doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.002

果蔬采摘机器人研究进展与展望

欧阳安[1]　黄慧星[2]　张安琪[1]　汪小昂[2]　章永年[2]　王清玉[2]　徐嘉骏[2]
(1. 工业和信息化部装备工业发展中心, 北京 100846; 2. 南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 随着果蔬产量持续增长,全自主作业型果蔬采摘机器人的研究与应用已成为农业智能化领域的热点,但果蔬采摘机器人“感知—执行—规划”全流程的协同作业仍面临诸多技术挑战。针对该问题,本研究通过梳理现有研究成果,系统剖析果蔬采摘机器人的关键技术,重点探讨果蔬目标精准感知、果蔬目标自适应抓取控制和自主采摘行为规划三大核心环节。从自主作业的感知基础出发,整理深度学习驱动的精准感知、多模态信息融合感知、主动感知与视角规划技术 3 类果蔬目标精准感知方法,为后续执行与规划环节提供数据支撑;在此基础上,聚焦末端执行核心环节,分类梳理机械分离式、真空吸附式、柔性夹持式等末端执行器的结构设计特点,并深入探讨适配不同果蔬类型的末端抓取控制策略;进而分析从工业机械臂到农业专用机械臂以及多臂协同系统的发展现状,并系统梳理机械臂自主采摘行为规划的最新研究进展;最后对果蔬采摘机器人构建案例进行分析。感知系统、末端执行模块与运动规划系统的高效协同是果蔬采摘机器人实现产业化落地的核心关键,现有的视觉感知、抓取控制及运动规划算法的鲁棒性与稳定性仍有待增强,各模块协同程度需进一步提升,未来研究应聚焦于技术短板,推动多领域协同创新,以助力果蔬采摘机器人的全面升级与广泛应用。

关键词: 果蔬采摘机器人; 精准感知; 自适应抓取; 行为规划
中图分类号: S224　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)05-0019-20　　**OSID**:

Research Progress and Prospects of Fruit and Vegetable Harvesting Robots

OUYANG An[1]　HUANG Huixing[2]　ZHANG Anqi[1]　WANG Xiaochan[2]　ZHANG Yongnian[2]
WANG Qingyu[2]　XU Jiajun[2]
(1. *Ministry of Industry and Information Technology Equipment Industry Development Center*, *Beijing* 100846, *China*
2. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210031, *China*)

Abstract: With the continuous growth in fruit and vegetable yields, the research and application of fully autonomous harvesting robots have become a major focus in the field of agricultural intelligence. However, the coordinated operation across the entire “perception - execution - planning” workflow of harvesting robots has still faced numerous technical challenges. To address this issue, existing research achievements were systematically reviewed, and the key technologies of fruit and vegetable harvesting robots were comprehensively analyzed, focusing on three core aspects: precise perception of fruit and vegetable targets, adaptive grasping control of harvesting targets, and autonomous harvesting behavior planning. First, starting from the perceptual foundation for autonomous operation, three categories of precise target perception method were reviewed, including deep learning-driven precise perception, multimodal information fusion perception, and active perception with viewpoint planning. These provided essential data support for subsequent execution and planning stages. Building upon this, the end-effector, as the core execution component, was examined in detail. The structural design characteristics of mechanically separated, vacuum suction, and flexible gripping end-effectors were categorized and summarized, and grasping control strategies adapted to different fruit and vegetable types were thoroughly discussed. Furthermore, the development status of robotic manipulators, ranging from industrial robotic arms to agriculture-specific robotic arms and multi-arm cooperative systems, was analyzed, and recent progress in autonomous harvesting behavior planning for robotic manipulators was systematically investigated. Finally, representative construction cases of fruit and vegetable harvesting robots were

收稿日期: 2025-12-23　修回日期: 2026-01-09
基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFD2000304)、甘肃省农机研发制造推广应用一体化试点项目(6-1)和工业和信息化部“推动智能农机装备发展相关支撑工作”项目(ZBYS-ZYC-2025-6)
作者简介: 欧阳安(1988—),女,副研究员,博士,主要从事智能与新能源农机装备产业与政策研究,E-mail: ouyangan@eidc.org.cn
通信作者: 汪小昂(1968—),男,教授,博士,主要从事农业机器人和设施农业装备研究,E-mail: wangxiaochan@njau.edu.cn

analyzed. The efficient synergy between perception systems, end-effector modules, and motion planning systems constituted the core imperative for the industrial deployment of fruit and vegetable harvesting robots. The robustness and stability of existing visual perception, grasping control, and motion planning algorithms were found to remain insufficient, while the degree of coordination among these modules demanded further improvement. Future research should concentrate on addressing these technical shortcomings and promoting multidisciplinary collaborative innovation to facilitate the comprehensive upgrading and widespread application of fruit and vegetable harvesting robots.

Key words: fruit and vegetable harvesting robot; precise perception; adaptive grasping; behavioral planning

0 引言

我国是水果蔬菜消费和生产大国,但果蔬采摘环节机械化水平较低,严重依赖人工。随着农村人口老龄化程度不断加深,农业人工成本不断上涨,果蔬产业人力成本已超过 60%,如何降低人工成本占比、提高采摘效率对于降低果蔬采收成本至关重要[1]。果蔬采摘机器人是具有感知系统的自动收获装备,具有智能化、灵活性、自主性的特征,是智慧农业发展的核心支撑,更是破解果蔬采收环节劳动力短缺、效率偏低、果实损伤等难题的关键路径,对推动农业生产向精准化、无人化转型具有重要意义。

近年来,机器视觉、人工智能等技术的广泛应用为果蔬采摘机器人提供了核心基础支撑[2],具身智能、多模态视觉算法、大模型等前沿技术的发展[3-6],推动果蔬采摘机器人在手眼协同[7-8]、无损抓取控制[9]等方面取得了较大进展。经过持续迭代,采摘机器人已能较好地应对低光照、枝叶遮挡、果实形态多样等复杂场景,对细小目标、异形果蔬的识别与抓取能力显著增强[4,10-11]。

然而,当前果蔬采摘机器人的产业化进程仍面临诸多瓶颈[12-13]。一方面,非结构化的采摘环境易造成感知复杂、触觉反馈难以及视角局限,采摘机器人手眼协同定位精度与采摘动作执行适配性不足,与人类采摘的动态环境适配能力存在显著差异;另一方面,目前已有研究多侧重于目标果蔬识别定位算法优化、末端执行器结构化设计、抓取控制策略、采摘路径规划等单一模块的性能提升[9,14-15],对各功能模块间的协同适配与全流程场景化优化关注不足,导致系统集成后作业连贯性与稳定性不佳,难以形成稳定适配真实采摘复杂需求的自主作业系统。

为了推动果蔬采摘机器人加快产业化,需突破三大核心技术能力:精准感知能力,实现复杂环境下果蔬目标的高效识别、定位与成熟度判别;柔性抓取与控制能力,适配不同果蔬的物理特性,平衡采摘效率与无损要求;智能采摘行为规划能力,通过优化机械臂结构与运动逻辑,实现动态避障与高效作业。

本文系统梳理果蔬采摘机器人关键技术的研究进展,深入分析果蔬目标精准感知、果蔬采摘抓取与控制、自主采摘行为规划等技术,介绍典型果蔬采摘机器人的应用实践案例,分析并总结当前技术现状与存在的问题,展望未来发展趋势,为推动果蔬采摘机器人技术的迭代升级与规模化应用提供参考。果蔬采摘机器人系统如图 1 所示。



图 1 果蔬采摘机器人技术构成图

Fig. 1 Technical composition diagram of fruit and vegetable harvesting robot

1 果蔬目标精准感知技术

农业采摘机器人的感知技术已完成从传统手工依赖到深度学习驱动的跨越式演进。早期感知技术以手工设计特征结合传统机器学习为核心,通过量化果实颜色、纹理、形状等属性,经传统机器学习完成识别,依托单目/双目视觉几何计算实现定位,完成了感知功能从无到有的基础突破[4,8,16]。但该技术受人工特征主观性强、泛化能力弱的限制,在复杂光照、果实遮挡等实际采摘场景中,识别准确率较低与定位误差较大难以满足采摘机器人对感知稳定性与可靠性的实际需求。随着研究的深入,目前主流感知方法主要有:深度学习驱动的精准感知、多模态信息融合感知以及主动感知与视角规划技术。

1.1 深度学习驱动的精准感知

随着深度学习技术的革新,端对端学习模式规避了人工特征设计的弊端,不仅能自动提取果实高级抽象特征以提升识别稳定性,突破了对光照变化、作物形态差异等环境扰动的敏感性局限,实现了感知技术的

转变，推动其向“识别—定位”一体化精准感知升级。

针对果蔬目标识别问题，研究者采用 Faster R－CNN、Mask R－CNN、YOLO 系列等主流网络解决枝梗遮挡、果实重叠、尺度差异等挑战，并且集成多尺度特征融合、注意力机制强化特征提取，精准区分果实与复杂背景，并通过轻量化设计满足采摘机器人的实时性需求[17－19]。

针对采摘精准定位问题，以果实识别结果为核心技术基础，结合农业场景的遮挡程度、作物形态及实时性需求，可划分为两大实现方法：基于深度学习的几何映射定位，依托 Mask R－CNN、YOLO v8－seg 等模型输出的高精度果实轮廓或边界框，通过椭圆拟合、边缘检测等几何算法将二维视觉信息映射至三维空间[20－23]；基于深度学习的端到端直接预测方法，通过多任务网络架构将果实识别与采摘点定位整合为统一学习目标，在输出果实类别、边界框的同时直接输出采摘点坐标[24－25]，如 ZHANG 等[26]提出 YOLOMS 多任务模型，引入 RepVGG 增强特征提取、Focal－EIoU 优化边界框回归改进 YOLO v5s，同步完成芒果–果梗检测与分割，端到端输出采摘点坐标，提高了复杂场景下定位成功率。

然而，基于监督学习的深度模型在泛化能力和大规模数据标注成本存在不足，难以适配农业生产中作物品种多样、环境动态多变的实际需求。随着大模型的发展，如 SAM（Segment anything model）、LLM（Large language model）、LAM（Large action model）等，通用型视觉表征和自监督预训练显著降低了农业感知的数据需求与部署门槛[27－30]。例如，针对苹果采摘机器人视觉精度低的问题，LU[31]提出 YOLO v8＋SAM－2 融合网络结构，提高了在复杂场景下识别准确率；针对葡萄果穗浆果计数不准、果穗结构量化难的问题，TORRES-LOMAS 等[32]提出利用 SAM 大模型零样本分割葡萄浆果，结合线性回归校正视角偏差，分割与人工计数相关系数达 0.96。基于深度学习感知技术方法对比分析如表 1 所示，深度学习驱动的精准感知效果如图 2 所示。

