PCA)-迭代最近点(Iterative closest point, ICP)框架,实现果实真实生物主轴线的精确估计;设计 RRT*-B 样条插值算法,抑制机械臂振动,提升运动平稳性;开发对称双臂构型并集成涵道鼓风机,主动处理叶片遮挡,提升复杂环境适应性。

1 垄作草莓的农艺标准和生物学特性

垄作草莓的农艺标准与生物学性状是双臂采摘机器人设计的核心约束。为系统性地刻画其生物学特性、垄作模式及果实空间分布规律,以主栽品种“红颜”为对象,先后于北京市昌平区、河北省辛集市及天津市津南区开展定点调查,为机器人结构优化与作业策略制定提供精准依据。

1.1 垄作草莓的农艺标准

本研究的硬件设计与作业策略基于国内主流的塑料大棚垄作栽培模式。如图 1a 所示,棚内北侧留有宽度为 90 cm 的作业通道,用于人员和设备通行。栽培垄的标准化尺寸示意图如图 1b 所示,其中垄顶宽 W_t 为 40~50 cm、垄底宽 W_β 为 60~70 cm、垄高 H 为 30~50 cm、垄沟宽 W_f 为 30~35 cm、株距 P_s 为 20~25 cm、行距 P_r 为 15~20 cm。该模式是机器人移动平台轮距、离地间隙及机械臂工作范围设计的核心依据。此外,垄面覆盖的黑色地膜在保湿保温的同时,也为果实分割提供了高对比度的背景,有效提升了识别算法的鲁棒性。

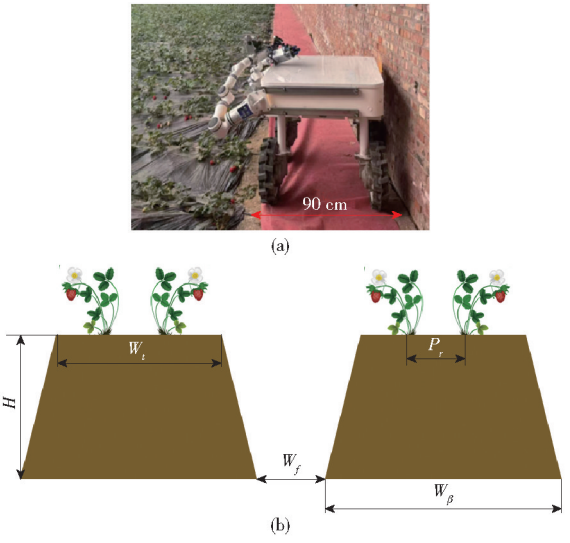


图 1 垄作草莓农艺标准

Fig. 1 Strawberry agronomic standards for ridge planting

1.2 垄作草莓的生物学特性

草莓的生物学特性直接决定了采摘策略。如图 2a 所示,定植时通过将“弓背”朝向垄沟,可引导果序沿垄坡呈扇形展开,这一农艺措施显著减少了果实间的遮挡,为机器人的视觉识别与抓取创造了有利的空间结构。此外,如图 2b 所示,草莓花萼与果梗间通过脆弱的离层组织连接,该结构使其在承受法向弯矩时极易断裂。这一特性决定了末端执行器可采用“包络后提拉”的采摘策略,而非传统的



图 2 垄作草莓的生物学特性

Fig. 2 Biological characteristics of strawberries for ridge planting

“切割”，从而为实现低损伤采收提供了生物学基础。

2　关键部件设计

所设计的双臂草莓采摘机器人由四驱移动平台与双侧拾取装置构成，如图 3 所示。四驱移动平台配有 4 个独立驱动的车轮，通过内部程序在横向和纵向驱动模式之间无缝转换，便于跨垄工作和棚内通道行走。拾取装置集成 RM65B 六自由度机械臂、Intel RealSense D435i 深度相机、气泵驱动柔性三指夹爪和低压无刷涵道式鼓风机。RM65B 机械臂安装在四驱移动平台的两侧前方，呈垂直向下 30°安装。末端有源气泵为柔性三指夹爪增压或减压实现包络和释放草莓的目的。柔性三指夹爪的手指采用硅胶材质，可实现无损采摘。低压无刷涵道式鼓风机用于清除草莓顶部的遮挡叶片。D435i 深度相机负责识别草莓果实的类别与位姿。

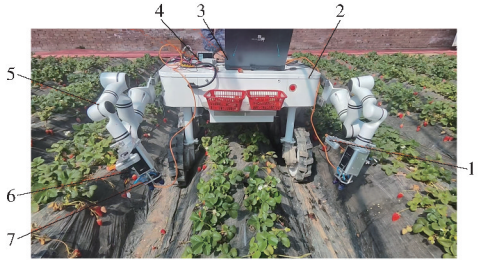


图 3　双臂草莓采摘机器人

Fig. 3　Dual-arm strawberry picking robot

1. Intel RealSense D435i 深度相机　2. 四驱移动平台　3. 便携式计算机　4. 变压器　5. RM65B 机械臂　6. 低压无刷涵道式鼓风机　7. 柔性三指夹爪

2.1　四驱移动平台

面向垄作草莓的农艺标准，设计了四驱移动平台。根据垄宽设计了纵向轮距，确保跨垄采摘稳定且不压伤垄面。横向外轮距则依据通道宽度设计，保证在棚内通道行驶平稳。此外，平台和车轮由可替换的空心支撑柱连接，抬高平台底部，防止压伤草莓植株。该四驱移动平台的具体参数如下：其外形尺寸（长×宽×高）为 75 cm×95 cm×80 cm。横向外轮距为 90 cm，纵向外轮距为 75 cm，纵向内轮距为 45 cm，平台底部距地面高度为 50 cm。平台行驶速度低于 1 m/s，支持横向（适用于通道行走）与纵向（适用于跨垄作业）两种行驶模式，且连续运行耐久性约为 4.5 h。

2.2　RM65B 六自由度机械臂

基于“轻量、高精度、高性价比”三原则，本研究选取 Realman RM65B 六自由度机械臂作为采摘臂。该机械臂采用铝合金-碳纤维复合结构，整机轻至 7.2 kg，重复定位精度达 ±0.05 mm，工作半径为 610 mm，并拥有 6 个自由度，J1 ~ J6 关节的运动幅度分别为 ±178°、±130°、±135°、±178°、±128°和 ±360°；最大运动速度方面，J1 与 J2 关节为 180(°)/s，J3 ~ J6 关节可达 225(°)/s。额定负载 5 kg，满足草莓无损采摘的灵巧性与高精度需求。双臂对称安装于移动平台前侧底部，垂直向下倾斜 30°，末端探入采摘区，配备气泵驱动柔性三指夹爪后可完全覆盖整个垄面。

