doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.005

复合机械臂构型番茄采摘机器人设计与试验

荣佳诚[1]　熊梓茗[1]　元嘉策[1]　李　伟[1]　王蓬勃[2,3]　袁　挺[1]

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 苏州大学机电工程学院, 苏州 215137;
3. 江苏省具身智能机器人技术重点实验室, 苏州 215137)

摘要: 针对设施温室番茄垂直栽培条件下采摘作业空间受限、采摘果穗高度差异大及障碍物分布复杂等问题,设计并制造了一台集视觉感知、升降解耦合运动规划与柔性夹剪执行功能于一体的番茄采摘机器人。系统采用 7 自由度协作型机械臂与滑轨式升降机构的复合构型,结合 RGB-D 相机构建远景-近景双层视觉感知体系,实现成熟果穗检测与果梗剪切位姿精确定位。为提升在不同高度与姿态约束下的采摘路径可行性,提出一种基于可达性地图的升降关节与机械臂解耦合规划方法,并结合改进 PB-PSO 逆运动学优化与基于引力场的 RRT* 路径规划,实现快速、无碰撞的采摘位姿生成与执行。温室现场试验结果表明,所提出采摘方法在剪切位姿求解准确率和抓取位姿规划成功率方面分别较基线方法提高了 5.9 个百分点和 7.5 个百分点,整体采摘成功率(未考虑末端执行器剪切失败情况)达到 65.8%,验证了系统在复杂设施温室环境下的可行性。

关键词: 番茄采摘机器人; 果梗位姿估计; 复合机械臂解耦合规划; 设施温室

中图分类号: TP242.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)05-0061-10　　**OSID**:

Design and Experiment of Composite-manipulator-type Tomato Harvesting Robot

RONG Jiacheng[1]　XIONG Ziming[1]　YUAN Jiace[1]　LI Wei[1]　WANG Pengbo[2,3]　YUAN Ting[1]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *School of Mechanical and Electric Engineering*, *Soochow University*, *Suzhou* 215137, *China*
3. *Jiangsu Provincial Key Laboratory of Embodied Intelligence Technology for Robots*, *Suzhou* 215137, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of limited operating space, large variations in fruit-cluster height, and complex obstacle distributions in tomato harvesting under vertical cultivation conditions in protected greenhouses, a tomato harvesting robot that integrated visual perception, decoupled motion planning for the lifting mechanism, and a flexible gripping-cutting end-effector was designed and developed. The system adopted a hybrid configuration consisting of a 7-DOF collaborative manipulator and a rail-mounted lifting mechanism, and employed a dual-layer RGB-D perception framework combining long-range and close-range sensing to enable accurate detection of ripe fruit clusters and precise localization of pedicel cutting poses. To improve the feasibility of harvesting trajectories under varying height and posture constraints, a decoupled planning method based on a reachability map for the lifting joint and manipulator was proposed. This method was further combined with improved PB-PSO inverse kinematics optimization and attraction-field-guided RRT* path planning to achieve fast and collision-free generation and execution of harvesting trajectories. Field experiments in greenhouse environments demonstrated that the proposed method improved the accuracy of cutting-pose estimation and the success rate of grasping-pose planning by 5.9 percentage points and 7.5 percentage points, respectively, compared with baseline methods, achieving an overall harvesting success rate of 65.8%. These results validated the feasibility of the system in complex protected-greenhouse environments and underscored its potential to advance efficient and intelligent protected agriculture.

Key words: tomato harvesting robot; pedicel pose estimation; decoupling planning for composite-manipulator; greenhouse

收稿日期: 2025-09-14　修回日期: 2025-09-30

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD070159)

作者简介: 荣佳诚(1996—),男,博士生,主要从事农业智能装备和机器视觉技术研究,E-mail: rongjiacheng@qq.com

通信作者: 袁挺(1981—),男,副教授,博士生导师,主要从事农业智能装备研究,E-mail: yuanting122@cau.edu.cn

0 引言

在人口结构调整和国家政策引导的背景下,农业生产亟需加快向精准化、自动化和智能化转型,以降低对劳动力的依赖、提高资源配置效率,加速推动农业生产由经验驱动型向数据驱动和智能决策型转变。近年来,以 Venlo 型温室为代表的现代智能温室在国内加速建设,为番茄等瓜果产业的进一步发展奠定了坚实的硬件基础。随着设施规模持续扩大,农业劳动力却呈减少趋势,“产量持续攀升”与“劳动力供给不足”的矛盾日益突出[1]。因此,研发高效、智能的番茄自动化作业技术已成为推动我国设施农业高质量发展的迫切需求[2-3]。

国内外学者在设施温室采摘机器人领域的研究取得了长足进展。国内外研究普遍依托于精准感知与灵活作业技术,在机械臂结构设计、末端执行器优化、多视角感知及路径规划等方面不断迭代[4-6]。国内研究则结合温室行间空间狭窄、植株垂直生长等特点,探索了轻量化伸缩臂、多自由度机械臂及低成本视觉感知技术的融合应用,在机器人视觉感知和特型末端执行器设计方面取得了积极成果[7-9]。

然而,现有技术在复杂遮挡、多变光照、狭窄作业空间以及动态环境自适应等方面仍存在不足,距离完全自主化作业仍有差距。特别是在温室场景中,仅依赖单一 RGB 感知往往难以准确识别果梗与遮挡果实的位置,易受背景干扰。近年来,多模态融合的 RGB-D 感知方法被证明能够有效提升采摘机器人在果实检测、果梗识别和遮挡处理方面的鲁棒性[10-11]。

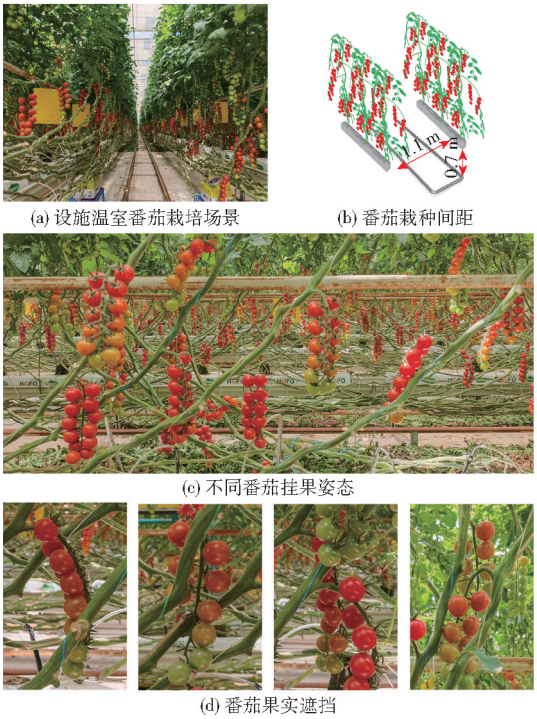
目前实现番茄选择性自主收获仍面临以下技术瓶颈:①作业环境感知难度高。温室番茄采摘环境属于典型非结构化场景,果实姿态和位置随机分布,茎叶障碍纵横交错,背景干扰显著,且果梗细小短促,极易造成目标关键信息的遮挡与丢失[12]。②运动规划求解复杂且效率低[13]。狭窄作业空间和植株位置异质性显著增加了机械臂逆运动学与路径规划的计算复杂度与耗时,导致规划成功率偏低。