表 1　深度学习驱动精准感知技术方法对比分析

Tab. 1　Comparative analysis of different perceptual technology methods

感知技术类型	经典模型	作业流程特点	适用场景	技术优势	局限性
分割检测＋几何法	Mask R－CNN、U－Net 等	识别 几何推断	苹果[17]等形态规则作物	几何定位可解释性强	依赖轮廓完整性，鲁棒性不足
端到端多任务感知	YOLO v8 等	识别与定位 同步回归	草莓[18,21]、油茶果[19]等果梗纤细作物	适配遮挡、小目标等非结构化场景	训练难度高，算力要求高
通用大模型感知（通用适配）	SAM、LLM 等	端到端 提示驱动	小样本标注需求场景[31]	跨作物适配性强	推理速度较慢，定位精度待提升

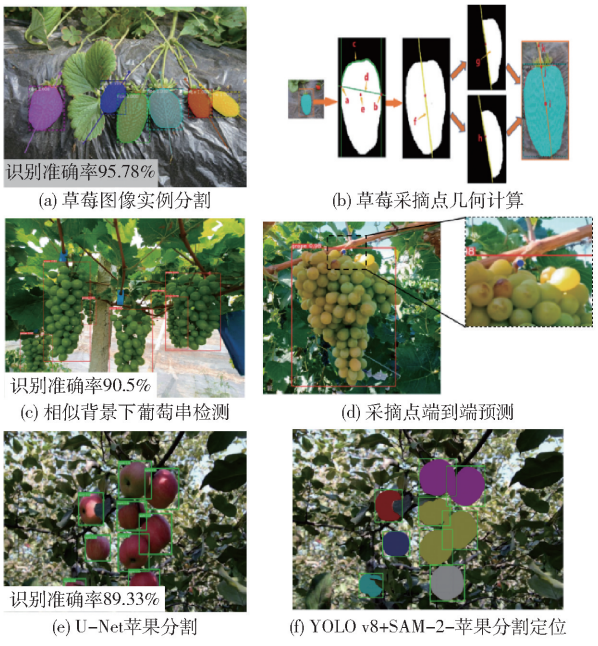


图 2　深度学习驱动的精准感知效果示意图

Fig. 2　Schematic diagram of deep learning-driven precision perception effects

深度学习驱动的感知技术虽取得显著进展，但在复杂环境下单一视觉模态易出现精度下降以及硬件成本较高问题[33－34]。为破解瓶颈，需融合多模态感知，结合主动感知策略优化采集视角，成为后续果蔬采摘感知技术突破的核心方向。当前，大模型推动果蔬采摘感知从专属模型向通用基础模型发展，其在提升鲁棒性、降低跨作物跨场景适配成本上具有关键价值，有助于构建多作物智能采摘系统[35]；但该技术仍需经历长期的迭代与优化才能成熟落地。

1.2　多模态信息融合感知

多模态信息融合感知以深度学习为纽带，通过 RGB－X（含 RGB－D、多光谱、红外等）信号的互补融合弥补单模态短板，是推动采摘机器人产业落地的关键推力[36]。其中，因深度相机的普及，RGB－D 融合已成为当前主流方案——相较于传统单 RGB 相机仅能捕捉纹理与色彩信息的局限，深度相机可通过结构光、ToF、主动红外立体成像等技术同步获取场景深度数据[10,37]，且随着消费级与工业级设备成本下降，已在草莓、葡萄、柑橘等采摘场景中广泛

应用。当前主流消费级深度相机在技术路线、性能参数及实际农业环境适配性上存在差异，其硬件特性直接影响多模态融合的精度与工程落地效率，具体对比如表 2 所示。

表 2 不同核心测距技术的主流消费级深度相机特点

Tab. 2 Advantages and disadvantages of consumer-grade depth cameras with different core range-finding technologies

相机型号	相机实物图	核心测距技术	核心优点	主要缺点
Orbbec AstraPro		结构光(静态红外散斑编码光)	近距离精度高，弱光稳定	测距范围短(<1.5 m)，分辨率低
PMD CamBoard nano		ToF(间接飞行时间法)	帧率高(30 f/s)，低功耗(<3 W)	强光易受干扰，分辨率中等
Intel RealSense D435i		主动红外立体视觉(视差匹配)	适配范围广(0.1~10 m)，户外稳定	需手动标定，复杂背景易出错
Femto Bolt		混合ToF(增强型)	多模态集成，抗干扰性强	成本高，调试难度大

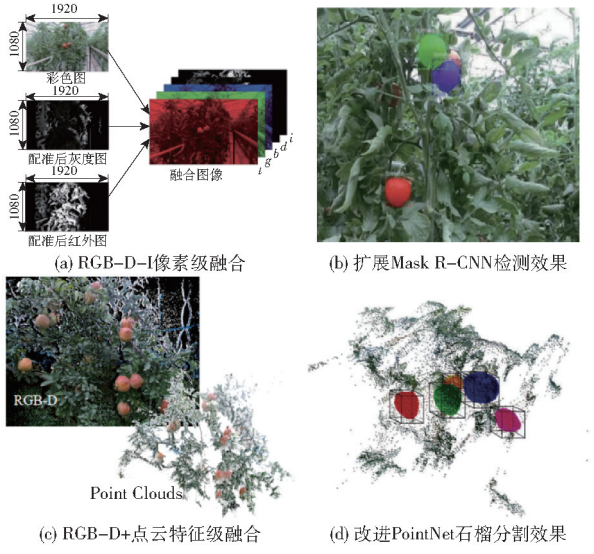
现有多模态感知融合主要分为像素级融合与特征级融合两类。其中像素级融合，通过对 RGB 图像与深度图、红外等多模态原始数据进行像素关联、配准或加权，解决单模态原始信息不足的问题，适用于果实精细分割、遮挡区域识别等场景[38-39]，如 RGB-D-I 输入扩展 Mask R-CNN，其番茄检测准确率可以达到 98.3%[40]；LIU 等[41]提出了 RGB-NIR 双模态输入 YOLOACTFusion 网络，实例分割性能较原 YOLACT 提升 13.2%。

特征级融合通过深度学习提取多模态中层语义特征(如 RGB 语义、深度几何、点云特征)，再通过注意力、跨模态拼接等方式整合，解决单模态特征语义表达不足的问题，适用于采摘点定位、小目标(果梗)识别[42]，如改进 F-PointNet 方法相较于原 PointNet 分割精度提升 25.7%[43]；CRLNet 双模态检测模型提高了复杂光照下识别准确率[44]；KANG 等[45]分别提取 LiDAR 的几何特征与相机的语义特征进行融合，输入改进的 YOLOACT 网络，在不同距离与光照强度下，定位精度提升约 5 倍。多模态信息融合感知效果如图 3 所示。

但受限于硬件与算法，像素级方法计算复杂度高、易受配准影响，特征级融合鲁棒性受限于特征提取质量，面对多模态分辨率与噪声问题时稳定性仍不足。因此，提升多模态融合感知在非结构化果园环境下的适应性与效率仍是关键挑战。

1.3 主动感知与视角规划技术

静态多相机系统通过多视角同步采集突破传统单相机视角局限，不仅扩大感知视角，还兼顾全局集群识别与局部单果精准定位[46]。典型的静态多相机采集方案如基于固定相机和手载相机构建双相机



(a) RGB-D-I像素级融合 (b) 扩展Mask R-CNN检测效果

(c) RGB-D+点云特征级融合 (d) 改进PointNet石榴分割效果

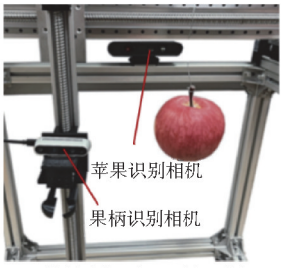
图 3 多模态信息融合感知效果示意图

Fig. 3 Schematic diagram of multimodal information fusion perception effect

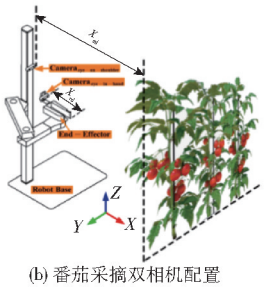
感知系统，其中手载相机实现远距离感知和近距离精准定位，提高识别成功率并降低采摘定位误差[47-49]。但存在硬件成本高、视角固定且对农业非结构化环境适配性不足的问题，难以完全满足低损伤、高效率采摘需求。静态多相机主动感知系统配置如图 4 所示。

为了破解上述限制，动态单相机主动感知技术逐渐受到重视。该技术模拟人类主动观察行为通过机械结构驱动相机运动，结合“下一最佳视角(Next best view)”决策算法，实现信息增益与运动成本的平衡，现有研究可以归纳为 3 类技术路线。

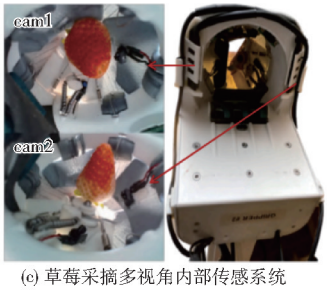
(1)基于几何建模与空间可见性的 NBV 规划，通过对果蔬进行体素/点云建模，并利用可见性、遮挡率、信息增益等评估候选视角，从而筛选出最佳视



(a) 苹果采摘双相机感知系统



(b) 番茄采摘双相机配置



(c) 草莓采摘多视角内部传感系统

图 4　静态多相机主动感知系统配置图

Fig. 4　Schematic diagram of static multi-camera active perception system

角进行规划，但建模对环境动态变化较为敏感，且硬件需求大[50]。

(2)基于评价函数视角选择，融合多种采摘任务指标(如识别置信度、运动代价、遮挡率等)构建评价函数，通过启发式搜索或迭代优化实现视角调整[47-48,51]。需要合理构建评价函数，避免陷入局部最优。

(3)基于数据驱动视角决策，引入深度学习或强化学习，将视角选择视为序列决策问题，通过学习策略直接输出下一观测动作，解决复杂遮挡情况下的感知问题。其自适应性较强，但训练成本较高，泛化性弱[52]。

主动感知与视角规划技术已成为果园复杂场景下目标检测与定位的主流方案。高质量、鲁棒的多视角感知系统不仅能够应对遮挡、重叠等问题，提升果实识别与采摘成功率，更为后续的运动路径优化、果柄识别和精细化采摘规划提供了有力的数据支持。静态多相机虽然能实现高精度集群感知，但硬件投入与部署灵活性尚存瓶颈。相比之下，基于动态单相机主动感知的多视角融合方案以低成本和高环境适配性优势为未来智能采摘装备的发展提供了重要方向。未来需进一步结合三维模型与智能算法，提高多视角感知系统的泛化能力和实际应用效率，推动采摘机器人向智能化、全自动化迈进。