2.3　气泵驱动柔性三指夹爪

鉴于草莓花萼-果梗之间的组织结构对切向扭矩的极低抗力及果实质地的易损性，末端执行器采用气泵驱动柔性三指夹爪。该装置由有源气泵、3 个硅胶软指、指套、指基、底盘法兰及三通管道组成。气泵经三通气管向各软指供给正/负压，驱动软指产生可控形变，实现对果实的柔顺包络或释放，通过精确调压，可在维持果肉完整性的前提下诱导花萼-果梗界面的断裂分离，从而完成无损采摘。

2.4　低压无刷涵道式鼓风机

为克服叶片遮挡对视觉识别的干扰，系统在末端执行器顶部集成了一款低压无刷涵道式鼓风机。该鼓风机以“高转速、小体积、涵道式”为核心设计准则，兼顾强劲风力与结构紧凑性。其通过球阀固定于 RGB-D 相机正下方，由机械臂末端航空插头统一供电并受控启停。鼓风机配备无级调速器，支持转速连续调节，能够在不同作业工况下精准控制风速，轻柔吹开覆盖于果实上方的叶片，使草莓完全暴露于相机视野，从而保障后续检测与定位的准确性。该鼓风机整体质量仅为 67 g，功率 70 W，最大转速可达 100 000 r/min。

3　草莓姿态估计

针对非结构化垄作环境中草莓姿态估计的难题，本研究提出了一种基于 YOLO v8-seg-PCA-ICP 的三级递进式估计框架。该框架首先通过改进的 YOLO v8-seg 模型对草莓进行语义分割，将其识别为未成熟、成熟与被遮挡 3 类；继而，利用 PCA 从目标点云中粗提取主方向，再通过 ICP 配准进行精修，从而求解果实的六维姿态。面对叶片遮挡，系统启动鼓风机清除障碍，待果实重新暴露后再执行识别与采摘流程。

3.1　柔性三指夹爪无损包络策略

六自由度机械臂末端的气泵驱动柔性三指夹爪采用包络模式抓取草莓。如图 4 所示，抓取时，有源气泵按预设气压驱动手指弯曲；2 根手指夹持果实两侧最宽处，另 1 根支撑底部，形成可抑制振动、防止滑脱的三点稳定约束，并对果实姿态具有容差性。

研究指出,低于 7 N 的力不会损伤草莓[19]。为便于分析,将草莓纵径定义为主轴,其空间直线即主轴线,故姿态估计可转化为对主轴线空间姿态的估计。

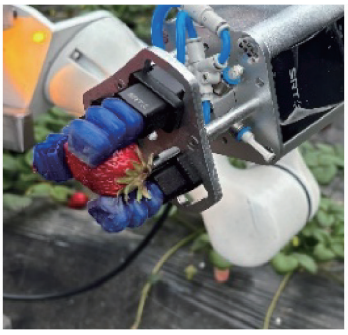


图 4 柔性三指夹爪无损包络策略

Fig. 4 Flexible three-finger gripper non-destructive envelopment strategy

3.2 草莓图像数据集采集

数据集采集自地面垄作栽培模式下的草莓,采集设备为 Intel RealSense D435i 深度相机,设置图像分辨率为 640 像素 × 480 像素,视场角 69° × 42°。数据集于 2024 年 1—2 月在北京市朝阳区金盏乡的多个草莓园内进行,时段为每日 8:00—11:00 及 14:00—17:00,以确保光照充足。目标品种主要为“红颜”,其果实圆锥形、果型大、色泽鲜艳,且具备高产与抗病性强的特点。具体的图像采集空间参数如图 5 所示,相机与山脊中心线的距离 l 在 40 ~ 50 cm 之间,垂直高度 h 在 35 ~ 50 cm 之间,俯仰角度 α 在15° ~35°之间,左右转动角度 β 在 - 60° ~ 60°之间。

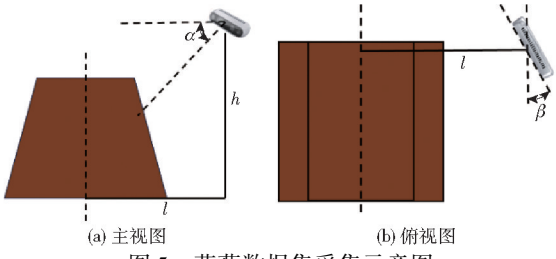


图 5 草莓数据集采集示意图

Fig. 5 Schematics of strawberry dataset acquisition

利用相机收集包含果实不同生长阶段、不同光照条件、涵盖各个生长角度的草莓图像,用于后续训练集的生成,以确保数据的多样性和代表性。去除图像模糊等无法使用的图像后,代表性数据集共采集了 1 109 幅图像,按比例 8∶1∶1 分为训练集、测试集和验证集。

3.3 数据标注与增强

为定义采摘机器人的不同作业对象,将草莓标注为成熟、未成熟及被叶片遮挡 3 类,分别对应机械臂不采摘、直接采摘和吹开叶片后采摘 3 种操作。根据文献[20 - 21],设定分类标准如下:成熟果实指表面深红色面积占比大于等于 80%;未成熟果实指红色面积小于 80%;被遮挡果实指遮挡面积小于 50% 且可见部分为深红色的草莓。所有图像均使用 Labelme 软件进行多边形边界标注,并对遮挡部分依据草莓圆锥形状进行合理补全,以保障训练数据的完整性及采收决策的准确性。

为提升模型在复杂温室环境(如雾化、外部干扰、样本不足)下的泛化能力与鲁棒性,本研究采用了随机雾化、MixUp、Mosaic、Copy - Paste 及高斯噪声等数据增强技术,使 YOLO v8 - seg 的 mAP@0.5 达到了 92.7%,相较于原始 YOLO v8 - seg 网络提升了 0.8 个百分点。

3.4 YOLO v8 - seg 神经网络

本研究的语义分割网络以 YOLO v8 - seg 为骨干架构,对图像像素进行分割与解析。YOLO v8 - seg 内部结构精巧高效,其主干特征提取网络 Backbone 基于深度优化的 CSPDarknet53,通过 Cross Stage Partial(CSP)连接将网络划分为多分支,从而增强训练阶段梯度与信息的跨层流动。核心模块 C2f 相较 YOLO v5 的 C3,在显著削减参数量的同时提升了特征表达能力。特征融合网络 Neck 引入 Path Aggregation Network(PANet),通过自下而上与自上而下的路径聚合,实现不同空间分辨率特征间的充分交互,进而融合底层细粒度特征与高层语义特征,以捕获多尺度目标信息。检测头 Head 采用解耦设计,将分类与定位任务分离,分类头负责类别预测,定位头负责语义分割回归,使各分支专注其特定目标。

3.5 基于 PCA - ICP 算法的草莓主轴线估计

为实现对草莓贯通花萼-果尖的真实生物主轴线的精确估计,本研究提出了一个由粗到精的二级处理框架。其核心流程如下:

首先,利用 YOLO v8 - seg 模型输出的目标掩码,从 RGB - D 相机获取的深度图中提取出目标草莓的初始三维点云,并经过滤波去噪等预处理,得到高质量的目标点云 $P \subset \mathbf{R}^3$。随后,采用 PCA 对点云 P 进行快速分析。通过计算点云的协方差矩阵及其特征向量,将最大特征值λ_1对应的特征向量 $\boldsymbol{v}_1$ 作为草莓主轴线的初始估计方向。该方向在几何上近似于草莓圆锥体的纵轴。