针对上述问题,现有研究多采用单一机械臂结构或单一视觉传感器进行感知与作业,在窄通道、垂直种植及复杂遮挡环境下性能受限。本文在此基础上提出两方面改进:设计机械臂与升降关节组合的复合机械臂结构,相较于单臂或固定基座方案,提升温室窄通道及垂直种植环境下的空间可达性;构建远近景结合的多模态感知系统,将近景机械臂相机与远景固定相机融合使用,在果实随机分布、茎叶交错遮挡及背景复杂干扰条件下,实现更高精度的检测与定位。

1 番茄采摘机器人机构设计

1.1 设施温室采摘作业场景分析

图 1 所示为典型生产温室场景,设施温室番茄栽培普遍采用吊蔓垂直种植方式,植株沿支架绳垂直向上引缚生长。相邻垄的株间距约 1.1 m,形成了典型的窄通道作业环境。番茄果实多呈簇生状态分布于主茎两侧,不同果穗的空间位置(最大高度相差 50 cm 左右)与姿态差异较大,且受枝叶、邻株果穗的遮挡影响较大[14]。此外,果实成熟度阶段多样,果梗短而细,这不仅增加了视觉检测与定位的难度,也对机械臂末端执行器的接近路径与操作精度提出了更高要求。



(a) 设施温室番茄栽培场景 (b) 番茄栽种间距

(c) 不同番茄挂果姿态

(d) 番茄果实遮挡

图 1 设施温室番茄栽培模式

Fig. 1 Cultivation pattern of tomatoes in a controlled greenhouse

在此类环境中,采摘机器人需在有限作业空间内实现对不同高度、不同朝向果实的精准识别与无损采摘,同时应避免与植株各器官产生碰撞,因此在感知系统配置、机械臂运动学设计以及路径规划策略上均需有针对性优化。

1.2 整机结构设计

本研究设计的樱桃番茄采摘机器人系统(图 2)由温室移动底盘、滑轨式升降机关节(上下行程 1 m)、7 自由度(7-DOF)协作型机械臂(RealMan RM75-B)、特型夹剪一体化末端执行器(最大负载 5 kg)、腕部安装的 RGB-D 深度相机(Intel

RealSense D405）以及高性能工业计算机组成。移动底盘采用窄体设计，以适应温室 1.1 m 左右的行间通道宽度，并配备精确定位与避障功能，可在行间自主行驶并稳定停靠于目标株系作业点。滑轨式升降机构安装于底盘中央，可在垂直方向实现大行程调节，使机械臂在不移动底盘的情况下覆盖不同高度的果穗区域，提高作业空间和效率。

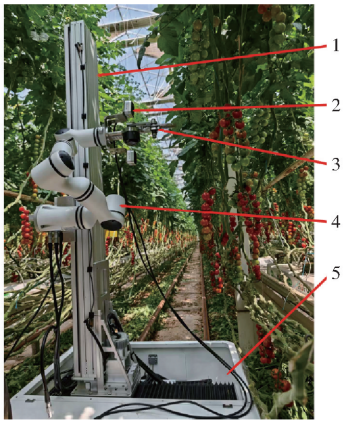


图 2　番茄采摘机器人整机实物图

Fig. 2　Photograph of the complete tomato harvesting robot

1. 升降关节　2. RGB－D 相机　3. 末端执行器　4. 7-DOF 机械臂　5. 移动底盘

机械臂选用 7 自由度协作型关节结构，以增强在复杂枝叶环境中的灵活性和避障能力。番茄植株普遍沿主茎垂直分布，枝叶纵横交错，在窄通道条件下，机械臂需要具备在有限空间内灵活调整姿态的能力。相比 6 自由度机械臂，7 自由度机械臂具有冗余度，可在保持末端位姿不变的情况下灵活绕过番茄主茎和枝叶障碍，从而降低碰撞风险并提升操作可行性。然而，受限于本机型臂展（约 610 mm），其单独覆盖的作业空间有限，当番茄果穗在垂直方向存在较大高度差时，番茄目标可能不在机械臂的可达空间中。为此，本研究在机械臂基座处引入滑轨式升降关节，作为额外的上下自由度，使系统能够在垂直方向进行大行程调节，显著扩展了整体作业空间。该复合构型在灵活性与可达性之间实现了平衡：7 自由度机械臂保证了复杂环境中的精细避障操作，而升降关节则弥补了高度差异带来的可达性不足，从而更好地适应温室中果实分布不均和挂果高度差异大的作业需求。末端执行器采用双凸轮驱动夹剪一体化结构，可在单驱动电机动力输入下实现夹持与剪切的异步动作，能够高效完成切断果梗[15]。

感知系统采用安装于机械臂腕部的 RGB－D 相机，用于实时采集目标果穗的彩色与深度信息，实现成熟度判别、空间定位与剪切点识别。计算与控制单元为高性能计算机，负责运行多任务视觉识别、运动规划与末端执行控制算法，并与底盘、升降机构及机械臂进行协同调度。整机各功能模块通过以太网和实时总线实现高速通信，确保在温室窄通道、复杂遮挡条件下完成多高度、多姿态番茄果穗的精准识别与无损采摘。

1.3　特型末端执行器设计

为指导樱桃番茄采摘机器人末端执行器设计，选取荷兰瑞克斯旺种子公司的 Genery（72－192）和从法国高蒂引进的 Saopolo 两种串收型番茄品种，在温室条件下分别采集 50 个成熟果实样本，测量果梗直径与长度（表 1）。结果表明，Genery 和 Saopolo 两个品种果梗直径平均值分别为 4.35、3.94 mm，长度平均值分别为 44.96、42.66 mm，直径主要分布在 3.15～5.23 mm 之间，长度集中在 30～60 mm 之间，两者差异无统计显著性。在综合考虑果梗的最大直径和整体视觉定位误差后，本研究将剪切刀刃张开最大距离设计为 20 mm，可提供 ±8 mm 的径向冗余空间，以保证剪切机构能够顺利插入果梗而不发生卡阻。并提出“果梗中心剪切”原则，即优先将果梗中点作为剪刀的目标剪切位置，以提高定位误差容忍度、降低果实损伤风险。

表 1　Genery 和 Saopolo 两个樱桃番茄品种相关物理参数

Tab. 1　Physical parameters related to two cherry tomato varieties Genery and Saopolo　　mm

品种	果梗直径			果梗长度		
	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值
Genery	3.15	5.23	4.35	28.60	63.80	44.96
Saopolo	3.38	4.78	3.94	28.70	59.51	42.66