2　果蔬采摘抓取与控制技术

2.1　末端执行器

末端执行器是果蔬采摘机器人采摘环节的关键部件，其结构设计与采摘方法直接决定了采摘作业的成功率、果实损伤率及作业效率。在非结构化采摘环境中，果蔬存在生长姿态多样、物理特性差异显著等特点，末端执行器的类型选择与性能优化尤为关键。根据果实与植株的分离原理、结构特性及动作组合逻辑，末端执行器可分为机械分离式、真空吸附式、柔性夹持式 3 大类。

2.1.1　机械分离式末端执行器

机械分离式末端执行器以机械力为核心驱动源，通过结构化部件对果梗或茎秆的直接作用实现果实-果梗分离，核心动作包括剪切、拉拽、扭转、弯曲等，需根据果蔬生物学特性(如果梗直径、韧性、茎秆强度)优化作业动作与结构适配性[53-55]。该类型执行器的设计关键在于：通过力学建模明确分离所需的最小作用力，避免过度施力导致的果实损伤或植株破坏；通过多部件协同提升作业效率，减少采摘周期；通过材料选型平衡功能性与保护性[56-57]。

剪切切割类型末端执行器通过刀片、剪刀或锯齿等切削部件，直接作用于果梗或茎秆的薄弱区域(如离层、节间)，利用剪切力实现快速分离，核心优势在于分离效率高、作用力集中，适用于果梗较粗(直径 3 ~ 7 mm)、木质化程度较高的果蔬，如荔枝、苹果、梨等[54,56]。其典型结构采用“夹持—剪切一体化”设计，通过单动力源驱动双摇杆滑块机构与齿轮传动联动，实现刀片闭合剪切与夹指同步夹持，避免切割过程中果实晃动或脱落[58]，此外，为适应不同果蔬(如荔枝[53]、草莓[57,59-60]、甜椒[61-63]等)的茎秆特性，剪切部件的刃角、刃口厚度及闭合间隙需针对性优化。其局限性在于对果梗定位精度要求较高，若切割位置偏离，易导致茎秆撕裂或果实残留；复杂环境下，刀片易与非目标部件干涉，需结合视觉引导优化作业路径。

单一动作类型末端执行器聚焦于某一种基础分离动作(拉拽、扭转或弯曲)，通过动作参数优化(如拉拽速度、扭转角度、弯曲半径)实现高效分离，结构简洁、控制逻辑简单，适用于果梗韧性适中、生长姿态规整的果蔬，如樱桃番茄、苹果、番茄等[64-65]。其优势在于对定位误差的容忍度较高(±5 mm)，无需精确对准果梗，可通过动作自适应补偿视觉定位偏差；局限性在于单一动作对果梗特性的依赖性强，如拉拽动作不适用于果梗韧性过高的作物，扭转动作对簇生果蔬易造成相邻果实损伤[66]。

因此一般采用混合动作类型末端执行器，融合两种及以上基础动作，通过动作协同降低分离阻力、提升作业可靠性，适用于果梗结构复杂(如韧性高、离层不明显)或簇生生长的果蔬，如猕猴桃、番茄[55]

等,其局限性在于结构复杂度较高,需多驱动源协同控制以及合理选择采摘方式。

2.1.2 真空吸附式末端执行器

真空吸附式末端执行器凭借其与果实接触柔和、适应复杂表面形态的优势,在果蔬无损采摘领域得到广泛应用,可分为单一吸附型、吸附 + 剪切型、吸附 + 夹持型 3 类。

单一吸附型末端执行器依赖真空负压产生的吸附力实现果实拾取,核心在于通过材料适配果实表面特性[67]与优化吸盘结构[68]。此类执行器结构简洁,适合表面光滑、形状规则的果实,但对真空度控制要求较高,当果实表面存在污渍或绒毛时易出现漏气问题。

吸附 + 剪切型末端执行器通过吸附定位与剪切分离的功能协同,提升采摘流程的自动化程度[69-70],并且避免采摘过程中的果实滑移现象[71]。此类执行器需精准协调吸附力与剪切时机,当吸附力不足时,剪切过程易导致果实位移,而过度吸附则可能造成果皮压伤,因此需根据果实硬度动态调整真空压力与剪切力度[70,72]。

吸附 + 夹持型末端执行器结合了吸附的预定位功能与夹持的稳定固定优势,适用于易变形或形态不规则的果实,有效降低果实损伤率[73]。此类执行器通过吸附与夹持的功能互补,降低了单一吸附对真空度的依赖和单一夹持对果实表面的压力,但其结构相对复杂,需优化运动协同逻辑以缩短采摘周期。

2.1.3 柔性夹持式末端执行器

柔性夹持式末端执行器凭借良好的柔顺性与环境适应性,在易损果实无损抓取任务中展现出显著优势,根据驱动原理与结构设计的差异可分为基于鳍条效应(被动)、基于 FPN 原理(主动)和仿生结构 3 类。

基于鳍条效应的被动式柔性夹持末端执行器以被动变形为核心工作机制,无需额外驱动元件即可实现对果实的自适应包裹。其设计灵感源于自然界中鱼类鳍条的弹性变形特性,通过采用弹性材料(如硅胶、弹性塑料)构建鳍状指结构,利用果实接触时的压力触发手指被动弯曲,进而形成与果实轮廓贴合的夹持姿态,降低了果实损伤风险[74]。这类执行器结构简单、制造成本低,但其夹持力调节能力有限,主要适用于形状规则、质地相对坚韧的果实采摘场景。

基于 FPN(Pneumatic network)原理的主动式柔性夹持末端执行器通过气压驱动实现主动变形,具备灵活的姿态调节与夹持力控制能力。其核心结构为内置气室的柔性基体,通过向气室充气或抽气改变腔内压力,驱动手指实现弯曲、伸展等预定动作,进而完成对果实的抓取与释放[75]。通过优化指尖或气室结构设计,提高了柔性抓取效率、响应速度和抓取安全性[76-77]。这类执行器通过气压精确控制可适配不同大小、形状的果实,夹持稳定性强,是目前农业柔性夹持技术的主流发展方向。

仿生结构类型的柔性夹持末端执行器借鉴自然界生物的抓取器官结构与运动机制,通过模拟生物形态与功能实现高效无损抓取。其中章鱼触手[78]、大象鼻子[79]、人手[80]等生物结构展现出的高柔顺性与自适应能力,为执行器设计提供了丰富灵感,许多研究者以此设计出多种仿生型末端执行器。

柔性夹持末端执行器均以无损抓取为核心目标,在结构设计与工作原理上各有侧重:鳍条效应类依赖被动变形,优势在于结构简易、成本低廉;FPN 原理类通过主动气压驱动,优势是夹持力与姿态可控性强;仿生结构类基于生物机制复刻,在适应性与柔顺性上表现最优。

综上所述,不同类型的末端执行器在结构形式、采摘机理及适用对象等方面存在明显差异。合理的末端执行器选型是实现高效、低损采摘作业的关键。在实际应用中,应根据果实特性、作业环境及成本预算等因素进行综合权衡,选择合适的末端执行器类型。代表性末端执行器如图 5 所示。

2.2 果蔬采摘机器人抓取控制策略

果蔬采摘机器人力反馈抓取控制研究旨在实现无损抓取、品种广泛适配及环境鲁棒性,其研究已形成涵盖力学建模、感知优化与控制算法协同的综合技术体系。与刚性均质的工业工件不同,番茄、草莓、苹果等果蔬普遍具有显著的粘弹性与易变形特征,其力学特性的精准表征是力反馈控制的前提,因此构建形变与接触力的定量关系模型成为研究基础。

当前建模主要依托经典粘弹性理论、离散元理论及有限元理论展开,其中经典粘弹性理论通过 Burger 模型、Maxwell 模型、Kelvin - Voigt 模型等组合弹性与粘性元件,量化果蔬流变特性,其中 4 种典型的果蔬抓取力学建模与特征表征方法如表 3 所示。

而力学模型的参数输出与力感知技术形成闭环基础,近年来力传感器从刚性单点测量向柔性分布式感知迭代升级,以匹配果蔬的易损特性。现有研究主要采用 3 类力感知实现途径:通过柔性结构与薄膜压电传感器结合直接实现接触力监测[86];基于



图 5　代表性末端执行器结构示意图

Fig. 5　Schematic diagram of representative end-effector structure

表 3　果蔬抓取力学建模与特征表征方法

Tab. 3　Mechanics modeling and property characterization methods for fruit and vegetable grasping

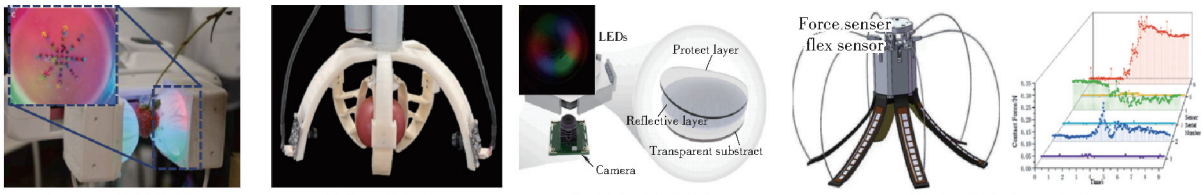
研究重点	模型	应用对象
果实蠕变过程的多阶段变形[81-82]	Burger 模型	番茄、苹果等
簇生果实的应力松弛行为分析[83]	Maxwell 模型	葡萄等
果实内部结构损伤肌理[84]	多尺度有限元模型	蓝莓、苹果等
动态场景下的力阈值适配[85]	在线刚度线性模型	通用果蔬

间接感知，利用末端交互反演目标刚度与尺寸[87]；融合自驱动新材料以提高传感灵敏度，有效感知微小接触力变化[88]。高精度的力感知信号为先进控制策略提供支撑，近年来从固定参数向动态自适应演进。阻抗控制作为主流方法持续优化，始终以“力-位置耦合调控”为核心，通过构建“质量-弹簧-阻尼”模型将力误差转化为位置补偿，适配环境刚度与位置不确定的痛点，且需经仿真与实验验证超调量、调整时间等指标有效性。其早期结合果蔬粘弹性模型实现多参数协同自适应，后续聚焦阻尼等单参数提升响应精度，再到融入环境状态估算适配复杂干扰，力信号解析也从单纯力偏差计算，升级为“力-果蔬特性-环境状态”的多维度耦合解析[89-91]。

在果蔬采摘的非结构化环境下，由于果实位置偏移、形态多变及表面附着物等复杂因素，单一力反馈难以满足稳定无损抓取的需求。因此，多传感器融合协同控制成为提升鲁棒性和精准性的主流方向，通过集成触觉、视觉、滑移、位置等多源感知数据，构建多维感知体系[92-94]，有效弥补了单一传感器的局限。