鉴于 PCA 估计结果易受点云局部缺失及非对称形状的影响,进一步采用 ICP 算法进行姿态精修。以前述 PCA 结果初始化一个标准圆锥点云模型 M,并通过 ICP 迭代求解最优刚体变换,最小化目标点云 P 与模型 M 之间的距离 E,即

$$E=(\boldsymbol{R},\boldsymbol{T})=\sum_i \|(\boldsymbol{R}\boldsymbol{p}_i+\boldsymbol{T})-\boldsymbol{q}_{nearest}\|^2 \quad (1)$$

式中　$\boldsymbol{R}$——旋转矩阵　　$\boldsymbol{T}$——偏移向量

$\boldsymbol{p}_i$——点云的随机点

$\boldsymbol{q}_{nearest}$——圆锥模型中与 p_i 点距离最近的点

此过程使圆锥模型的轴线不断逼近草莓的真实生物主轴线，最终输出高精度的六维姿态估计结果，得到精细估计的草莓主轴线。该 PCA－ICP 融合框架有效克服了传统方法仅能估计果实上表面法向而非真实纵轴的局限性，为后续机械臂的精准抓取奠定了可靠的感知基础。

3.6　被叶片遮挡草莓的采摘

依据垄作草莓的农艺标准与生物学特性，针对被叶片遮挡的草莓，设计了一套精细化采摘流程。YOLO v8－seg 区分成熟果实与被叶片遮挡的果实，并准确定位其坐标。一旦检测到被遮挡的草莓，机械臂将激活末端对准机制，实时调整末端执行器的位置与姿态，确保与目标草莓精准对齐。然后，系统启动鼓风机，其气流经精确计算，方向与风力适配，可有效吹走草莓上方叶片，形成临时无障碍区域，同时避免对草莓及周边植株造成损伤。随后，系统重新启动草莓识别程序，精准识别并筛选成熟草莓进行采摘。完成上述步骤后，鼓风机关闭，机械臂继续执行草莓采摘任务。

4　采摘路径规划

本研究建立了 Realman RM65B 机械臂及末端执行器的 DH 模型，为末端位姿的精确控制提供理论支持。同时，将关节简化为线性扭簧模型以高效计算弹性势能。在此基础上，融合 RRT* 算法与 B－样条插值的路径规划策略，生成关键路径节点以抑制振动和实现路径的平滑连接。

4.1　基于改进 DH 参数法的机械臂运动学模型

本文采用改进 DH 参数法描述机械臂的运动学模型。各关节坐标系的构建如图 6 所示，其中，x 轴标为红色，y 轴标为绿色，z 轴标为蓝色。

图 6 中标明了机械臂联合气泵驱动柔性三指夹爪的坐标系关系，由此可确定改进 DH 参数法的相关参数，如表 1 所示。α_i 表示沿 X_i 轴从 Z_i 轴向 Z_{i+1} 轴旋转的角度；a_i 表示沿 X_i 轴从 Z_i 轴向 Z_{i+1} 轴平移的距离；d_i 表示沿 Z_i 轴从 X_{i-1} 轴向 X_i 轴平移的距离；o_i 表示关节 i 的机械零位与建模零位的偏差，满足关系：模型角度 θ_{o_i} 等于实际关节角度与 o_i 之和。

得到改进 DH 参数后，根据旋转平移关系和各关节旋转角度 q_i，推导得到坐标系 $i-1$ 到坐标系 i 的齐次变换矩阵

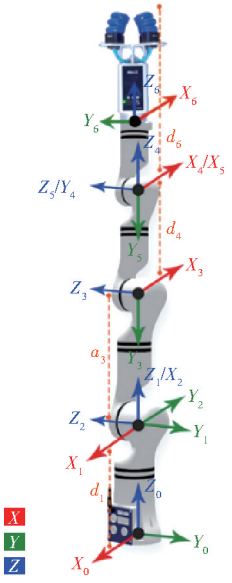


图 6　RM65B 机械臂改进 DH 模型坐标系

Fig. 6　Improved DH model coordinate system of RM65B

表 1　RM65B 机械臂改进 DH 参数

Tab. 1　Improved DH parameters for RM65B

关节序号	a_{i-1}/mm	α_{i-1}/(°)	d_i/mm	o_i/(°)
1	0	0	240.5	0
2	0	90	0	90
3	256	0	0	90
4	0	90	210	0
5	0	−90	0	0
6	0	90	373.4	0

$$ {}^{i}_{i-1}\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} c\theta_{o_i} & -s\theta_{o_i} & 0 & a_{i-1} \\ s\theta_{o_i}c\alpha_{i-1} & c\theta_{o_i}c\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} & d_i s\alpha_{i-1} \\ s\theta_{o_i}s\alpha_{i-1} & c\theta_{o_i}s\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1} & d_i c\alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 c 表示余弦函数，s 表示正弦函数。最后一列的前 3 行为坐标系 k 的原点相对于坐标系 $k-1$ 原点的位置坐标。

随后，得到基座坐标系到末端坐标系的变换矩阵

$$ {}^{6}_{0}\boldsymbol{T}={}^{1}_{0}\boldsymbol{T}^{2}_{1}\boldsymbol{T}^{3}_{2}\boldsymbol{T}^{4}_{3}\boldsymbol{T}^{5}_{4}\boldsymbol{T}^{6}_{5}\boldsymbol{T} \quad (3)$$

因此，根据每个关节的旋转角度，可以计算出机械臂末端的位置。

机械臂逆运动学模型是通过机械臂末端位姿求解关节转动角度的方法。本研究采用变换矩阵和代数求解法求取机械臂运动学的逆解。由于机械臂的逆运动学求解存在多解的情况，在相同位姿状态下存在若干种关节组合，故在计算时选择做功最小关节转动最小的一组解作为最终解。

4.2　柔性关节等效线性扭簧模型

机械臂关节运动由电机转子驱动，配备谐波减

速器以增大力矩,但其惯性会增加关节柔性,使关节在突变力矩下弹性势能增加,加剧振动,影响精度甚至损坏结构。为此,本研究借鉴 SPONG[22] 的柔性关节模型,将关节简化为线性扭簧模型,便于分析和控制机械臂动态行为。

为降低建模复杂度,做出如下合理假设:关节形变是线性的;电机转子轴心与机械旋转轴未变形前轴心重合;机械臂各个连杆属于刚性结构且通过扭簧与电机转轴连接;忽略各关节摩擦力。