如图 3 所示，末端执行器采用一体化设计，主要由伺服电机（动力源）、复合内凸轮、电机固定板、活

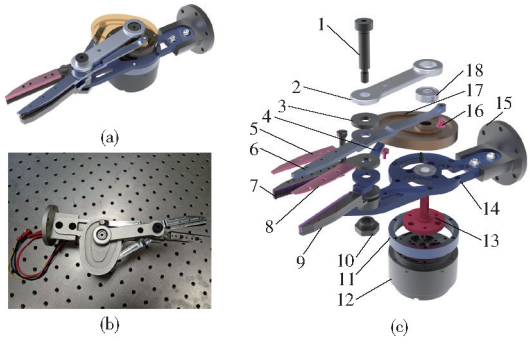


图 3　双凸轮驱动的剪切-夹持一体化末端执行器

Fig. 3　Double cam-driven shear-gripping integrated end-effector

1. 一字槽紧定螺钉　2. 电机压板　3. 垫片　4. 下压板连杆　5. 固定刀片　6. 动刀头上压板　7. 固定夹持头　8. 活动刀片　9. 活动夹持头　10. 防松螺母　11. 电机衬垫　12. 伺服电机　13. 凸轮轴　14. 电机固定板　15. 连接法兰　16. 凸轮滚子　17. 凸轮　18. 轴承

动剪切刀片、活动夹持头、固定刀片以及固定夹持头等零件构成。在苏州大学王蓬勃团队[15]设计的夹剪一体化结构基础上,将单刀砧板式改为对剪式双刀片,并将外凸轮 + 弹簧驱动替换为复合内凸轮机构。传统的单刀-砧板式结构在应对粗壮或富有弹性的果梗时,往往存在剪切力集中、易产生偏载和挤压变形的问题,导致剪切不彻底甚至果梗滑脱。本研究改进为对剪式双刀片结构,两片刀刃相向闭合,可均匀分配剪切力并相互抵消横向作用力,不仅提高了剪切效率与切口整齐度,而且显著增强了对高韧性果梗的适应性,避免了单刀结构下常见的横向偏载和剪切失败问题。在驱动方式上,将外凸轮 + 弹簧的方案替换为复合内凸轮机构。与依赖弹簧复位和夹紧力的外凸轮结构不同,复合内凸轮内部设计异形槽轨迹,可对随动件实现正反向约束驱动,直接完成“先夹后剪”的协同动作,无需额外弹簧。这不仅减少了部件数量,提升了机构紧凑性和加工装配简便性,还消除了因弹簧疲劳或外界振动带来的可靠性隐患。同时,内凸轮的封闭式传动过程使运动更加平稳,夹持与剪切动作衔接顺畅,保证了操作的一致性与稳定性。

如图 4 所示,剪刀最大开口尺寸为 20 mm,可容纳大部分果梗并预留足够的定位误差空间,刀片长 55 mm;双刀片闭合时的重叠量为 2.5 mm,以确保剪切彻底;完全闭合状态下左右夹持端间隙为 1.5 mm,保障稳定夹持。图 5 是复合凸轮结构设计加工图,该机构通过在单一槽道内集成多段曲率半径,实现夹持与剪切动作的顺序驱动。各关键曲率尺寸标注于图中,以指导加工与装配。刀片采用钨钢以提升耐磨性与锋利度,夹持头使用不锈钢加工并覆以 3D 打印硅胶垫以增加摩擦、防止滑脱,其余主体结构采用 7075 铝合金,末端执行器总体质量约 1.1 kg(含相机),在机械臂承载范围内,材料选型兼顾了结构强度与轻量化。

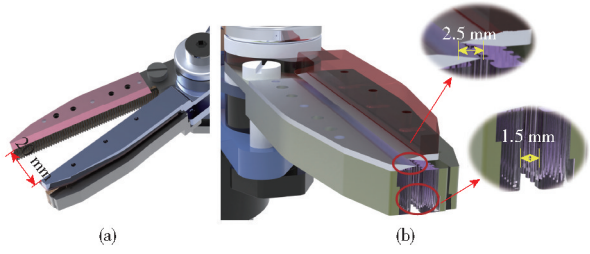


图 4 末端执行器关键部件参数

Fig. 4 Parameter setting for key components of end-effector

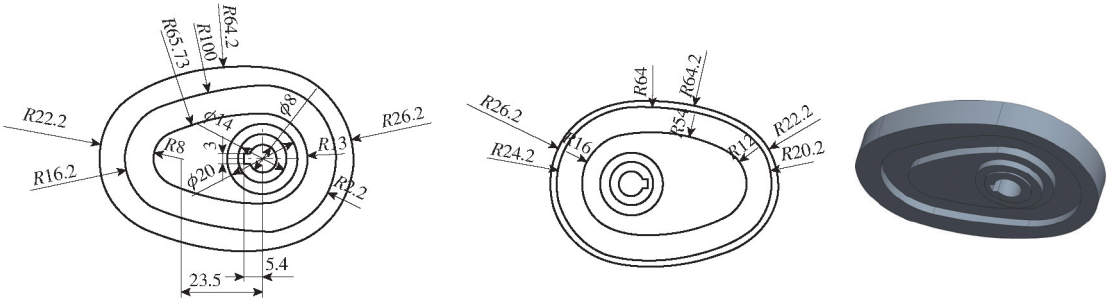


图 5 复合凸轮结构设计加工图

Fig. 5 Design and processing drawing of compound cam structure

基于复合内凸轮驱动机制,末端执行器的作业过程分为 3 个异步阶段(如图 6 所示):①初始张开阶段:伺服电机驱动内凸轮旋转,凸轮槽带动夹持头与刀片同步张开至最大开口,形成足够的进入空间以放入目标果梗。②夹持闭合阶段:凸轮下表面轮廓首先驱动夹持连杆闭合,稳固夹紧果梗,此时剪切刀片仍保持张开状态,避免过早切断,确保果梗获得稳定支撑。③剪切切断阶段:凸轮进一步旋转,驱动双刀片快速闭合完成剪切。由于果梗已被牢固定位,刀片可精确对准夹持位置剪断,且夹持机构在整个剪切过程中保持闭合,防止果实松脱或掉落。

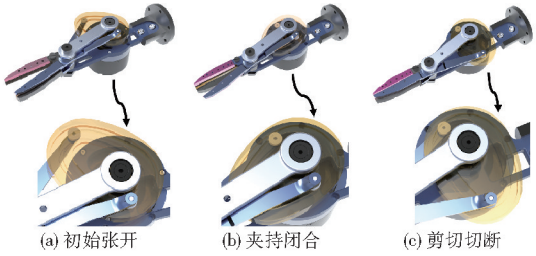


图 6 异步剪切-夹持工作流程图

Fig. 6 Asynchronous cutting and clamping workflow

剪切完成后,电机反向旋转使末端执行器回到初始状态,完成一个完整的采摘循环。

为验证末端执行器的实用性,在温室环境下进行了剪切试验,如图 7 所示。操作人员手持末端执行器,对准樱桃番茄果梗启动夹持-剪切动作,对连续 30 串番茄进行作业。结果表明,末端执行器均能稳定完成夹持与剪断,剪切成功率达 100%,实际剪切力约为 18 N,夹持力约为 4 N,无果梗滑脱或剪切失败发生。该结果验证了所提夹剪一体化设计的有效性与可靠性,其单驱动、高稳定性的结构可与机器视觉定位结合,实现樱桃番茄的自主高效采摘,为温