其中，视觉与力感知协同能够实现果蔬定位与接触力的动态调控，视觉提供初始采摘参考数据，力反馈实时修正采摘姿态[93-94]。而对于触觉与滑移传感器的协同而言，触觉传感器采集接触面积与压力分布，判断抓取稳定性；滑移传感器监测果蔬与抓手的相对运动，出现微小滑移时触发力传感器动态调力，且增大幅度需结合触觉反馈的接触面积精准控制[95-96]。此外多模态传感器的协同与机器学习方法的结合，推动了抓取过程中的定位、抓取、力控的全流程感知闭环[97]。部分采摘末端执行器多传感器结构如图 6 所示。

针对田间果蔬抓取位置姿态波动、力学特性差异及分离力不稳定等问题，传统刚性控制易引发冲击或滑脱，而自适应控制可通过力调节与形状适配，有效降低损伤、提升采摘成功率。结合前文对柔性末端执行器的阐述，许多学者通过结构创新实现自适应，基于鳍条效应的夹爪利用交叉肋与弹性梁的形变，显著降低果实表皮损伤阈值[98-99]；基于 FPN



(a) 软质视觉传感器 (b) 3个RGB相机 (c) 视触觉传感器 (d) 力+触觉+弯曲+视觉

图 6 部分采摘末端执行器多传感器结构示意图

Fig. 6 Schematic diagram of multi-sensor structure for end-effectors in harvesting robots

原理的气动软抓手通过多腔室分区充气,实现手指分段弯曲,适配梨、桃等不规则形状果实,其气道压力与抓取力的线性关系为后续力控提供了天然反馈基础;仿生结构夹爪通过关节自锁与弹簧缓冲机制,使各指节依次贴合果实并均匀施力,受力误差可控制在 0.1 N 以内[100]。而基于深度学习的力自适应控制,以多模态感知数据为输入,通过深度学习模型建立果蔬特性与抓取力的动态映射,实现对结构自适应的精准优化与主动调控。通过多传感器协同采集抓取过程中的力分布、气道压力、关节位移等多维度数据,如 LAFNet 模型在多品种果蔬上的抓取力估计误差仅为(0.82 ±0.71) N,成功实现“形随果变、力随形调”[101]。针对相关研究表明,该策略可显著提升抓取质量和效率[102-103]。

3 自主采摘行为规划

3.1 采摘机械臂结构设计

机械臂作为果蔬采摘机器人的核心执行部件,通过与专用末端执行器协同采摘目标作物,其性能直接决定机器人的作业精度、效率及作物损伤率。工业机械臂凭借成熟度高、精度稳定、接口标准化的优势,成为果蔬采摘机器人研发初期的主流选择,可快速降低硬件开发成本与周期。其中,6 自由度(DOF)构型因运动灵活性强、空间覆盖范围广,在采摘场景中应用最广泛,典型商用型号如越疆 CR5、Franka Research 3、JAKA 等。

为适配农业采摘需求,商用机械臂可通过两类策略优化性能:精简冗余自由度,针对农业无需全空间运动的特点,固定非必要关节以减少本体自由度,简化控制并提升效率[57];增加附加自由度以突破作业范围限制,通过搭配水平线性导轨、垂直剪式升降台、倾斜调节滑块等独立模块,分别新增水平、垂直、倾斜方向的运动维度,且这些附加自由度独立于机械臂本体关节,不改变其固有属性,仅用于拓展作业空间,满足多样采摘场景[7]。尽管工业机械臂提供稳定可靠的功能,但为了满足特定采摘需求,农业专用机械臂正受到越来越多的关注。针对作物生长空间设计运动结构,避免工业机械臂的全空间冗余,大致分为 3 类:

(1)笛卡尔式直角坐标型机械臂,以 $X-Y-Z$ 三轴线性运动为核心,结构简单、控制逻辑简单且成本低,如笛卡尔直线型(3P 构型)[104-105]。

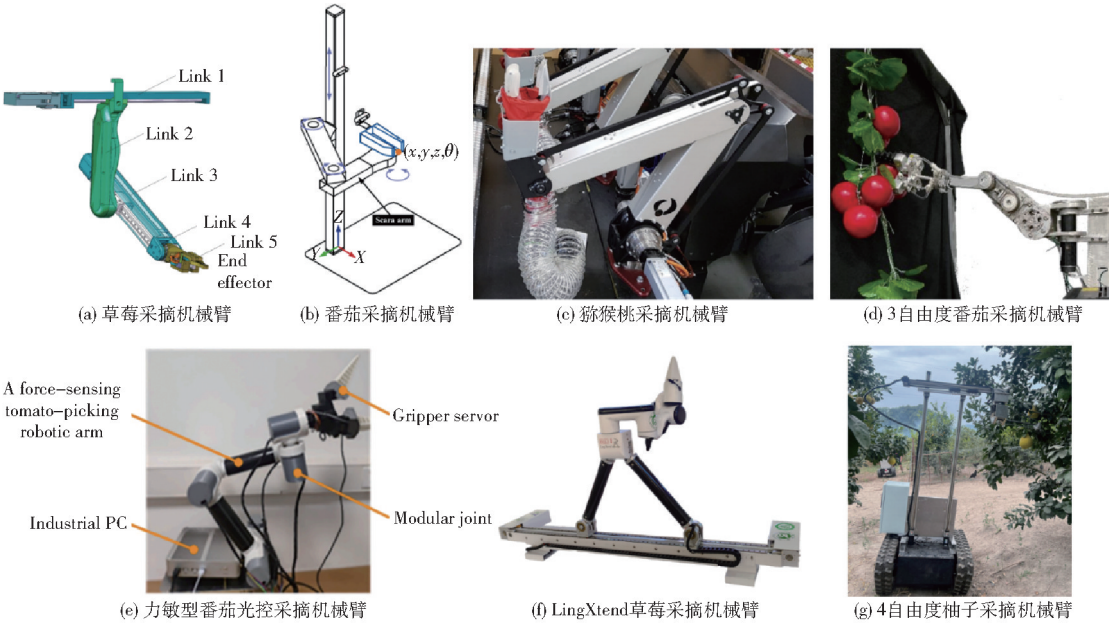
(2)关节串联型机械臂,以多关节旋转运动为核心,通过基座旋转、大臂/小臂俯仰等弧形运动轨迹,如棚架作物专用串联亚型(3R 构型)[106]、垄作浆果专用亚型(PRPR 构型)[60]、簇生作物专用亚型(PRRR 构型)[49]。

(3)混联型机械臂,以并联机构与串联机构的复合结构为核心,满足复杂空间、需动态适配的场景,如 LingXtend 6 自由度混合构型机械臂[107]。部分农业专用机械臂如图 7 所示。

工业机械臂因聚焦工业高负载与全空间作业需求,存在质量大(多在 20 kg 以上)、惯性冲击强的短板。在农业实际环境存在明显局限,比如难以在温室窄行距、果园矮冠层等灵活作业,易碰撞损伤作物;重机身会增加驱动负荷、高能耗、短续航,不符合农业长时间作业需求。因此,农业专用机械臂需要向轻量化设计发展,依据部件功能需求分层选用轻质高性能材料。如铝合金、碳纤维复合材料、3D 打印轻质高分子材料(如 PLA)等低密度且满足作业强度的材料,通过“核心承重部件用高强轻质材料+非承重部件用低成本轻质材料”的分层选型策略,搭配模块化加工或 3D 打印等工艺,在控制成本的同时实现减重[108-109]。

未来农业专用机械臂也将向通用机械臂发展,最新研究表明软体机械臂凭借其柔性材质与精准控制能力,可适配复杂地形、多样果蔬形态,降低人工依赖与果实损伤率。如 ZHUANG 等[110]基于 SLA 3D 打印的一体化折叠结构软体机械臂,可适配多形态果蔬抓取;XIAO 等[111]设计的象鼻式软体机械臂凭借双向变形与精准控制技术,可为后续农业采摘机械臂的研发提供参考。

为了提高采摘效率,研究者采用多臂结构,通过多臂协同或独立并行作业,突破单臂机械臂的作业周期限制,适配不同作物的种植模式与采摘需求,代表性产品如图 8 所示。



(a) 草莓采摘机械臂　(b) 番茄采摘机械臂　(c) 猕猴桃采摘机械臂　(d) 3自由度番茄采摘机械臂

(e) 力敏型番茄光控采摘机械臂　(f) LingXtend草莓采摘机械臂　(g) 4自由度柚子采摘机械臂

图 7　部分农业专用机械臂

Fig. 7　Agricultural specialized robotic arm



(a) 双臂人形番茄采摘机器人　(b) 双臂茄子采摘机器人　(c) 双臂番茄采摘机器人　(d) 笛卡尔式双臂番茄采摘机器人　(e) 双臂梨采摘机器人

(f) 多臂草莓采摘机器人　(g) 双臂苹果采摘机器人　(h) 多臂猕猴桃采摘机器人　(i) 多臂甜瓜采摘机器人

图 8　代表性多臂采摘机器人

Fig. 8　A representative multi-arm harvesting robot

例如，JSK[112]、刘成良[113-114]、章永年[115]、熊亚[105]、CSIC - UPM[116]、冯青春[104,117]、CARES[106]等研究团队开发的双臂、多臂苹果、猕猴桃、番茄、草莓采摘机器人，采摘效率明显提升，如表 4 所示。

3.2　机器臂采摘运动规划

采摘机器人采摘运动规划面临感知精度不足、环境交互复杂等挑战，尤其在目标果蔬常被枝叶或其它果实等遮挡的实际场景中，生成无碰撞的采摘路径是实现采摘的关键。因此，许多研究者采用采样类算法（RRT、bi - RRT、RRT*、PRM）、搜索类算法（A*、D*）等经典基础算法及改进方案。例如 CAO 等[118]为了优化 RRT 生成的荔枝采摘路径，提出了一种基于遗传算法和平滑处理的优化算法，解决了 6 自由度荔枝采摘机器人的无碰撞运动规划问题；ZHANG 等[119]提出了一种基于 PPM - RRT 的启发式番茄采摘路径规划方法，采用空间分割的方法缩小避障规划的采样空间，解决了末端执行器体积较大带来的困难；ZHANG 等[120]提出了一种启发式