基于上述假设,线性扭簧模型所产生力矩表示为 $\tau_i = k_i(\theta_i - q_i)$,其中 θ_i 表示谐波减速器 i 的转动角度,k_i 表示电机等效弹簧弹性系数,q_i 表示连杆 i 的转动角度,所以由关节 i 的柔性所产生的等效弹性势能 V_{ki} 为

$$V_{ki} = \frac{1}{2}k_i(\theta_i - q_i)^2 \tag{4}$$

4.3 基于 Lagrange 方程的柔性关节机械臂动力学模型

采用 Lagrange 方程对机械臂的动力学进行建模。机械臂的动能 E_1 包括了连杆动能 E_l 和电机转子的动能 E_m,即

$$E_1 = E_l + E_m \tag{5}$$

机械臂的势能包括扭簧的弹性势能和连杆及电机的重力势能两部分。具有柔性关节的 n 自由度机械臂的系统总势能 J_i 为

$$J_i = V = V_k + V_l \tag{6}$$

式中 V_k——电机转子等效弹性势能

V——总势能

V_l——连杆动力势能

根据 Lagrange 函数的定义,得到

$$L = E_1 + V \tag{7}$$

式中 L——拉格朗日量

当不考虑外部干扰时,构建 Lagrange 方程为

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{q}}\right) - \frac{\partial L}{\partial q} = 0 \tag{8}$$

化简可得机械臂的动力学方程为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{D}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}} + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}} + \boldsymbol{G}(\boldsymbol{q}) \\ \boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{K}(\boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{q}) \\ \boldsymbol{\tau}_m = \boldsymbol{J}_m\ddot{\boldsymbol{\theta}} + \boldsymbol{\tau} \end{cases} \tag{9}$$

式中 $\boldsymbol{\tau}_m$——电机的输出力矩

$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{q})$——惯性矩阵项

$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})$——科里奥利力与向心力矩阵

$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{q})$——机械臂重力项

$\boldsymbol{K}$——弹性系数

$\boldsymbol{J}_m$——电机转动模量矩阵

$\boldsymbol{\theta}$——电机转动角度

4.4 草莓位姿与机械臂末端位姿的关联分析

目标草莓的姿态将影响机械臂末端目标位姿,因此根据 YOLO v8 - seg - PCA - ICP 得到的草莓主轴线和草莓中心位置计算机械臂末端的位姿。

由于此时得到了目标草莓的中心位置和主轴线姿态,则机械臂末端的目标位置可以确定为目标草莓的中心位置。根据图 4 所示的草莓采摘方式,柔性三指夹爪夹取草莓时机械臂的姿态则需要进一步计算。如图 7 所示,以机械臂基坐标系为基础,定义机械臂末端的初始位置为 P_{ini},目标草莓的质心位置为 c,目标草莓的主轴线为 n。

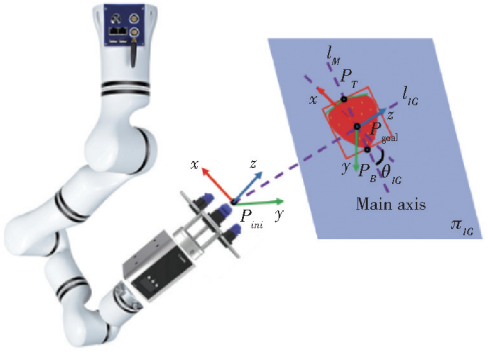


图 7 机械臂末端与草莓姿态匹配示意图

Fig. 7 End effector-strawberry posture matching

机械臂末端与目标草莓中心连成一条直线 l_{Ic},该直线的方向向量表示为 $\boldsymbol{v}_{Ic} = \dfrac{(\boldsymbol{c} - \boldsymbol{P}_{ini})^{\mathrm{T}}}{|\boldsymbol{c} - \boldsymbol{P}_{ini}|}$。以目标草莓中心位置作为原点,以 l_{Ic} 的方向向量作为机械臂末端目标姿态 z 轴的方向向量 $\boldsymbol{v}_z = \boldsymbol{v}_{Ic}$。$l_{Ic}$ 和 $\boldsymbol{n}$ 可以构成一个平面 π_{Ic},根据 $\boldsymbol{v}_x = \boldsymbol{v}_N = \boldsymbol{n} \times \boldsymbol{v}_{Ic}$,该平面的法向量 $\boldsymbol{v}_N$ 即为机械臂末端目标姿态 x 轴的方向向量 $\boldsymbol{v}_x$。此时,根据右手定则,可以确定机械臂末端目标姿态的 y 轴向量 $\boldsymbol{v}_y = \boldsymbol{n} \times \boldsymbol{v}_N$。

最终可以确定机械臂末端目标姿态的方向向量为 $\boldsymbol{v}_G = [\boldsymbol{v}_x \quad \boldsymbol{v}_y \quad \boldsymbol{v}_z]$,依据改进 DH 法可得到机械臂末端姿态的方向向量 $\boldsymbol{v}_A = [\boldsymbol{v}_{Ax} \quad \boldsymbol{v}_{Ay} \quad \boldsymbol{v}_{Az}]$。此时通过齐次转换矩阵 $\boldsymbol{T}$ 即可实现对草莓的抓取。

$$\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_x \cdot \boldsymbol{v}_{Ax} & \boldsymbol{v}_y \cdot \boldsymbol{v}_{Ax} & \boldsymbol{v}_z \cdot \boldsymbol{v}_{Ax} & c_x - x_{ini} \\ \boldsymbol{v}_x \cdot \boldsymbol{v}_{Ay} & \boldsymbol{v}_y \cdot \boldsymbol{v}_{Ay} & \boldsymbol{v}_z \cdot \boldsymbol{v}_{Ay} & c_y - y_{ini} \\ \boldsymbol{v}_x \cdot \boldsymbol{v}_{Az} & \boldsymbol{v}_y \cdot \boldsymbol{v}_{Az} & \boldsymbol{v}_z \cdot \boldsymbol{v}_{Az} & c_z - z_{ini} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

式中 c_x、c_y、c_z——草莓中心位置

x_{ini}、y_{ini}、z_{ini}——机械臂末端初始位置

4.5 基于 RRT* 算法的离散路径点生成

在通过逆运动学求解得到机械臂的初始与目标关节角后,为在关节空间内生成能有效抑制振动的光滑路径,本研究采用 RRT* 算法进行路径规划。该算法的目标是最小化由路径长度和关节弹性势能

共同定义的代价函数，其表达式为

$$C_i = \sum_{i=1}^{6} (q_{new,i} - q_{parent,i})^2 + \sum_{i=1}^{6} \frac{1}{2} k_i (\theta_i - q_i)^2 \tag{11}$$

式中 $q_{new,i}$ 和 $q_{parent,i}$ 分别表示新节点和父节点的连杆转动角度。

在扩展新节点时，算法严格遵循 3 项约束以确保生成的路径切实可行：①关节速度约束，确保节点间关节角变化不超过电机转动速度限制。②关节幅值约束，保证各关节角度不超出其机械极限。③奇异性约束，通过雅可比矩阵判断以避免机械臂进入奇异位形。