室采摘机器人集成应用提供了有力支撑。



(a) 到达剪切位置　(b) 夹持端闭合　(c) 剪刀切断果梗

图 7　末端执行器现场测试

Fig. 7　Field testing of end-effector

2　番茄采摘机器人视觉感知方法设计

为确保采摘机器人在温室复杂环境中实现对番茄果穗的高精度识别与定位，本研究构建了远近结合的分级视觉感知体系。系统先通过“粗定位”远景检测快速锁定目标番茄的大致区域，再借助“精定位”近景检测对子区域内的果实与果梗进行细致识别与姿态估计[16]，从而为后续机械臂规划与末端执行器操作提供可靠的视觉信息支撑。

2.1　“粗定位”远景检测子系统设计

设施温室环境中，果–茎–叶交错分布，光照变化剧烈且存在强反射光斑，番茄果穗间及果实–植株间的相互遮挡现象普遍[17]。这些因素不仅干扰目标检测的精度，还对果实成熟度估计与遮挡性判断带来显著挑战。尤其是成熟度处于临界状态的果实，其颜色特征存在模糊过渡，难以通过传统分类方法准确区分；复杂光照条件下产生的高光斑亦会破坏颜色与纹理特征提取的稳定性，导致成熟度估计结果不可靠。因此，本研究针对巡航状态下的番茄“粗定位”任务，提出了基于多模态融合的远景检测与多任务分析方法，在机器人移动巡检过程中实现番茄目标的准确检测、成熟度精确估计与遮挡性可靠判别，如图 8 所示。

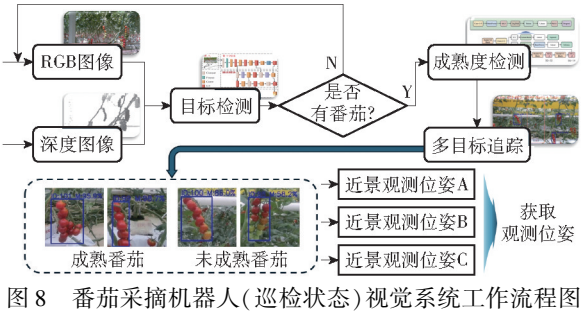


图 8　番茄采摘机器人(巡检状态)视觉系统工作流程图

Fig. 8　Tomato harvesting robot (inspection state) vision system workflow diagram

在检测阶段，针对单一 RGB 图像输入在复杂温室环境中易受遮挡与跨垄背景干扰的问题。如图 9 所示，引入了彩色与深度信息的多模态融合策略，采用前期工作中提出的 YOLO v5 - RGBD (early fusion)模型[18]，将 RGB 三通道(640 × 640)与深度单通道图像(640 × 640)在输入端拼接为四通道图像，保持网络主体结构不变。深度信息由三通道编码方式存储和解码，在保留毫米级精度的同时剔除近端噪声与远端背景区域，有效增强了模型在前后景区分、跨垄干扰抑制及遮挡处理方面的能力。融合策略对比结果表明，在 YOLO v5s、YOLO v8s 与 YOLO 11s 3 类模型中，早期融合方法在 mAP_{50-95} 指标上普遍提升 1 ~ 2 个百分点，且在参数量与计算量仅略有增加的情况下，在 NVIDIA GeForce RTX 5070 Ti GPU 推理速度仅为 6.5 ms/f。

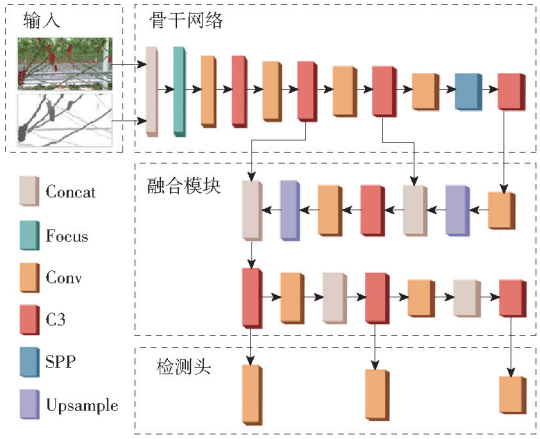


图 9　基于 YOLO v5 改进的 RGB - D 多源图像融合模型结构图

Fig. 9　Model structure diagram of improved YOLO v5 with RGB - D multi-source image fusion

为同时输出番茄的成熟度与遮挡性信息，本研究在检测模型输出的目标区域基础上，采用了前期研究提出的 CT - MTD (Cherry tomato multi-task detection)多任务网络[19]。该网络以轻量化 MobileViT 为骨干，低层特征提取网络在成熟度回归与遮挡分类两任务间共享，以提升多任务检测效率。在多任务输出头中引入 CA(Coordinate attention)机制，增强特征聚焦能力，提高在复杂背景与部分遮挡条件下的识别性能。成熟度估计被定义为非线性回归任务(输出 0 ~ 1 连续值)，遮挡性分析被定义为二分类任务(遮挡/无遮挡)，两任务权重通过不确定性加权策略自适应平衡。

如图 10 所示，针对同一串番茄在不同视角下的成熟度估计结果表明，无遮挡视角下，成熟度模型预测值(73.3%、72.7%)与人工标注值(78.9%、77.2%)接近，误差均在 5% 以内，且遮挡判定均为“无遮挡”。然而在存在枝叶遮挡的视角中，预测成

熟度下降至 64.1%,较人工标注值(76.8%)误差显著增大,并伴随遮挡标签判定为“Yes”。该结果验证了复杂温室环境中视角与遮挡状态对成熟度回归的显著影响,也体现了多任务模型同时输出成熟度评分与遮挡状态的必要性,为后续多视角融合与最优观测位姿决策提供了数据支撑。

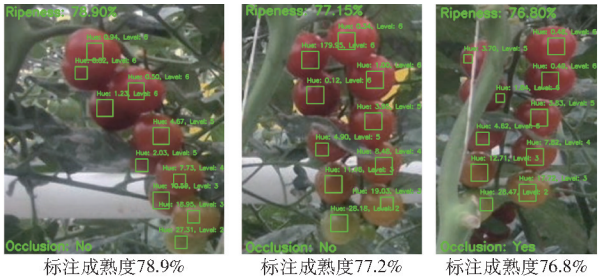


图 10 不同视角下同一串番茄的成熟度预测结果

Fig. 10 Maturity estimation results of the same tomato cluster from different perspectives