表 4　不同臂数配置下水果采摘作业性能

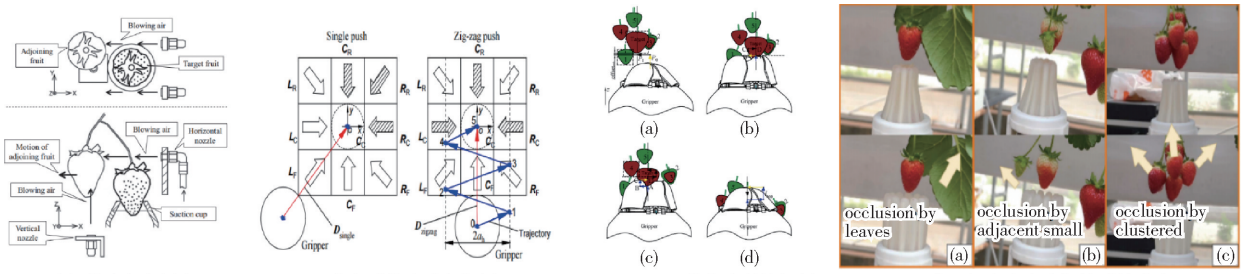
Tab. 4　Performance of harvesting robots under different arm configurations

对象	臂数	平均单次作业周期/s	折算效率/（次·h^{-1}）	成功率/%
苹果[94]	1	12. 53	287	82. 93
苹果[95]	4	5. 8	621	79. 31
草莓[89]	1	6. 1	590	5 ~ 97. 1
草莓[89]	2	4. 6	783	5 ~ 97. 1
番茄[96]	1	13. 4	269	88. 7
番茄[87]	2	11	327	73. 04
猕猴桃[97]	1	6. 5	554	88. 7
猕猴桃[98]	4	1. 82	1 978	90. 5

动态快速探索随机树连接运动规划算法(HDRRT - Connect),可以根据芒果园环境信息以及路径搜索情况调整步长,避免陷入路径的局部最优,相较于 RRT、RRT - Connect、PRM,其规划速度分别提高了 95%、24%、59%,路径代价分别降低了 35%、13%、18%。

为了提升采摘路径质量,研究者在经典算法的基础上,融入能量消耗、动态成本等优化目标,实现更智能的采摘路径规划。例如 LUO 等[121]提出并应用能量最优与人工势场相结合的方法,提高了采摘成功率。KANG 等[122]提出一个基于时间和路径最优算法(TOPO),规划出平滑、高效和自适应的西兰花采摘轨迹,相对于其它规划算法而言,有效缩短了作业周期。

针对簇生果蔬密集遮挡、结构缠绕等问题,受人类采摘行为的启发,研究者提出主动交互类规划方法,通过果蔬采摘机器人与遮挡物的主动交互,清除采摘路径上的障碍,而非单纯依赖路径优化绕开障碍。例如 YAMAMOTO 等[123]通过气流推力分离目标果实与侧方、上方相邻未成熟果,同时让机械臂模仿人类执行倾斜牵拉动作完成采摘,显著优于传统机器人并减少对未成熟果实的破坏。XIONG 等[124]将目标草莓划分 4 个水平层,逐步清理目标草莓附近的障碍,然后采用手握拖曳与回推完成草莓采摘;XIONG 等[125]针对上述障碍分离策略进行改进,将 ROL 简化为 3 层,用“drag - push”动作代替之字形推送,并优化其控制逻辑,相较于之前采摘成功率提升了 36.8%。YANG 等[74]设计刚柔耦合型末端执行器,由 12 个均匀的气动腔室与 6 根刚性支撑棒组成,通过高压气流定向吹扫实现针对性清障,针对不同障碍物选择不同气压,有效降低采摘损伤率。主动交互类规划方法示意图如图 9 所示。



(a) 吹气分离相邻果实 (b) 之字形推力路径规划 (c) drag-push分离障碍物规划 (d) 高压气流定向吹扫针对性清障

图 9 主动交互类规划方法示意图

Fig. 9 Schematic diagram of proactive interaction planning methods

随着深度学习的发展,主动交互类规划方法实现了从经验驱动物理交互到数据驱动智能交互的转变,目前有 4 类主流规划方法。

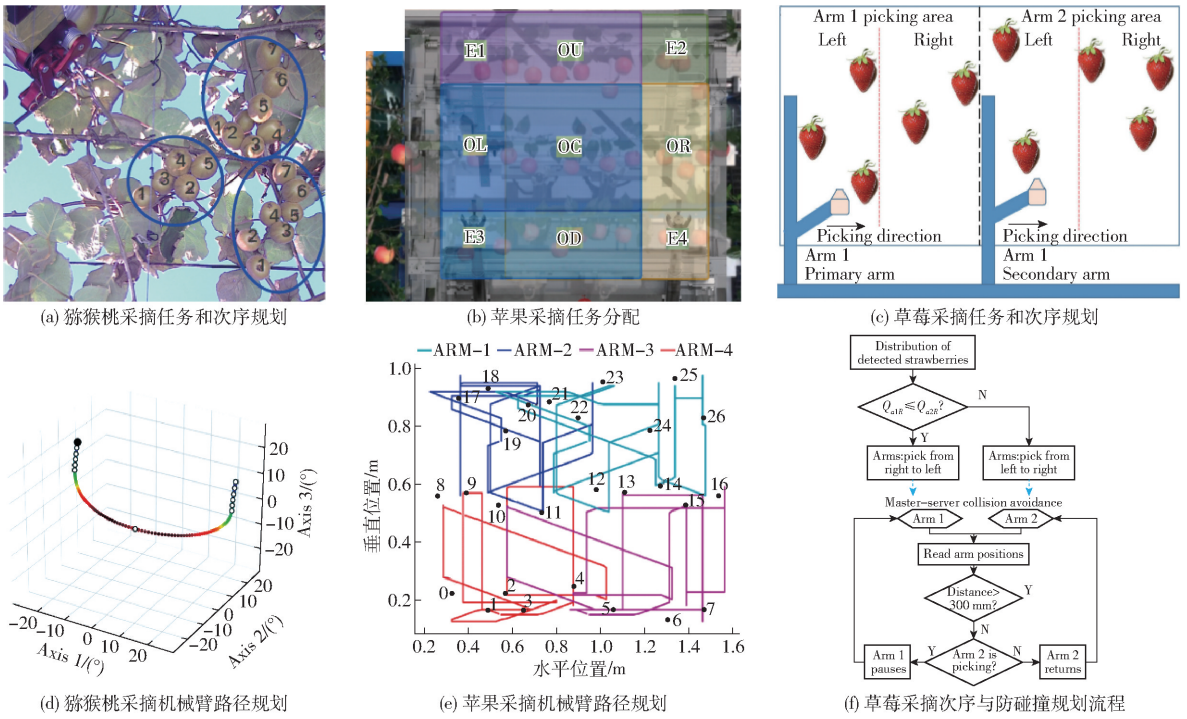
(1)基于示教学习(LfD)与主动交互协同的规划方法,以 LfD 技术为基础,通过人工演示轨迹训练运动基元捕捉典型交互动作模式,引入主动交互模块,动态调整预训练基元以应对新采摘场景[126]。

(2)基于传统规划辅助 DRL 的主动交互规划方法,利用传统规划算法生成基础可行策略,为 DRL 提供初始训练数据,避免 DRL 初始探索盲目性[127-128]。

(3)基于深度强化学习(DRL)的主动交互规划方法,通过“状态—动作—奖励”马尔可夫决策循环,自主学习避障、推避、采摘等交互策略[129-130]。

(4)基于自监督辅助 DRL 的主动交互规划方法,在 DRL 基础上引入自监督学习模块,通过历史数据自生成监督信号优化 DRL 训练效率,减少无效探索[131]。

多臂果蔬采摘机器人的任务分配、采摘次序规划以及臂间防碰撞是决定采摘质量与速度的关键[132]。基于果蔬分布、臂部空间与环境干扰等因素,采摘机器人通过图论建模、实时调度算法、多智能体强化学习等将目标果蔬合理分配至各臂,规划时间可缩短至 1.14 ~ 1.21 s[133];采摘次序规划是传统旅行商问题(TSP)在农业非结构化环境中的约束优化延伸,遵循 TSP“优化目标访问次序以最小化总移动成本”的思路,对密集型果蔬(如草莓、猕猴桃)先聚类排序再从右到左、从远到近顺序采摘[105-106],对树状果蔬(如苹果、梨)从上层到下层顺序采摘,并支持采摘失败后的动态调整,通过叠加聚类防碰撞、分层解遮挡、动态容错等农业特有约束,实现路径优化与操作可行性的平衡[104,134];臂间防碰撞通过静态空间划分与动态监测实现,将作业区分为专属区与共享区,设定臂间安全距离,结合 T - RRT、STOMP 等路径规划算法及主从控制模式,实时规避自碰撞与臂间冲突,同时适配非结构化农业环境中的遮挡、分布不均等问题[112,116]。多臂自主采摘行为规划方法如图 10 所示。



(a) 猕猴桃采摘任务和次序规划　(b) 苹果采摘任务分配　(c) 草莓采摘任务和次序规划

(d) 猕猴桃采摘机械臂路径规划　(e) 苹果采摘机械臂路径规划　(f) 草莓采摘次序与防碰撞规划流程

图 10　多臂自主采摘行为规划方法示意图

Fig. 10　Schematic diagram of multi-arm autonomous harvesting behavior planning method

4　果蔬采摘机器人典型应用

4.1　浆果类采摘机器人

依据果实的生物学特性与生长空间形态，鲜果类采摘机器人主要包括浆果类、仁果类、柑果类及核果假种皮类等。不同的果皮硬度、生长密度及非结构化环境特征，直接导向了差异化的鲜果采摘机器人末端执行器交互机理与视觉感知策略。

对于浆果类及聚合果类型水果，如猕猴桃、葡萄、猕猴桃等，此类水果通常果皮较薄、易损伤，对于采摘低损性要求极高，同时其生长环境对采摘机器人的空间适应性要求较高。

针对大规模种植场景，研发重点在于多臂协同和高效率作业。国外技术已趋于成熟，如图 11a 所示，Harvest Croo 公司采用重型采摘方案，为草莓采摘机器人配备 16 个机械臂，将单果采摘时间压缩至 2 s[135]。如图 11b 所示，Berry 公司的草莓采摘机器人专注于轨道式自主移动场景，其检测准确率高达 95%，将采摘效率提升至 10 000 ~ 12 000 颗/h[136]。如图 11c 所示，Octintion 公司的高架草莓机器人采用多传感器融合策略，利用 3 个 RGB 相机捕捉草莓颜色特征，在实现 4 s/个的平均采摘速度的同时，保证了 70% ~ 95% 的采摘成功率[137]。如图 11d 所示，WILLIAMS 等[138]设计了 4 臂协同猕猴桃采摘机器人，通过立体匹配技术和动态采摘策略协调多臂作业，平均采摘周期为 5.5 s。崔永杰等[139]搭建了多关节并行式猕猴桃采摘机器人，平均果实采摘成功率为 82.10%，平均单果采摘时间为 5.86 s。JIN 等[140]构建了基于远近距离结合立体视觉系统的鲜食葡萄采摘机器人，平均采摘任务时间为 53.4 s。