该算法以初始关节角为根节点，目标关节角区域为目标，通过在关节空间中随机采样并扩展树结构来探索可行路径，如图 8a ~ 8c 所示。与传统 RRT 算法不同，RRT* 引入了父节点重连与随机重连两种优化策略，如图 8d ~ 8e 所示，能够在探索过程中不断重写并优化路径代价。经过迭代优化后，RRT* 能够生成累积代价更小的无碰撞路径。如图 8f 所示，初始 RRT 算法生成的路径为 0 - 2 - 5 - 6 - 8 - 9 - 10 - 12 - 13，而经 RRT* 优化后路径更新为 0 - 2 - 5 - 7 - 10 - 12 - 13，路径更短、更平滑，有效提升了机械臂运动的效率。

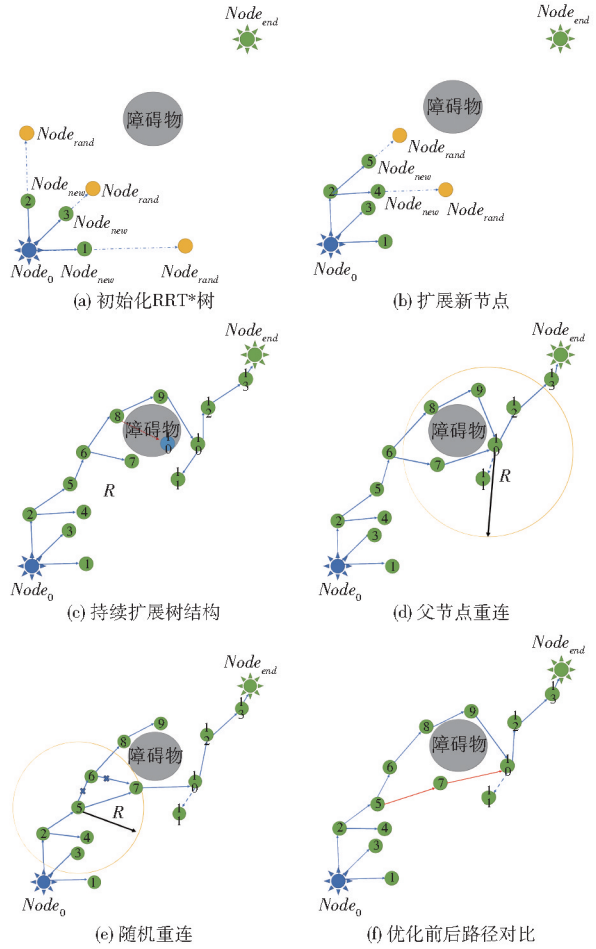


图 8　RRT* 路径搜索示意图

Fig. 8　Path search diagrams of RRT*

4.6　基于 B 样条插值的光滑路径

RRT* 算法所规划的路径点为多个离散点，直接跟踪会导致轨迹不平滑，易引发柔性关节振动。为此，采用 B 样条插值进行平滑处理，生成连续可微的关节轨迹，有效抑制运动过程中的冲击与振动。

假定 RRT* 算法规划出的控制点有 $n+1$ 个，那么 k 阶 B 样条曲线表达式为

$$B(u) = \sum_{j=0}^{n} B_{j,k}(u) P_j \tag{12}$$

式中　P_j——RRT* 规划出的离散路径点

u——路径参数

$B_{j,k}(u)$——k 次规范 B 样条基函数

每个区间包含若干个控制点，节点划分主要影响权重计算。假设划分 $m+1$ 节点，那么 $u_0 \leqslant u_1 \leqslant u_2 \leqslant \cdots \leqslant u_m$ 将轨迹曲线分为 m 段。n、m 和 k 满足 $m = n + k + 1$。

图 9 展示了 B 样条插值前后路径对比示意图。图中绿色点为 RRT* 生成的离散路径点，红色折线为其连线，蓝色曲线为经 B 样条插值后的光滑路径。

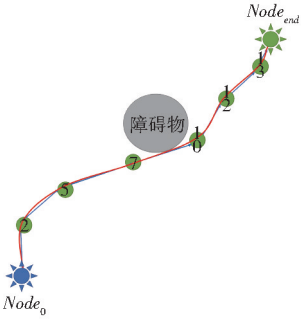


图 9　B 样条插值前后路径对比示意图

Fig. 9　Schematic of path comparison before and after B-spline interpolation

5　试验

5.1　改进 YOLO v8 - seg 语义分割试验

为验证本研究所采用模型的优越性，将 YOLO v8 - seg 与两种代表性语义分割算法 Mask R - CNN 和 U - Net 进行全面对比，性能对比结果详见表 2。

试验结果表明，YOLO v8 - seg 在本研究场景中优势显著。其参数量仅为 1.06×10^7，分别为 Mask R - CNN 和 U - Net 的 1/4 和 1/2，推理速度 231.8 f/s，分别为两者的 20 倍和 68 倍。此外，在“被遮挡”类别上 mAP@0.5 达到 87.5%。该算法有效应对了“叶片遮挡严重”和采摘实时性要求高的产业难题，为机械臂精准抓取提供了可靠的视觉感知基础。

表 2 模型性能比较

Tab. 2 Model performance comparison

参数	Mask R-CNN	U-Net	YOLO v8-seg
成熟果实 mAP@0.5/%	87.6	99.4	97.4
不成熟果实 mAP@0.5/%	76.4	71.3	95.8
被遮挡果实 mAP@0.5/%	60.2	77.4	87.5
mAP@0.5/%	64.6	72.7	92.7
参数量	4.38×10^7	2.49×10^7	1.06×10^7
帧率/(f·s^{-1})	11.5	3.4	231.8

5.2 草莓姿态估计试验

为评估 PCA-ICP 算法对草莓姿态的估计效果,进行了 5 组重复试验。每组试验采集目标草莓的 RGB 图像与点云数据,并据此估计主轴方向。结果如图 10 所示,其中红色箭头表示人工标注的真实主轴方向,绿色箭头为算法估计结果。其中真实主轴方向基于人工经验标注,具有一定的保守性。真实主轴方向的保守性源于人工依赖经验对果实整体形态的推断与简化,表现为标注方向是趋于稳定和典型的整体近似,而非完全精确的几何轴线。

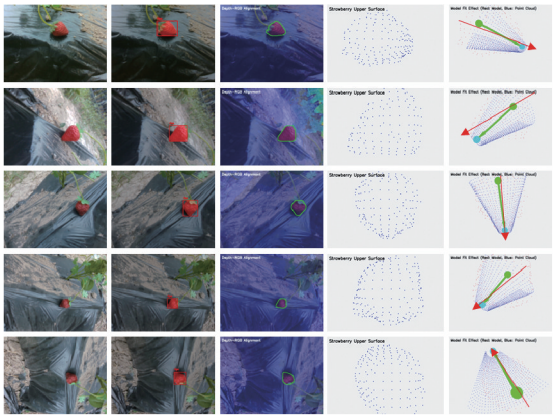


图 10 草莓姿态估计结果

Fig. 10 Estimation results of strawberry posture

可以看出,本文方法在不同位姿与拍摄角度下均能稳定估计草莓主轴线。为系统评估性能,对误差显著的帧进行了统计与归因,归纳出如图 11 所示的 5 类典型错误模式:① 反向错误:估计主轴与真实方向近似相反。② 角度误差超限错误:估计主轴与真实主轴夹角超过 25°容差阈值,导致抓取失败。③ 点云缺失错误:因传感器过近或过远致点云稀疏,估计失准。④ 分割错误:YOLO v8-seg 分割偏差导致目标误提取。⑤ 立体错误:估计主轴与真实主轴在立体方向上近似垂直,引发抓取失败或碰撞。