在连续巡航检测场景中,为减少目标 ID 漂移和背景番茄的误识别,本文提出了改进的串番茄追踪计数方法。检测阶段采用 YOLO v5 - RGBD 多模态模型,充分利用彩色图像丰富的颜色与纹理特征及深度图像的物理距离信息,对当前垄番茄目标进行精准检测;跟踪阶段引入 ByteTrack 多目标跟踪算法[20],为每个番茄目标分配稳定的 ID 并进行时序关联;计数阶段设计了特定的跟踪区域计数策略,有效抑制 ID 漂移带来的假阳性累积。在现场温室巡检试验中,平均计数精度达到 95.1%,集成算法运行速度超过 40 f/s,实现了高精度、实时性与稳定性的统一。

2.2 “精定位”近景检测子系统设计

在完成远景“粗定位”后,采摘机器人需进入近景精细识别阶段,以在有限作业空间内实现果梗、果实及主茎的精准识别与三维定位,为末端执行器生成可靠的接近姿态与剪切方案提供支持。为此,本研究在机械臂末端执行器上方安装轻量化 RGB - D 相机(Intel RealSense L515/D405 RGB - D 相机),构建了精定位近景检测子系统,通过多模态实例分割与点云匹配技术,实现毫米级精度的目标检测与定位。

为应对温室环境下背景主茎与果梗特征相似、果梗细短且易受遮挡等挑战,本文提出了一种轻量化双流主干实例分割模型 RTMFusion[21],如图 11 所示。该模型融合彩色(640 × 640)与深度信息(640 × 640),充分利用 RGB 在颜色与纹理表达方面的优势,以及深度图在空间结构与轮廓信息上的补充能力。RTMFusion 采用双流卷积特征提取结构,分别处理 RGB 与深度图像,并在深度流中引入卷积预处理以抑制噪声、保留关键几何特征。核心的深度增强特征融合(DEFF)模块通过自适应池化、卷积与非线性激活实现模态特征的深度互补,并与路径聚合特征金字塔网络(PAFPN)协同构建多尺度特征融合结构。在此基础上,结合 RTMDet 实例分割框架,RTMFusion 在 COCO 数据集上的掩码 mAP_{50-95} 达到 72.1%(较基线提升 4.6 个百分点),单帧推理时间仅 17.1 ms,能够满足农业机器人实时作业的需求。

在近景采集的图像中,RTMFusion 可生成果实、果梗与主茎的实例掩码。然而,由于串番茄结构复杂且常伴随相邻果穗,分割结果虽能区分各部位实例,却无法直接建立果实与对应果梗、主茎的语义关联。为此,设计了基于三维语义点云的植株结构匹配方法,如图 12 所示,其主要流程如下:

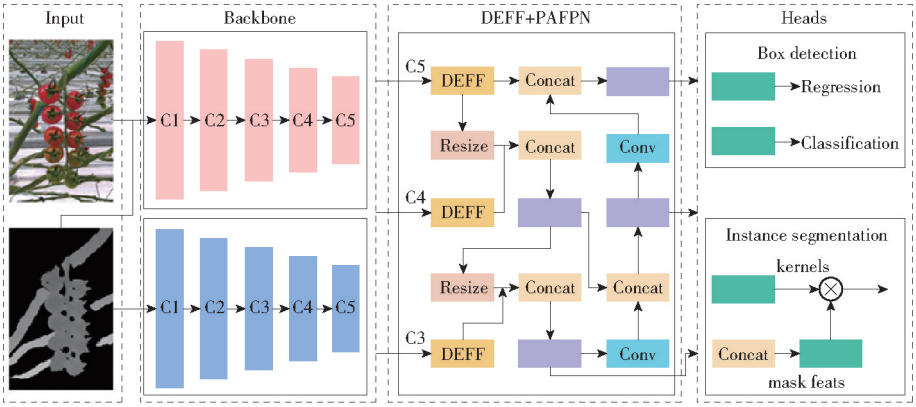


图 11 基于双流主干的多模态融合实例分割模型结构图

Fig. 11 Multi-modal fusion instance segmentation model structure diagram based on dual-stream backbone

(1)利用实例分割掩码的二维像素坐标，从 RGB－D 图像生成对应的果实、果梗及主茎点云簇。

(2)采用多种点云滤波方法(统计滤波、半径滤波等)去除离群噪声点，提升点云质量。

(3)针对每个番茄果实，结合温室栽培模式的空间分布特征，施加距离约束以剔除不符合典型生长模式的果梗与主茎候选点云簇。

(4)在剩余候选点云簇中，基于几何特征与空间距离条件，搜索并匹配最符合特征的果梗与主茎，为后续生成末端执行器的抓取与剪切姿态提供精确三维位置与方向信息。

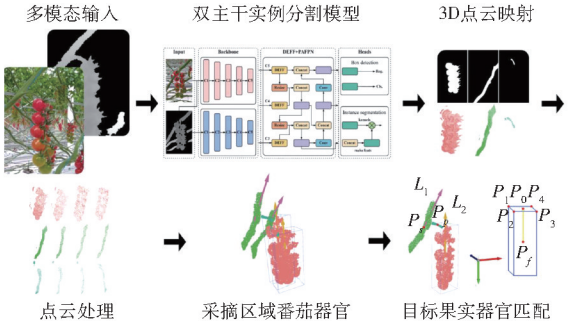


图 12　近景观测下的番茄植株三维结构匹配方法流程

Fig. 12　Method workflow of 3D structure matching for tomato plants in close-range observation

该近景检测子系统结合多模态实例分割与三维结构匹配，不仅显著提升了果梗与果实的关联精度，还有效降低了噪声点和误匹配的影响。在复杂遮挡条件下，该系统能够为末端执行器提供稳定、可执行的番茄果梗剪切位姿(如图 13)，为整机系统在温室环境下的高效自主采摘奠定了感知基础。

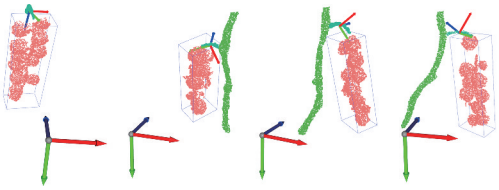


图 13　番茄植株结构匹配与剪切位姿匹配可视化结果

Fig. 13　Visualization results of tomato plant structure matching and cutting pose matching

3　复合机械臂解耦合控制方法设计

3.1　冗余机械臂逆运动学优化求解

7 自由度冗余机械臂为采摘机器人提供了额外的运动灵活性，使其在复杂作业环境中具备更高的机动性和姿态调节能力。在空间受限且对实时性要求较高的温室环境中，解析逆运动学方法因计算速度快而在运动规划中具有重要意义。然而，由于解析法高度依赖机械臂的几何结构，其通用性较差，相较于数值优化方法在多种机构适配性上存在不足。因此，针对目标机械臂结构开展针对性运动学分析与优化具有必要性。

在本研究中，采用团队提出的一种基于臂型角参数化的冗余机械臂解析逆运动学方法，并引入改进的 PB－PSO(Partition-based particle swarm optimization)算法对解析解进行全局优化，以提升求解速度并优化关节配置[22]。优化目标包括：最小化整体关节运动量；保持关节远离其机械极限，以提高运动安全性与执行稳定性。该方法在已知采摘目标位姿与初始姿态的条件下，可快速计算出最优关节角解。