(a) Harvest Croo草莓采摘机器人　(b) Berry轨道式草莓采摘机器人

(c) Octintion多视角草莓采摘机器人　(d) 多臂协同猕猴桃草莓采摘机器人

图 11　浆果类采摘机器人

Fig. 11　Berry picking robot

4.2　梨果类采摘机器人

对于梨果类水果，如苹果、梨等，水果果实较硬但易碰伤，且通常生长在树冠中，对采摘机器人机械臂的作业空间和避障能力有极高要求。为了解决单臂效率低的问题，多臂并行成为当前梨果类采摘机器人发展趋势。如图 12a 所示，FFRobotics 公司推出的苹果采摘机器人搭载了 16 个机械臂和 3 指仿人手末端执行器，效率达到 9 000 个/h[141]。如图 12b 所示，冯青春等[142]研究设计了 4 臂并行的苹

果采摘机器人,将单果平均采摘时间控制在 7.12 s。对于梨果类水果的采摘,其核心在于解决“抓得稳”与“不伤果”之间的矛盾。如图 12c 所示,赵德安等[143]研发了气电混合驱动的 5 自由度机械臂,单果平均采摘时间约 7.81 s。如图 12d 所示,史帅旗等[144]设计了“气动吸附-抓握”一体式仿生机械手,将综合损伤率降低至 0.88%。如图 12e 所示,HU 等[145]尝试了旋拉式的果梗分离方式,虽然损伤率相对较高,但其验证了不同分离模式的可行性。如图 12f 所示,SILWAL 等[146]将采摘损伤纳入采摘策略分析,以此确定最优采摘逻辑,综合采摘成功率约为 84%。



(a) 16臂协同式苹果采摘机器人 (b) 4臂协同式苹果采摘机器人
(c) 气电混合式苹果采摘机器人 (d) 仿生一体式苹果采摘机器人
(e) 机械分离式苹果采摘机器人 (f) 损伤控制式苹果采摘机器人

图 12 苹果采摘机器人

Fig. 12 Apple picking robot

4.3 茄果类采摘机器人

目前番茄采摘机器人的发展现状已从单一的机械抓取向多模式采收(粒收/穗收)、智能化算法驱动(深度强化学习/双臂协同)以及环境适应性增强(抗遮挡/动态避障)方向深度演进。

针对番茄单果成熟或整穗成熟的品种差异性和果实易损性,研究者开发了基于差异化末端执行器与作业模式的多种番茄采摘机器人。如图 13a 所示,原美国 AppHarvest 公司旗下 Root AI 开发的番茄机器人采用柔性机械手,能够适应 50 余种番茄品种,解决了单一番茄采摘机械结构适应性差的问题[147]。如图 13b 所示,北京中科原动力公司针对番茄单果采收开发了“变径负压”末端执行器,利用



(a) 通用抓取式番茄采摘机器人 (b) 气动吸附式番茄采摘机器人
(c) 柔性抓手式番茄采摘机器人 (d) 四杆套收式番茄采摘机器人
(e) 环形勺舀式番茄采摘机器人 (f) 强化学习式番茄采摘机器人

图 13 番茄采摘机器人

Fig. 13 Tomato picking robot

气压差固定果实以减少机械损伤;同时利用毫米级 3D 定位技术提升番茄采摘精度[148]。如图 13c 所示,于丰华等[149]专门设计了一款搭载柔性采摘机械手的温室番茄采摘机器人,实现了对成熟番茄的自动识别与柔性抓取,重点解决果实损伤问题。如图 13d 所示,以色列 MetoMotion 公司研制的双臂番茄采摘机器人采用独特的四杆机构末端执行器,能自下向上“套住”番茄整穗果实,这种设计对视觉定位误差有较大容忍度,且采摘效率极高[150]。如图 13e 所示,北京中科原动力公司针对成串番茄开发了环形“勺舀”式末端执行器,同样通过结构包络来降低对手眼系统高精度的依赖[148]。

为了解决番茄采摘机器人机械臂在复杂环境中的碰撞、效率低等问题,算法层面的优化成为当前研究热点。如图 13f 所示,LI 等[151]提出了一种基于深度强化学习的番茄机械手抓取姿态决策模型,解决机械手在固定姿态抓取时碰撞问题,显著提高了番茄采摘机器人的自适应性。LING 等[152]研制了一款双臂番茄采摘机器人,该系统利用双目视觉获取点云信息进行快速场景重建,并集成了运动规划和双臂实时控制算法,通过双臂并行作业实现了番茄的高效采摘。

针对温室光照变化、枝叶遮挡等非结构化特征,番茄采摘机器人视觉系统不断向抗干扰和信息重建方向发展[153]。高安安等[154]以多粒度理论为基础,

提出了一种 U－YOLO v8n 细粒度的彩色番茄检测方法，且有效完成复杂背景下的彩色番茄成熟度检测任务。RONG 等[155]通过“远近结合”的视觉定位技术提升了番茄采摘精度。

甜椒因其果实生长位置不规则、叶片遮挡严重，且果皮较脆易损，成为蔬菜采摘机器人研发中的难点，研究点主要围绕由早期的单纯视觉伺服逐步向触觉辅助、柔性无损抓取、环境增强感知以及新型移动平台等多源融合方向发展。

针对甜椒果实易损和视觉定位误差大的难点，研究者在末端执行器的交互方式上进行了创新，实现了从“刚性夹持”到“柔性吸附”与“触觉引导”的跨越。如图 14a 所示，针对甜椒视觉定位误差大的难题，荷兰瓦赫宁根大学与以色列本古里安大学联合研发的 SWEEPER 机器人采用了一种“触觉引导”策略，通过滑轮搭在主茎上，向下滑动直至触碰果实，从而自然引导切割机构到达果柄，该方法能较好地容忍视觉误差[156]。如图 14b 所示，LEHNERT 等[157]利用软体触手或吸盘以最佳姿态吸附固定甜椒，随后用割刀分离果梗，该“以柔克刚”的方法可有效减少甜椒采摘的机械损伤。如图 14c 所示，BAC 等[158]研制的甜椒采摘机器人测试了“眼在手”视觉系统配合柔性机械手和剪刀两种方案。



(a) 触觉引导式甜椒采摘机器人　(b) 气吸式甜椒采摘机器人

(c) 剪切式甜椒采摘机器人　(d) 6自由度式甜椒采摘机器人

(e) RGB点云式甜椒采摘机器人　(f) 接近策略优化式甜椒采摘机器人

图 14　甜椒采摘机器人

Fig. 14　Sweet pepper picking robot

为了应对甜椒采摘非结构化环境中的光照和位姿判断难题，研究者在算法层面对甜椒采摘机器人进行了针对性突破。如图 14d 所示，针对甜椒生长方向多变的问题，ARAD 等[159]攻克了复杂枝叶背景下的目标位姿判别难题，实现了自动化作业。如图 14e 所示，POLIC 等[160]进一步提出利用 RGB－D 点云信息进行精准位姿估计，并以此为基础优化机械手的作业路径。如图 14f 所示，RINGDAHL 等[161]通过对比机械臂在接近目标时的不同运动策略，量化了不同路径规划对甜椒采摘效率和果实损伤的影响，为优化机械臂控制算法提供了理论依据。

4.4　产业政策支持情况

我国高度重视农业机器人发展，自“十四五”以来，工业和信息化部、农业农村部等部委相继出台了系列政策支持农业机器人的研发和应用，政策文件见表 5。《“十四五”机器人产业发展规划》(2021 年)首次将农业机器人列为重点发展方向；《“机器人＋”应用行动实施方案》(2023 年)旨在推动我国机器人技术与产业深度融合，进一步拓展其规模化应用；《关于大力发展智慧农业的指导意见》(2024 年)提出要推进农业机器人等技术的全方位应用；《全国智慧农业行动计划(2024—2028 年)》提出推动智慧农业技术装备研发推广；《关于深入实施“人工智能＋”行动的意见》(2025 年)提出要大力发展智能农机、农业无人机、农业机器人等智能装备。这些政策为农业机器人的研发和产业化应用提供了政策支持与保障。

5　存在问题

当前果蔬采摘机器人技术发展与产业应用面临 3 方面突出问题。

(1)果蔬采摘机器人感知系统对复杂场景的适应性不足。我国果园种植模式多样，包括小块阶梯种植、陡坡种植、传统种植、缓坡种植、高起垄式种植以及宽行密植等，苹果、柑橘等果树树冠高大，果实呈无序分布，枝叶果丛生交错、位姿随机、相互遮挡，开展精准定位、感知与识别果实的难度较大。目前果蔬采摘机器人感知系统依赖大规模训练样本，同一个场景下的训练数据库缺乏代表性，使得其广泛适应性严重不足。

(2)果蔬采摘机器人柔触机械手抓取性能有待提升。现有机械手对非球形、异形果蔬(如柱形、方形)的抓取效果差；柔性材料形变导致传统传感器难以准确测量夹持力，易损伤果实；被动控制依赖精确形变反馈，技术门槛高；气动驱动需外接气源，系统笨重；绳驱存在摩擦损耗和精度问题。同时单一抓取模式适配性有限，抓取控制策略的工程化应用仍需突破。因鲜果外观品质影响其经济价值，市场对于鲜果的外观、成熟度、品质要求严格，但苹果、柑

表 5 近 5 年支持农业机器人发展的政策文件

Tab. 5 National policies support the development of agricultural robots

序号	政策文件名称	发布单位	发布时间	相关内容摘要
1	《关于深入实施“人工智能 +”行动的意见》	国务院	2025 年 8 月	提出加快农业数智化转型升级,大力发展智能农机、农业无人机、农业机器人等智能装备
2	《全国智慧农业行动计划(2024—2028 年)》	农业农村部	2024 年 10 月	明确到 2028 年农业生产信息化率达到 32% 以上,推动智慧农业技术装备研发推广
3	《关于大力发展智慧农业的指导意见》	农业农村部	2024 年 10 月	提出推进农业机器人等信息技术在农业农村领域的全方位应用,提升农业智能化水平
4	《“机器人 +”应用行动实施方案》	工业和信息化部等	2023 年 1 月	明确农业机器人作为重点应用领域,推动机器人赋能农业机械化
5	《“十四五”数字农业建设规划》	农业农村部	2021 年 12 月	强调加快农业机器人等智能装备的研发和应用,推动数字技术与农业深度融合
6	《“十四五”全国农业农村信息化发展规划》	农业农村部	2021 年 12 月	提出发展智能农机装备,包括农业机器人,提升农业生产智能化水平
7	《“十四五”机器人产业发展规划》	工业和信息化部等	2021 年 12 月	提出重点发展农业机器人,推动其在种植、养殖等领域的应用