本研究进行了 5 组试验,采集 181 帧数据,其中 130 帧正确,正确率 71.82%。错误数据中,反向错误占 41.18%;角度误差超限错误占 27.45%;其他

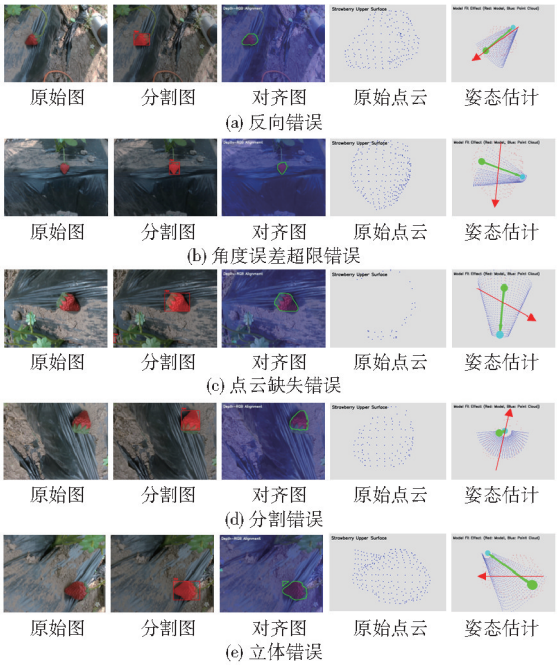


图 11 姿态估计错误类型

Fig. 11 Types of posture estimation errors

错误占比不足 30%,表明系统对噪声和复杂背景有一定鲁棒性。对正确帧计算角度误差,加权平均误差为 9.7° ± 6.6°,95% 误差在 22°以内,中位数在 6.3° ~ 10.8°,低于柔性夹爪 25°的理论容差,验证了 PCA-ICP 框架的有效性和实用性,为稳定抓取提供精度保障。未来将引入圆锥模型匹配,解决反向问题;探索主动视觉策略,通过多视角点云融合补偿单视角信息缺失;研究端到端 6D 姿态估计网络,突破传统几何方法局限。

5.3 振动抑制路径规划仿真

通过仿真试验验证机械臂振动抑制路径规划算法的有效性。设定机械臂初始位置和姿态为(0,0,1.079 9,π,0,0),目标位置和姿态为(-0.164 5,0.088 4,0.895 6,-1.924 5,0.523 6,0.615 5)。根据逆运动学,初始关节角度为(0,0,0,0,0,0,0,0),目标关节角度为(π/3,-π/4,π/4,-π/4,π/4,π/4)。限制每个关节每次转动不超过 20°,确保运动连贯性并留有裕度。轨迹规划代价函数变化曲线如图 12 所示,RRT* 算法最小代价收敛到 1.581,最终路径代价为 28.863,表明振动抑制效果最佳,路径长度最小。

图 13 展示了机械臂各关节及电机转动角度。RRT* 算法规划出 7 个路径点,各关节转动幅值未超预定值,关节与电机角度差稳定,尤其最后一个关节,二者始终同步,有效降低余振。各关节初始阶段快速向目标角度变化,后期减速,符合运动特性,最终均达目标角度,验证了 RRT* 算法的有效性。另外,算法运行时间为 1.36 s,确保了路径规

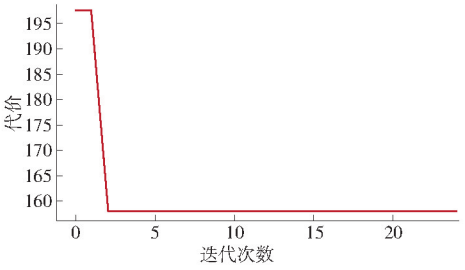


图 12　代价函数变化曲线

Fig. 12　Cost function

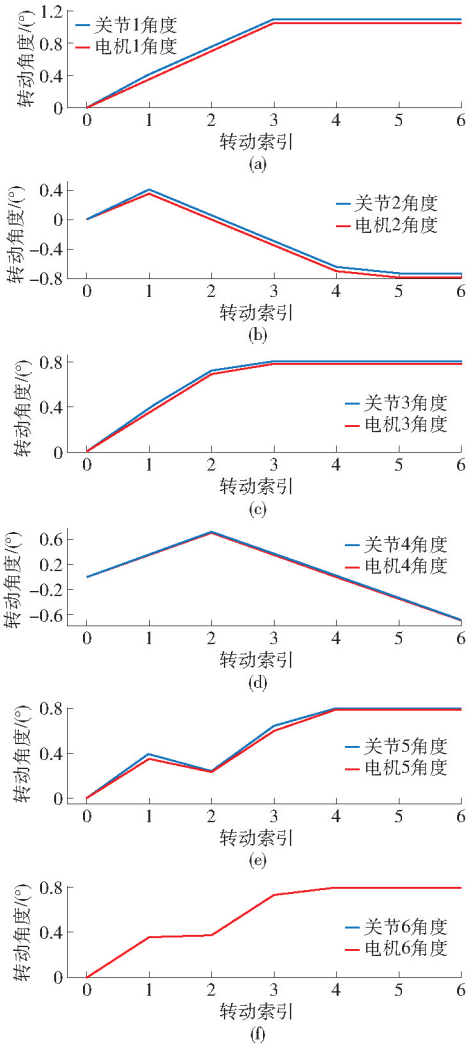


图 13　各关节转动角度以及电机转动角度

Fig. 13　Rotation angles of each joint and motor

划的快速性。

然而，关节空间路径不光滑，直线运动易增加余振。采用五次 B 样条插值平滑轨迹后，机械臂末端三维运动曲线如图 14 所示。图中绿色圆点为起始位置，红色圆点为目标位置，红色折线为 RRT* 算法规划的路径，蓝色圆弧线为 B 样条平滑后的路径。可以看出，B 样条插值使路径平滑，避免突变和卡顿，抑制关节振动。末端运动非直线，旨在避开关节奇异点、降低弹性势能，确保任务顺利执行。