该方法基于采摘位置和初始姿态计算出最优的关节位置。与数值方法的对比验证了该方法的有效性，其速度更快，最优解输出分别仅需 31.4 ms 和 38.7 ms，同时关节运动变化更小。

3.2　冗余机械臂与升降关节的解耦合规划

在复杂温室环境中，番茄采摘任务常面临多种抓取姿态、不同果穗高度及非规则障碍物分布等挑战，这不仅增加了机械臂姿态规划的难度，也限制了机器人整体的有效作业空间。当机械臂基座位置固定时，部分目标可能位于其可达空间之外，或无法在满足姿态约束的情况下完成抓取，从而显著降低采摘成功率。

为此，本研究提出了一种基于可达性地图的机械臂与升降关节解耦合的路径规划方法[23]，旨在满足姿态与空间约束的前提下，提高整体采摘任务的可达性与规划效率。该方法首先对目标作业空间进行离散采样，构建结合姿态约束的机械臂可达性地图，并引入操控成本模型，包括：相似性成本(衡量当前姿态与目标姿态的接近程度)、重力成本(反映末端执行器姿态对关节负载分布的影响)和升降移动成本(考虑升降行程与执行时间)。

在此基础上，本研究进一步利用 PyBullet 仿真平台开展路径规划与碰撞检测试验(如图 14 所示)。环境模型由温室采集的 RGB－D 点云构建，经过体素化处理后映射为占据栅格，并导入 PyBullet 物理引擎。规划过程中，RRT* 算法在可达性地图的约束下生成候选路径，随后结合在线碰撞检测进行逐步验证与优化，确保机械臂与升降关节的运动轨迹在复杂枝叶和果穗分布条件下实现无碰撞的路径规划。

4　试验

为验证所提出的采摘机器人系统及升降解耦合规划方法的有效性，本研究在两处典型温室：上海市金塘农业科技试验基地和滁州市凯盛浩丰(小岗)智慧农业产业园的温室番茄种植区开展了现场试

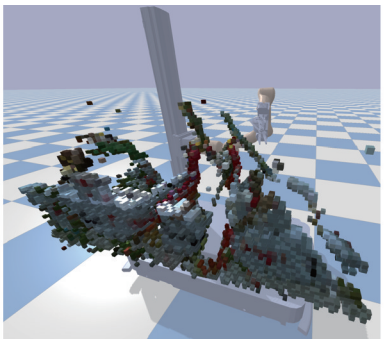


图 14 基于 PyBullet 的机械臂路径规划碰撞检测

Fig. 14 Collision detection for manipulator path planning based on PyBullet

验。这两处试验场地均采用吊蔓式立体温室垂直栽培模式,行间通道宽约 1.1 m,温室顶部配备遮阳板以缓解直射光影响,果实表面未出现明显光斑,平均光照强度维持在 12 000 ~ 16 000 lx 范围内。试验对象为典型樱桃番茄品种,在不同植株上随机选取目标果串进行操作。为避免枝干严重遮挡带来的不确定性,选择无遮挡或仅轻微叶片遮挡的果串作为采摘对象,确保了试验条件的可控性与结果的可重复性。两次试验分别采集了 92 串(M1 方法)与 149 串(M2 方法)番茄果串,保证样本量满足对比分析需要。每一果串操作视为一次独立重复测试,测试过程中所有数据均由系统自动记录。对各项指标(检测准确率、规划成功率、剪切成功率等)的统计结果表示为比例或百分比形式,其中关键指标的对比提升率通过计算相对增益进行描述。机器人系统搭载 7 自由度协作型机械臂、滑轨式升降机构、夹剪一体化末端执行器及 RGB - D 相机,并在高性能工控机上运行视觉感知与运动规划算法。

第 1 次试验(基线方法 M1):升降关节调整机械臂与目标番茄保持固定高度,不使用升降解耦规划(保持基座与目标高度差值为 0.3 m)。视觉检测由 YOLO v5 - RGBD 多模态模型和 SOLOv2 实例分割模型完成,剪切位姿由 KDL(Kinematics and dynamics library)解析逆运动学方法求解,机械臂路径规划采用 RRT Connect 算法。该方法在面对不同高度的目标果串时,可能因可达性不足或姿态受限而导致抓取失败。本次试验在 2023 年 6—7 月期间,于金塘农业科技试验基地进行。

第 2 次试验(本文所述采摘机器人系统 M2):采用升降解耦合规划方法,在机械臂可达性地图基础上,结合操控成本与升降关节移动成本优化升降位置,再在最优升降高度进行机械臂路径规划。逆运动学求解采用改进 PB - PSO 优化方法,运动规划使用基于引力场的 RRT* 算法,并结合 PyBullet 进行在线碰撞检测。该方法可在不同高度、不同障碍布局下实现更优的可达性与姿态配置。本次试验在 2024 年 5—6 月期间,于滁州市凯盛浩丰(小岗)智慧农业产业园进行。

试验过程中记录并分析以下指标:

视觉检测准确率:正确识别目标果串的比例。

剪切位姿求解准确率:末端执行器末端在三维空间定位到预期剪切点的比例。

机械臂运动规划成功率:规划得到无碰撞可行路径的比例,细分为近景观测位姿和果梗抓取位姿的规划成功率。

果梗到达成功率:末端执行器在执行剪切动作前到达目标果梗位置且姿态满足要求的比例。

剪切成功率:果梗被完全剪断的比例(第 1 次试验中记录,第 2 次测试未对所有番茄进行剪切,故不记录)。

采摘流程包括:远景定位目标果串位置;手眼相机近景观测;机械臂到达预采摘位置(目标位置前 10 cm);末端执行器以直线进给到果梗剪切位置;末端执行器进行剪切和抓取;搬运果串至收集容器。

试验结果表明(表 2),本文提出的升降解耦合规划方法(M2)在多个核心指标上均优于基线方法(M1),尤其是在剪切位姿求解和抓取位姿规划等关键环节表现突出。在视觉剪切点定位(剪切位姿求解准确率)方面,M2 达到 93.4%,较 M1 的 87.5% 提升了 5.9 个百分点。剪切点定位的成功率提升主要是因为视觉系统在近景检测阶段融合 RGB 与深度信息进行实例分割,并结合精确的果梗特征提取与空间映射,减少了因果梗细小、背景干扰或光照变化导致的定位误差。卡方检验结果表明,两组在剪切位姿求解准确率上的差异具有显著性($P < 0.05$)。

在路径规划成功率方面,M2 在抓取位姿规划上的成功率为 82.8%,较 M1 的 75.3% 提升 7.5 个百分点。这种提升主要归功于升降解耦合规划机制:在执行抓取任务前,系统基于机械臂可达性地图与操控成本模型(相似性成本与重力成本)优先优化升降关节位置,使目标位姿在关节空间的可达性与姿态灵活性显著提高;同时,运动规划算法由 RRT Connect 升级为基于引力场引导的 RRT*,并结合 PyBullet 在线碰撞检测,显著减少了密集果串和狭窄空间中因碰撞或姿态受限导致的规划失败。显著性检验表明,M1 与 M2 在抓取位姿规划成功率上的差异同样具有统计学意义(卡方检验,$P < 0.05$)。在近景观测位姿规划方面,M1 与 M2 成功率差异较小(97.7%、96.5%),说明在相对宽松的观测任务中,两种方法均能稳定完成目标到达,但 M2 在抓取