橘、葡萄等鲜果的果皮柔弱,要求机器人作业“采-收-运”全程达到安全无损操作。

(3)果蔬采摘机器人自主采摘行为规划与多模块协同存在短板。机械臂运动规划对果园语义信息挖掘不充分,“感知—抓取—规划”协同机制不完善,导致整体作业效率与稳定性难以满足规模化应用需求,构建可替代人工的全场景自主果蔬采摘机器人仍是长期目标。

6 发展展望

果蔬采摘机器人作为机器人的重要分支,其发展受益于机器人新兴技术的进步。近年来,具身机器人技术迅猛发展,机器人感知维度从单一视觉拓展至多模态融合感知,实现视觉、力觉、激光雷达等多源信息的协同联动,推动了采摘机器人感知与交互能力的跨越式提升。具身机器人力传感技术突破传统刚性传感器的局限,向更适配果蔬采摘场景的柔性化、自供电化方向升级。同时,具身机器人灵巧手技术的迭代,推动电机在功率密度、控制精度及运行可靠性上实现突破。柔性电子皮肤、仿生结构设计等新型传感技术的涌现,叠加人工智能算法在信号处理与解耦精度方面的优势,为破解采摘机器人的感知难题提供全新路径。此外,机器人产业链的日趋成熟,推动核心零部件成本持续下行,为果蔬采摘机器人的产业化落地筑牢了坚实根基。

随着新兴技术的发展,果蔬采摘机器人未来发展仍需聚焦三大核心方向,即目标精准感知技术优化、末端执行器性能升级与专用机械臂结构创新,以此更好地适应非结构化的复杂作业环境。

(1)提升主动感知与多模态数据融合能力。突破传统被动感知的局限,通过强化学习实现采摘视角的局部在线自适应规划,动态调整采样角度与范围,实现对遮挡果实、复杂生长姿态果蔬的精准感知;结合场景拓扑地图构建采摘任务队列,规划全局最优视角序列,实现多目标连续采摘,有效减少机械臂无效运动。进一步,构建融合视觉、激光雷达、光谱等多源数据的农业大模型,通过因果推理与语言提示生成可解释的采摘优先级指令,同步完成果蔬识别、成熟度分级、病虫害检测、品质检测等,为精准采摘提供全维度决策依据。

(2)增强末端执行器与抓取控制的适应性和可靠性。突破传统刚性执行器与单一抓取模式短板,研发可变刚度柔性材料与仿生结构末端执行器,适配球形、柱形、方形等异形果蔬物理特性,通过阻抗自适应控制实现“刚-柔”模态动态切换,平衡抓取稳定性与果实无损性。通过优化驱动方式,研发小型化、低功耗驱动单元,替代传统气动驱动与绳驱方案,搭配模块化设计,支持多品类果蔬采摘工具快速切换,提升作业灵活性与工程实用性。通过借鉴工业领域上成熟的多模态柔顺控制策略,融合视觉、力、触觉等传感器信号,构建面向农业场景的最优集成方案,研发自适应抓取力控制算法,实现对果实的动态感知与柔顺响应,有效降低采收过程中的损伤。

(3)提高自主采摘行为规划能力与多模块协同程度。通过研发低冗余度、高负载比的农业专用机械臂,在轻量化与作业灵巧性的之间实现最优平衡,以适应不同作物种植模式。突破“感知-抓取-规划”各模块功能割裂瓶颈,构建全链路协同作业体系。深度挖掘果园语义信息,将作物分布、生长状态等融入路径规划算法,优化机械臂运动轨迹与采摘次序,减少无效动作消耗。进一步设计面向“感知-

规划-执行”全流程的综合评价指标，以量化果蔬采摘机器人的多模块协同程度与整体作业性能，满足未来更深入的系统化研究，构建高性能、低成本且实用的自主采摘机器人。

参 考 文 献

[1] 赵春江, 范贝贝, 李瑾, 等. 农业机器人技术进展、挑战与趋势[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(4): 1 - 15.
ZHAO Chunjiang, FAN Beibei, LI Jin, et al. Agricultural robots: technology progress, challenges and trends[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(4): 1 - 15. (in Chinese)

[2] HUA W, ZHANG Z, ZHANG W, et al. Key technologies in apple harvesting robot for standardized orchards: a comprehensive review of innovations, challenges, and future directions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 235: 110343.

[3] HAN C, LV J, DONG C, et al. Classification, advanced technologies, and typical applications of end-effector for fruit and vegetable picking robots[J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1310.

[4] HUANG Y, XU S, CHEN H, et al. A review of visual perception technology for intelligent fruit harvesting robots[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1646871.

[5] JU C, KIM J, SEOL J, et al. A review on multirobot systems in agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107336.

[6] OWAIS M, FAHMY I, SENEVIRATNE L, et al. SAMConvFormer + LLM: exploring synergistic fusion of segment anything model with joint convolutional transformer and large language model to advance dense agricultural crop analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 240: 111192.

[7] RAJENDRAN V, DEBNATH B, MGHAMES S, et al. Towards autonomous selective harvesting: a review of robot perception, robot design, motion planning and control[J]. Journal of Field Robotics, 2023, 41(7): 2247 - 2279.

[8] 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)

[9] WANG Q, TU Y, XU W, et al. Towards damage-less robotic fragile fruit grasping: a systematic review on system design, end effector, and visual and tactile feedback[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 42(8): 4521 - 4543.

[10] YANG Y, HAN Y, LI S, et al. Vision based fruit recognition and positioning technology for harvesting robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108258.

[11] ZHANG Y, LI N, ZHANG L, et al. A review on the recent developments in vision-based apple-harvesting robots for recognizing fruit and picking pose[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231:109968.

[12] DROUKAS L, DOULGERI Z, TSAKIRIDIS N L, et al. A survey of robotic harvesting systems and enabling technologies[J]. J. Intell. Robot Syst., 2023, 107(2): 21.

[13] 孙成宇, 闫建伟, 张富贵, 等. 蔬菜采摘机器人及其关键技术研究进展[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11): 63 - 72.
SUN Chengyu, YAN Jianwei, ZHANG Fugui, et al. Research progress of vegetable picking robot and its key technologies[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11): 63 - 72. (in Chinese)

[14] 王得志, 王延鑫, 汪小昂, 等. 农业机器人中的管理与采摘技术:现状、挑战与未来发展[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(2): 1 - 23.
WANG Dezhi, WANG Yanxin, WANG Xiaochan, et al. Management and harvesting technologies in agricultural robotics: current status, challenges and future developments[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 1 - 23. (in Chinese)

[15] CHEN C, SONG Z, LI X, et al. Research status of apple picking robotic arm picking strategy and end-effector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 235: 110349.

[16] ZHAO Y, WAN X, DUO H. Review of rigid fruit and vegetable picking robots[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2023, 16(5): 1 - 11.

[17] LV J, XU H, XU L, et al. An image rendering-based identification method for apples with different growth forms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108040.

[18] 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.

[19] JIN S, ZHOU L, ZHOU H. CO - YOLO: a lightweight and efficient model for *Camellia oleifera* fruit object detection and posture determination[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 235: 110394.

[20] WANG T, ZHANG K, ZHANG W, et al. Tea picking point detection and location based on Mask - R CNN[J]. Information Processing in Agriculture, 2023, 10(2): 267 - 275.

[21] 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.

[22] HOU C, XU J, TANG Y, et al. Detection and localization of citrus picking points based on binocular vision[J]. Precision

Agriculture, 2024, 25(5): 2321 - 2355.
[23] ZHANG H, GE Y, XIA H, et al. Safflower picking points localization method during the full harvest period based on SBP - YOLOv8s - seg network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109646.
[24] ZHAO R, ZHU Y, LI Y. An end-to-end lightweight model for grape and picking point simultaneous detection[J]. Biosystems Engineering, 2022, 223: 174 - 188.
[25] CHEN J, MA A, HUANG L, et al. Efficient and lightweight grape and picking point synchronous detection model based on key point detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108612.
[26] ZHANG B, XIA Y, WANG R, et al. Recognition of mango and location of picking point on stem based on a multi-task CNN model named YOLOMS[J]. Precision Agriculture, 2024, 25(3): 1454 - 1476.
[27] 罗一畅, 齐析屿, 张博锐, 等. 分割一切模型(SAM)的轻量化研究综述[J/OL]. 电子与信息学报, 1 - 19. [2026 -01 - 12]. https://link.cnki.net/urlid/11.4494.TN.20051124.1001.002.
LUO Yichang, QI Xiyu, ZHANG Borui, et al. A survey of lightweight techniques for segment anything model[J/OL]. Journal of Electronics & Information Technology, 1 - 19. [2026 - 01 - 12]. https://link.cnki.net/urlid/11.4494.TN.20051124.1001.002. (in Chinese)
[28] HUANG Z, LEE W S, YANG P, et al. Advanced canopy size estimation in strawberry production: a machine learning approach using YOLOv11 and SAM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 236: 110501.
[29] BAAKE E, KöNIG F, POTT C, et al. User experience comparison of a social robot vs. info terminal in citizen services[C]// International Conference on Social Robotics. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024: 12 - 23.
[30] WANG Y, FEI Z, LI R, et al. Learn from foundation model: fruit detection model without manual annotation[J]. arXiv Preprint, arXiv:2411.16196, 2024.
[31] LU S. Application of SAM - 2 vision foundation model in apple harvesting robotics[Z/OL]. NHSJS, 2024. https://nhsjs.com/2024/application-of-sam-2-vision-foundation-model-in-apple-harvesting-robotics/.
[32] TORRES-LOMAS E, LADO-JIMENA J, GARCIA-ZAMORA G, et al. Segment anything for comprehensive analysis of grapevine cluster architecture and berry properties[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0202.
[33] LI D, SUN X, LV S, et al. A novel approach for the 3D localization of branch picking points based on deep learning applied to longan harvesting UAVs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107191.
[34] LIN X, WANG J, WANG J, et al. Picking point localization method based on semantic reasoning for complex picking scenarios in vineyards[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025, 15(4): 744 - 756.
[35] ZHU H, SHI W, GUO X, et al. Potato disease detection and prevention using multimodal AI and large language model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109824.
[36] 王利, 郑子培, 刘子谦, 等. 基于多模态传感器融合识别的四臂采摘机器人研究[J]. 农业装备与车辆工程, 2025, 63(3): 17 - 21.
WANG Li, ZHENG Zipei, LIU Ziqian, et al. Research on the four-arm harvesting robot based on multi-modal sensor fusion recognition[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2025, 63(3): 17 - 21. (in Chinese)
[37] CHENG Z, CHENG Y, MIAO B, et al. Multi-objective RGB - D fusion network for non-destructive strawberry trait assessment [J]. Front Plant Sci., 2025, 16: 1564301.
[38] 刘茗洋, 崔凯, 宫金良, 等. 基于图像融合的不同成熟阶段苹果果实识别[J]. 华南农业大学学报, 2024, 45(2): 293 - 303.
LIU Mingyang, CUI Kai, GONG Jinliang, et al. Apple fruit recognition at different maturity stages based on image fusion[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(2): 293 - 303. (in Chinese)
[39] 黄星美, 刘德儿, 刘圳, 等. 果实采摘高精度视觉定位及分级方法——以脐橙为例[J]. 江苏农业科学, 2025, 53(14): 217 - 223.
HUANG Xingmei, LIU Deer, LIU Zhen, et al. High-precision visual positioning and grading method for fruit picking: taking navel orange as an example[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2025, 53(14): 217 - 223. (in Chinese)
[40] 王文杰, 贡亮, 汪韬, 等. 基于多源图像融合的自然环境下番茄果实识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 156 - 164.
WANG Wenjie, GONG Liang, WANG Tao, et al. Tomato fruit recognition based on multi-source fusion image segmentation algorithm in open environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 156 - 164. (in Chinese)
[41] LIU C, FENG Q, SUN Y, et al. YOLACTFusion: an instance segmentation method for RGB - NIR multimodal image fusion based on an attention mechanism[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108186.
[42] WU J, ZHANG B, ZHOU J, et al. Automatic recognition of ripening tomatoes by combining multi-feature fusion with a bi-layer classification strategy for harvesting robots[J]. Sensors, 2019, 19(3): 0612.
[43] YU T, HU C, XIE Y, et al. Mature pomegranate fruit detection and location combining improved F - PointNet with 3D point cloud clustering in orchard[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107233.
[44] LIU J, HE C, WANG M, et al. CRLNet: a multimodal peach detection network based on cooperative asymptotic enhancement