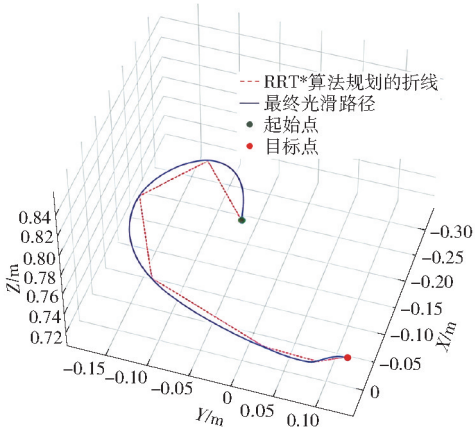


图 14　机械臂末端三维运动曲线

Fig. 14　3D motion curves of end effector of arm

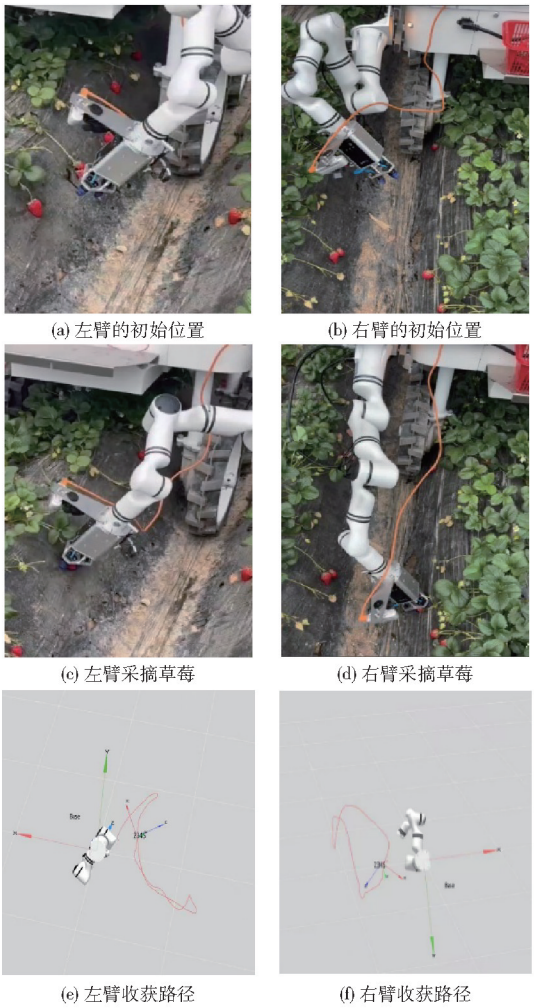
5.4　温室大棚采收试验

2025 年 3 月 20 日 9:00—11:00，双臂草莓采摘机器人在天津阳光草莓种植基地进行了应用试验，当日晴朗天气，室外温度为 18°左右，相对湿度为 19%。温室内的平均温度为 20℃，昼夜温差为 5 ~ 10℃，通过自动温控系统调节。相对湿度维持在 60% ~70%，通过通风系统调节。试验期间为晴朗天气，光照条件良好。土壤为疏松的壤土，试验前两天刚进行了灌溉，确保土壤含水率适宜。移动平台采用间歇式步进行走方式，具体表现为：当前区域的草莓采摘完成后，平台向前移动一个车身单位长度，进入下一个采摘区域。

采摘过程如图 15 所示。如图 15a、15b 所示，机器人机械臂首先移动到起始位置。然后，它们通过 RGB - D 摄像头捕捉草莓的坐标，并利用这些数据进行路径规划和采摘。两个机械臂的采摘结果如图 15c、15d 所示，轨迹如图 15e、15f 所示。

在草莓收获作业中，当遇到被叶片遮挡的草莓时，首先由视觉识别系统精确识别出这些草莓，如图 16a 所示。当前机器人机械手的初始位置如图 16b 所示。识别后，机械臂将夹爪对准草莓，同时启动鼓风机，如图 16c 所示，气流吹走草莓上覆盖的叶子，使草莓完全暴露在视觉识别系统面前。随后系统重新评估暴露在外的草莓，若确认草莓已成熟，机械臂即执行采摘，采摘完成后的再识别结果如图 16d 所示。

本研究选取一条典型垄体作为测试样本。经实地踏勘与计数，垄体左侧有 30 颗草莓，右侧有 44 颗。试验全程对上述指标逐一记录：无遮挡且成功采收的草莓数量、受叶片遮挡仍被采收的草莓数量、垄上行进与采收总耗时、单机械臂平均采收周期，以及受损草莓、孤立草莓数量及其受损情况。相关统计结果见表 3。



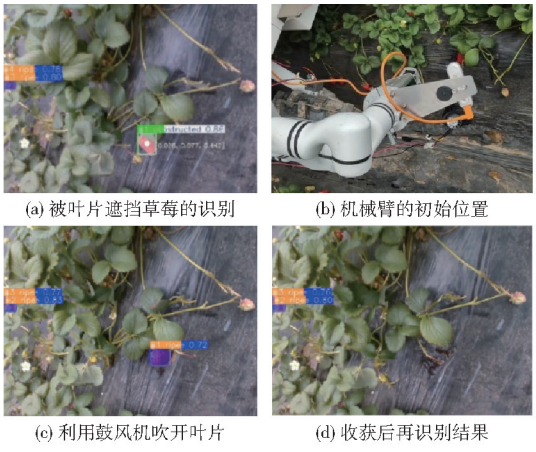
(a) 左臂的初始位置 (b) 右臂的初始位置

(c) 左臂采摘草莓 (d) 右臂采摘草莓

(e) 左臂收获路径 (f) 右臂收获路径

图 15 双臂收获过程

Fig. 15 Dual-arm picking process



(a) 被叶片遮挡草莓的识别 (b) 机械臂的初始位置

(c) 利用鼓风机吹开叶片 (d) 收获后再识别结果

图 16 被叶片遮挡的草莓收获过程

Fig. 16 Picking progress of strawberry obscured by leaves

表 3 显示,74 颗草莓采收试验中成功采收 64 颗,采收成功率 86.5%。无遮挡 67 颗、遮挡 7 颗,视觉识别成功率 90.5%;无遮挡采摘成功率 88.1%,遮挡条件下仍保持 71.4%,整体采摘成功率 85.3%。8 m 垄长耗时 463 s,平台移动 20 s,单臂平均采摘周期 9.6 s。孤立草莓无损采摘率 86.8%,总损伤率 39.1%。深入分析表明,损伤主要发生在

表 3 草莓垄作试验结果

Tab. 3 Results of strawberry picking trial on ridge

参数	数值
田垄左侧没有叶片遮挡的成熟草莓数量	27
田垄右侧没有叶片遮挡的成熟草莓数量	40
田垄左侧没有叶片遮挡的成熟草莓采摘数量	24
田垄右侧没有叶片遮挡的成熟草莓采摘数量	35
田垄左侧被叶片遮挡的草莓数量	3
田垄左侧被叶片遮挡的草莓成功采摘数量	2
田垄右侧被叶片遮挡的草莓数量	4
田垄右侧被叶片遮挡的草莓成功采摘数量	3
总采摘时间/s	463
田垄长度/m	8
平台移动时间/s	20
单臂平均采摘周期/s	9.6
孤立草莓总数	38
无损采摘的孤立草莓数量	33
采摘受损的草莓数量	25