环节的优势更加明显。

综合来看，本文提出的升降解耦合规划方法（M2）在多个核心指标上均优于基线方法（M1），尤其在剪切位姿求解与抓取位姿规划等关键环节表现突出。在视觉剪切点定位方面，M2 达到 93.4%，较 M1 的 87.5% 提升 5.9 个百分点；在抓取位姿规划方面，M2 成功率为 82.8%，较 M1 提升 7.5 个百分点。整体采摘成功率方面，若考虑剪切失败，M1 为 55.4%；若未考虑剪切失败，则为 58.7%。相比之下，M2 在未考虑剪切失败情况下达到 65.8%，实现了 7.1 个百分点的相对提升。卡方检验结果进一步验证了两种方法在整体采摘成功率上的差异具有统计学意义（$P<0.05$）。这一改进得益于从剪切点检测精度到抓取路径规划可行性的一体化优化：RGB－D 多模态感知提升了果梗定位鲁棒性，升降解耦合机制增强了不同高度果穗下的可达性，引力场引导的 RRT* 与在线碰撞检测则确保了路径规划的稳定性与安全性。三方面的协同作用，使得机器人在复杂温室环境中展现出更高的作业成功率和环境适应性。此外，在采摘效率方面，M2 完成单次采摘循环的平均时间为 15.46 s，较 M1 的 20.86 s 缩短了约 26%，进一步证明了所提方法在提升作业效率上的优势，为迈向商业化应用奠定了基础。

表 2　番茄采摘机器人现场测试结果

Tab.2　Field test results of tomato harvesting robot

参数	基线方法 M1	本文方法 M2
远景检测准确率/%	97.8	95.3
剪切位姿准确率/%	87.5	93.4
观测位姿规划成功率/%	97.7	96.5
抓取位姿规划成功率/%	75.3	82.8
果梗到达成功率/%	93.1	92.5
剪刀剪切成功率/%	94.4	
整体采摘成功率/%	55.4（考虑剪切失败） 58.7（未考虑剪切失败）	65.8（未考虑剪切失败）
单次循环时间/s	20.86	15.46

与现有研究对比来看，本文提出的系统在采摘成功率与效率方面均达到或超过了国际上同类成果。例如，Wageningen 大学 Edan 团队提出的温室甜椒采摘机器人[5]，在商业温室条件下开展了为期 28 d 的验证试验，平均单果采摘周期为 24 s，其中物流环节（放果和平台移动）约占 50%，实验室条件下最快可缩短至 15 s。其在最佳栽培条件下的采摘成功率为 61%。相比之下，本文所提出的番茄采摘机器人在复杂温室环境下取得了 65.8% 的整体成功率，且平均单次采摘循环时间为 15.46 s，表明在保持高精度作业的同时具备更高的效率。

5　讨论

尽管本文提出的升降解耦合规划方法在剪切位姿求解和抓取姿态规划等多个指标上均优于基线方法，整体采摘成功率达到 65.8%，但与商业化部署所需的稳定性和效率相比仍存在差距。这一结果充分验证了本文所提出的 RGB－D 感知与升降解耦合规划协同框架的有效性与创新性，但也表明系统在实际推广中仍需进一步提升。性能瓶颈主要集中在以下方面：

（1）剪切点定位的鲁棒性不足：当前近景视觉系统在单次检测失败时缺乏快速的补偿策略，一旦视觉定位误差或果梗被严重遮挡，系统无法在短时间内完成重新观测与定位，易导致作业中断。未来可引入多视角冗余观测机制和检测失败后的快速再定位策略，提高定位点获取的稳定性与连续性。

（2）抓取路径规划成功率仍有提升空间：在复杂障碍布局下，7 自由度机械臂即便配合升降解耦合规划，仍可能出现姿态受限或路径不可行的问题。后续可探索 8 自由度或更高自由度的机械臂与升降关节协同控制系统，以进一步扩大可达工作空间，并利用实时可达性地图动态更新规划策略，减少规划失败率。

（3）动态果串的稳定采摘能力不足：温室环境中果实因枝条弹性或气流影响会发生晃动，当前方法未针对果实动态位姿变化进行预测与补偿，导致剪切精度下降。未来可结合高速视觉与基于模仿学习的端到端闭环视觉伺服系统[24]，在执行过程中实时感知果实的微动并调整末端轨迹，从而提升动态环境下的作业精度与鲁棒性。

从应用角度来看，本文方法虽然将整体采摘成功率提升至 65.8%，但距离商业化温室所需的 85% 以上综合成功率仍有明显差距。更为关键的是，商业化部署不仅要求高效，还要求系统具备安全、稳定和自主的运行能力：即便在极端条件下未能完成全部果实采摘，也必须确保机械臂与植株不发生碰撞、作业过程不中断，并能独立决策完成安全退让和继续作业。这一能力对于温室规模化应用而言，比单纯的采摘率更为重要。未来的研究将重点加强多视角冗余观测与快速再定位机制，引入高速视觉与模仿学习的端到端视觉伺服框架，提升系统在动态环境中的稳定性；结合更高自由度的机械臂与升降关节协同控制，扩大作业空间；并强化安全自主控制能力，使机器人即便在复杂条件下也能保持无碰撞、不中断作业。随着设施农业的规模化发展，具备多模

态感知与安全自主作业能力的采摘机器人有望与温室智能管理系统深度融合,最终实现产业化应用。

6 结论

(1)构建了一套融合 RGB - D 多模态信息的双层视觉感知体系,提升了复杂遮挡环境下果穗与果梗的检测与定位精度。

(2)提出了结合 7 自由度协作型机械臂与滑轨式升降关节的复合构型,并设计了基于可达性地图的解耦合规划方法,增强了系统在多高度、多障碍条件下的可达性与规划效率。

(3)集成定制化“双凸轮 + 双刀片”夹剪一体化末端执行器,实现了在单一驱动下的稳定夹持与剪切动作,提升了结构紧凑性与操作可靠性。

(4)在设施温室现场试验中,所研制系统在典型樱桃番茄立体栽培条件下取得了 65.8%(未考虑末端执行器剪切失败情况)的整体采摘成功率,验证了该方案在有限作业空间内的可行性与环境适应性,能够完成自主移动、目标识别、定位与采摘作业,并在效率和减轻人工劳动强度方面具有显著优势。

参 考 文 献

[1] 张蚌蚌, 朱华东, 温榕昊, 等. 农业新质生产力的系统阐释:要素构成、结构关联与功能取向[J]. 中国农业大学学报, 2025, 30(6): 248 - 261.
ZHANG Bangbang, ZHU Huadong, WEN Ronghao, et al. A systematic interpretation of new quality agricultural productivity: elemental composition, structural connection and functional orientation[J]. Journal of China Agricultural University, 2025, 30(6): 248 - 261. (in Chinese)

[2] SCHERTZ C E, BROWN G K. Basic considerations in mechanizing citrus harvest[J]. Transactions of the ASAE, 1968, 11(3): 343 - 346.