果实簇生密集区域,其可能原因包括:在高密度簇生情况下,机械臂末端执行器在包络目标果实时,其操作空间受到邻近果实的限制;当前路径规划算法以生成低振动、无碰撞的机械臂关节轨迹为主要目标,对末端执行器在果丛中的精细避障能力尚存优化空间;气泵驱动柔性夹爪虽具备柔顺包络特性,但其基于开环气压调节,在应对不同大小和簇生紧密度的果实时,抓取力的自适应调节能力有待加强;在极端簇生与遮挡场景下,视觉系统对相邻果实的精确分割仍面临挑战,可能导致潜在碰撞未被完全识别。综上所述,系统对稀疏果实采收效果良好,但在高密度簇生条件下损伤控制需加强。

与文献[12]对比,本研究采摘效率突出,单臂平均采摘周期 9.6 s,较文献[12]的 12.5 s 缩短 23%,体现了高自由度机械臂的灵活性和 RRT*-B 样条路径在振动抑制方面的优势。无遮挡果实采摘成功率 88.1%,略高于文献[12]的 85.4%,说明 YOLO v8-seg-PCA-ICP 视觉框架在识别与姿态估计方面具有更高精度和鲁棒性。另外,本研究集成了低压无刷涵道式鼓风机模块,为解决农业机器人领域的经典遮挡难题提供了一种积极的“主动干预”策略,而非被动适应。采摘有效率 71.4%,对于未能成功采摘的 2 例,其直接原因均为鼓风机未能有效吹开遮挡叶片。经分析,这是由于在特定角度下,鼓风机产生的下洗气流使柔性叶片非但未被吹离,反而更紧密地贴合在草莓果实表面,导致目标果实始终无法充分暴露,视觉系统因而无法完成后续的定位与抓取。但这明确了未来优化吹风策略(如角度、风速精准调控)的方向,凸显了该创新设计的巨大潜力与应用价值。果实损伤率 39.1%,高于文

献[12]的 18.5%，原因包括路径规划、夹爪抓取力自适应调节、视觉分割精度及夹爪张开工序的不足。未来将引入力-位混合控制、多臂协同、增强视觉分割算法及优化鼓风机策略，提升系统在复杂遮挡与高密度簇生环境下的采收性能与损伤控制能力。

6　结论

（1）针对我国垄作草莓种植中的空间狭窄、叶片遮挡和果实易损等问题，研制出一套双臂采摘机器人系统。该系统集成四驱移动平台、双侧六自由度机械臂、RGB－D 视觉传感器、气动柔性三指夹爪及低压无刷涵道式鼓风机等部件。通过 YOLO v8－seg－PCA－ICP 视觉处理框架实现果实分割与姿态估计，采用 RRT* 与 B 样条插值相结合的轨迹规划方法抑制关节振动。

（2）在温室垄作环境下进行试验验证，果实实例分割 mAP@0.5 达 92.7%，遮挡果实识别 mAP@0.5 为 87.5%，姿态估计正确率 71.82%，平均角度误差 9.7°±6.6°，满足柔性夹爪容差要求。路径规划提升机械臂平稳性，轨迹曲率连续，无加速度突变。8 m 标准垄段试验中，总体采收成功率 86.5%，无遮挡果实成功率 88.1%，遮挡果实成功率 71.4%，单果平均采收周期 9.6 s，孤立果实无损采摘率 86.8%，整体损伤率可控。

参　考　文　献

[1] 刘畅，王晓，李宪松，等. 我国草莓生产态势及国内外比较分析[J]. 中国果树，2023(7)：136－140.
LIU Chang, WANG Xiao, LI Xiansong, et al. Strawberry production situation in China and comparative analysis at home and abroad[J]. China Fruits, 2023(7): 136－140. (in Chinese)

[2] REN G, WU T, LIN T, et al. Mobile robotics platform for strawberry sensing and harvesting within precision indoor farming systems[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(7): 2047－2065.

[3] 刘继展，吴硕. 草莓全程生产机械化技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报，2021，52(5)：1－16.
LIU Jizhan, WU Shuo. Research progress and prospect of strawberry whole-process farming mechanization technology and equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 1－16. (in Chinese)

[4] 王粮局，张立博，段运红，等. 基于视觉伺服的草莓采摘机器人果实定位方法[J]. 农业工程学报，2015，31(22)：25－31.
WANG Liangju, ZHANG Libo, DUAN Yunhong, et al. Fruit localization for strawberry harvesting robot based on visual servoing[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(22): 25－31. (in Chinese)

[5] XIONG Y, GE Y, GRIMSTAD L, et al. An autonomous strawberry-harvesting robot: design, development, integration, and field evaluation[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(2): 202－224.

[6] ZAHIDI A U, KHAN A, ZHIVKOV T, et al. Optimising robotic operation speed with edge computing via 5G network: insights from selective harvesting robots[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(8): 2771－2789.

[7] 中国农业大学. 草莓采摘机器人精准采摘执行机构及垄作草莓采摘机器人：CN201210037967.8[P]. 2012－07－18.

[8] 张凯良，杨丽，张铁中. 草莓收获机器人采摘执行机构设计与试验[J]. 农业机械学报，2011，42(9)：155－161.
ZHANG Kailiang, YANG Li, ZHANG Tiezhong. Design and experiment of picking mechanism for strawberry harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 155－161. (in Chinese)

[9] 冯青春，郑文刚，姜凯，等. 高架栽培草莓采摘机器人系统设计[J]. 农机化研究，2012，34(7)：122－126.
FENG Qingchun, ZHENG Wengang, JIANG Kai, et al. Design of strawberry harvesting robot on table-top culture[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2012, 34(7): 122－126. (in Chinese)

[10] 南京农业大学. 一种适用于多层高架种植农艺的多工况温室草莓精准采摘机器人及采摘方法：202210500243.6[P]. 2022－07－29.

[11] 张曼，徐瑞峰，冯青春，等. 单驱双夹式草莓末端执行器设计[J]. 农机化研究，2019，41(6)：93－97，103.
ZHANG Man, XU Ruifeng, FENG Qingchun, et al. Design of single-drive dual-clip strawberry end effector[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(6): 93－97, 103. (in Chinese)

[12] 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)：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)

[13] BADGUJAR C M, POULOSE A, GAN H. Agricultural object detection with You Only Look Once (YOLO) algorithm: a biliometric and systematic literature review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 223: 109090.

[14] 毕松，隗朋峻，刘仁学. 温室高架栽培草莓空间姿态识别与采摘点定位方法[J]. 农业机械学报，2023，54(9)：53－64，84.
BI Song, WEI Pengjun, LIU Renxue. Spatial posture recognition and picking point location method for greenhouse raised-frame strawberry cultivation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 53－64, 84. (in Chinese)

[15] YU Y, ZHANG K, LIU H, et al. Real-time visual localization of the picking points for a ridge-planting strawberry harvesting robot[J]. IEEE Access, 2020, 8: 116556－116568.

[16] YU Y, ZHANG K, YANG L, et al. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask－R CNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104846.

（下转第 148 页）

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 Huyi. 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.