[3] BAC C W, VAN HENTEN E J, HEMMING J, et al. Harvesting robots for high-value crops: state-of-the-art review and challenges ahead[J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(6): 888 - 911.

[4] 赵云伟,赵文伟,刘政,等. 单驱动无缆式气动苹果采摘手设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 264 - 274.
ZHAO Yunwei, ZHAO Wenwei, LIU Zheng, et al. Design and testing of cableless pneumatic apple picker with single actuator [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 264 - 274. (in Chinese)

[5] ARAD B, BALENDONCK J, BARTH R, et al. Development of a sweet pepper harvesting robot[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(6): 1027 - 1039.

[6] LEHNERT C, MCCOOL C, SA I, et al. Performance improvements of a sweet pepper harvesting robot in protected cropping environments[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(7): 1197 - 1223.

[7] 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.

[8] LI T, XIE F, QIU Q, et al. Multi-arm robot task planning for fruit harvesting using multi-agent reinforcement learning[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2023: 4176 - 4183.

[9] LI X, HAN Y, MA N, et al. Autonomous tomato harvesting with top-down fusion network for limited data[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2025, 41: 3609 - 3628.

[10] GONG L, WANG W, WANG T, et al. Robotic harvesting of the occluded fruits with a precise shape and position reconstruction approach[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 39(1): 69 - 84.

[11] SUN Q, CHAI X, ZENG Z, et al. Noise-tolerant RGB - D feature fusion network for outdoor fruit detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107034.

[12] 陈明猷, 罗陆锋, 刘威, 等. 采摘机器人全果园视觉感知及自主作业综述[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 20 - 39.
CHEN Mingyou, LUO Lufeng, LIU Wei, et al. Orchard-wide visual perception and autonomous operation of fruit picking robots: a review[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 20 - 39. (in Chinese)

[13] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1 - 18.
LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(12):1 - 18. (in Chinese)

[14] 赵博, 柳苏纯, 张巍朋, 等. 面向樱桃番茄采摘识别的轻量化 Transformer 架构优化研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 62 - 71, 105.
ZHAO Bo, LIU Suchun, ZHANG Weipeng, et al. Performance optimization of lightweight Transformer architecture for cherry tomato picking[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 62 - 71, 105. (in Chinese)

[15] RONG J, HU L, ZHOU H, et al. A selective harvesting robot for cherry tomatoes: design, development, field evaluation analysis[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(8): 2564 - 2582.

(下转第 94 页)

Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(4): 6217 - 6228.
[15] WATKINS C J C H, DAYAN P. Q-learning[J]. Machine Learning, 1992, 8(3 - 4): 279 - 292.
[16] SUTTON R S, MCALLESTER D, SINGH S, et al. Policy gradient methods for reinforcement learning[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 12: 1057 - 1063.
[17] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518(7540): 529 - 533.
[18] JOSHI S, KUMRA S, SAHIN F. Robotic grasping using deep reinforcement learning[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2020: 3215 - 3220.
[19] GAUTIER P, LAURENT J, DIGUET J P, et al. Deep Q-learning-based dynamic management of robotic cluster[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022, 19(4): 2475 - 2486.
[20] LIN G, ZHU L, LI J, et al. Collision-free path planning for guava-harvesting robot with recurrent deep reinforcement learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 188: 106350.
[21] LI Y, FENG Q, ZHANG Y, et al. Peduncle collision-free grasping for tomato harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108488.
[22] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735 - 1780.
[23] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 5998 - 6008.
[24] HAARNOJA T, ZHOU A, ABBEEL P, et al. Soft actor-critic: maximum entropy deep reinforcement learning with a stochastic actor[C]// Proceedings of the International Conference on Machine Learning, 2018: 1861 - 1870.
[25] CHENG R, VERMA A, OROSZ G, et al. Control regularization for reduced variance reinforcement learning[C]// Proceedings of the International Conference on Machine Learning, 2019: 1141 - 1150.
[26] ANDRYCHOWICZ M, WOLSKI F, RAY A, et al. Hindsight experience replay[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 30.
[27] YOSHIKAWA T. Manipulability of robotic mechanisms[J]. International Journal of Robotics Research, 1985, 4(2): 3 - 9.
[28] LILLICRAP T P, HUNT J J, PRITZEL A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning[J]. arXiv Preprint, arXiv:1509.02971, 2015.
[29] FUJIMOTO S, HOOF H, MEGER D. Addressing function approximation error in actor-critic methods[J]. arXiv Preprint, arXiv:1802.09477, 2018.
[30] LINDNER T, MILECKI A, WYRWAŁ D. Positioning of robotic arm using different reinforcement learning algorithms[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2021, 19: 1661 - 1676.
[31] XIAO X, WANG Y, ZHOU B, et al. Flexible hand claw picking method for citrus-picking robot[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1227.

(上接第 70 页)

[16] RONG J, DAI G, WANG P, et al. A peduncle detection method of tomato for autonomous harvesting[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(4): 2955 - 2969.
[17] 王亚薇, 何津立, 林熙淼, 等. 温室番茄采摘机器人伸缩式机械臂设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊1): 18 - 28.
WANG Yawei, HE Jinli, LIN Ximiao, et al. Design and experiment of tomato picking robot based on telescopic robotic arm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 18 - 28. (in Chinese)
[18] RONG J, ZHOU H, ZHANG F, et al. Tomato cluster detection and counting using improved YOLOv5 based on RGB - D fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107741.
[19] RONG J, LI X, ZHENG W, et al. An end-to-end maturity prediction and hierarchical counting method for cherry tomatoes[J]. Biosystems Engineering, 2025, 256: 104191.
[20] ZHANG Y, SUN P, JIANG Y, et al. Bytetrack: multi-object tracking by associating every detection box[C]// European Conference on Computer Vision (ECCV), 2022: 1 - 21.
[21] RONG J, ZHENG W, QI Z, et al. RTMFusion: an enhanced dual-stream architecture algorithm fusing RGB and depth features for instance segmentation of tomato organs[J]. Measurement, 2025, 239: 115484.
[22] RONG J, WANG P, YUAN T. An analytical inverse kinematics optimization method of 7-DOF anthropomorphic manipulators with joint limits[C]// International Conference on Intelligent Robotics and Applications, 2025: 231 - 245.
[23] RONG J, LIU Y, LI X, et al. Decoupled motion planning method for 7-DOF manipulator and lifting joint in automated tomato harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110693.
[24] MAHMOUDI S, DAVAR A, SOHRABIPOUR P, et al. Leveraging imitation learning in agricultural robotics: a comprehensive survey and comparative analysis[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2024, 11: 1441312.