and the fusion of granularity refinement[J]. Plants, 2024, 13(14): 1980.
[45] KANG H, WANG X, CHEN C. Accurate fruit localisation using high resolution LiDAR-camera fusion and instance segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107450.
[46] 牟向伟, 孙国奇, 陈林涛, 等. 基于 Kinect 相机的多视角 RGB－D 信息融合的甜椒姿态估计研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(10): 159－167.
MOU Xiangwei, SUN Guoqi, CHEN Lintao, et al. Research on sweet pepper pose estimation based on multi view RGB－D information fusion of Kinect camera[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(10): 159－167. (in Chinese)
[47] SUN X, WANG L, ZHENG Y, et al. Accurate apple fruit stalk cutting technology based on improved YOLOv8 with dual cameras[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2025, 41(2): 97－107.
[48] 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.
[49] DAI N, FANG J, YUAN J, et al. 3MSP2: sequential picking planning for multi-fruit congregated tomato harvesting in multi-clusters environment based on multi-views[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109303.
[50] YI T, ZHANG D, LUO L, et al. View planning for grape harvesting based on active vision strategy under occlusion[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2024, 9(3): 2535－2542.
[51] SUN T, ZHANG W, GAO X, et al. Efficient occlusion avoidance based on active deep sensing for harvesting robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109360.
[52] LUO L, LIU B, CHEN M, et al. DRL-enhanced 3D detection of occluded stems for robotic grape harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 229: 109736.
[53] 陈燕, 蒋志林, 李嘉威, 等. 夹剪一体的荔枝采摘末端执行器设计与性能试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 35－41.
CHEN Yan, JIANG Zhilin, LI Jiawei, et al. Design and testing of litchi picking end-effector integrated clamping and cutting performance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 35－41. (in Chinese)
[54] ROSHANIANFARD A, NOGUCHI N. Pumpkin harvesting robotic end-effector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105503.
[55] FANG J, DAI N, XIN Z, et al. Design and interaction dynamics analysis of a novel hybrid bending-twisting-pulling end-effector for robotic tomato picking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 110011.
[56] CAO M, ZHU X, HE Q, et al. Flexible clamping fingers with a leaf spring-like pattern in the pneumatic end-effector for loquat harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 110901.
[57] 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.
[58] 汪小昱, 李为民, 王琳, 等. 基于改进 YOLACT＋＋的成熟芦笋检测-判别-定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 259－271.
WANG Xiaochan, LI Weimin, WANG Lin, et al. Method of detection-discrimination-localization for mature asparagus based on improved YOLACT ＋ ＋ algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 259－271. (in Chinese)
[59] WANG M, ZHOU Z, WANG Y, et al. Design and experiment of facility elevated planting strawberry continuous picking manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 228: 109703.
[60] ZHANG Y, XIE H, ZHANG D, et al. Design and experimental study of ridge-grown strawberry automatic harvesting robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 240: 111112.
[61] NING Z, LUO L, DING X M, et al. Recognition of sweet peppers and planning the robotic picking sequence in high-density orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,196:10878.
[62] LIAN J, PAN Q, WANG D. A two-stage recognition and planning approach for grasping manipulators and design of end-effectors[J]. Journal of Field Robotics, 2026, 43(1): 230－256. DOI: 10.1002/rob.70031.
[63] LEHNERT C,MCCOOL C, PEREZ T. Lessons learnt from field trials of a robotic sweet pepper harvester[J]. aiXiv Preprint, arXiv:1706.06203.
[64] GAO J, ZHANG F, ZHANG J, et al. Picking patterns evaluation for cherry tomato robotic harvesting end-effector design[J]. Biosystems Engineering, 2024, 239: 1－12.
[65] LIU J, PENG Y, FAHEEM M. Experimental and theoretical analysis of fruit plucking patterns for robotic tomato harvesting [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105330.
[66] FANG W, WU Z, LI W, et al. Fruit detachment force of multiple varieties kiwifruit with different fruit-stem angles for designing universal robotic picking end-effector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108225.
[67] WANG M, YAN B, ZHANG S, et al. Development of a novel biomimetic mechanical hand based on physical characteristics of apples[J]. Agriculture, 2022, 12(11): 1871.
[68] HAN R, ZHONG M, CHAI X, et al. Design and development of a multi-stage variable stiffness flexible end-effector for

selective harvesting of Agaricus bisporus[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 238: 110815.
[69] PARK Y, SEOL J, PAK J, et al. A novel end-effector for a fruit and vegetable harvesting robot: mechanism and field experiment[J]. Precision Agriculture, 2022, 24(3): 948 - 970.
[70] PARK Y, SEOL J, PAK J, et al. Human-centered approach for an efficient cucumber harvesting robot system: harvest ordering, visual servoing, and end-effector[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108116.
[71] JUN J, KIM J, SEOL J, et al. Towards an efficient tomato harvesting robot: 3D perception, manipulation, and end-effector [J]. IEEE Access, 2021, 9: 17631 - 17640.
[72] FUJINAGA T, YASUKAWA S, ISHII K. Development and evaluation of a tomato fruit suction cutting device[C]// 2021 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), 2021: 628 - 633.
[73] WANG X, KANG H, ZHOU H, et al. Development and evaluation of a robust soft robotic gripper for apple harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107552.
[74] YANG L, LI H, LIN S, et al. High-tolerance soft-rigid gripper for low-damage robotic strawberry harvesting[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2026, 11(1): 121 - 128.
[75] SHEPHERD R F, ILIEVSKI F, CHOI W, et al. Multigait soft robot[J]. Proceedings of National Academy of Science, 2011, 108(51): 20400 - 20403.
[76] WANG Q, BAI K, ZHANG L, et al. Towards reliable and damage-less robotic fragile fruit grasping: an enveloping gripper with multimodal strategy inspired by Asian elephant trunk[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110198.
[77] YE Y, HAN C, KANG S, et al. Development of a novel variable-curvature soft gripper used for orientating broccoli in the trimming line[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109267.
[78] PI J, LIU J, ZHOU K, et al. An octopus-inspired bionic flexible gripper for apple grasping[J]. Agriculture, 2021, 11(10): 1014.
[79] WANG Q, ZHANG Y, LIU W, et al. Toward damage-less robotic fragile fruit grasping: a closed-loop force control method for pneumatic-driven soft gripper[J]. Soft Robot, 2023,10(6):999 - 1009.
[80] LI M, LIU P. A bionic adaptive end-effector with rope-driven fingers for pear fruit harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107952.
[81] 丁一, 姬伟, 许波, 等. 苹果采摘机器人柔顺抓取的参数自整定阻抗控制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(22): 257 - 266.
DING Yi, JI Wei, XU Bo, et al. Parameter self-tuning impedance control for compliance grasp of apple harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(22): 257 - 266. (in Chinese)
[82] ZHANG B, ZHOU J, MENG Y, et al. Comparative study of mechanical damage caused by a two-finger tomato gripper with different robotic grasping patterns for harvesting robots[J]. Biosystems Engineering, 2018, 171: 245 - 257.
[83] WEI H, ZHANG Y, XIAO H, et al. Contact force modeling and analysis of rheological deformation behaviors during clustered fruits harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110772.
[84] HOU J, PARK B, LI C, et al. A multiscale computation study on bruise susceptibility of blueberries from mechanical impact [J]. Postharvest Biology and Technology, 2024, 208: 112660.
[85] LIU H, SUI R, ZHOU Y H, et al. A grip force planning method for reliable and rapid fruit grasping based on rupture force estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 240: 111240.
[86] ZHENG Y, PI J, GUO T, et al. Design and simulation of a gripper structure of cluster tomato based on manual picking behavior[J]. Front Plant Sci., 2022, 13: 974456.
[87] ZOU S, PICELLA S, DE VRIES J, et al. A retrofit sensing strategy for soft fluidic robots[J]. Nat. Commun., 2024, 15(1): 539.
[88] LU M, SUN L, CHU H, et al. Apple diameter prediction during mechanical picking based on flexible force-sensing and CNN - BiLSTM - Attention method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 111128.
[89] JI W, TANG C, XU B, et al. Contact force modeling and variable damping impedance control of apple harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107026.
[90] JI W, ZHANG J, XU B, et al. Grasping mode analysis and adaptive impedance control for apple harvesting robotic grippers [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 186: 106210.
[91] WANG Z, LOU K, ZHANG B, et al. Compliant picking control of dragon fruit picking robot based on adaptive variable impedance[J]. Biosystems Engineering, 2025, 252: 126 - 143.
[92] LIU Y, ZHANG J, LOU Y, et al. Soft bionic gripper with tactile sensing and slip detection for damage-free grasping of fragile fruits and vegetables[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108904.
[93] VISENTIN F, CASTELLINI F, MURADORE R. A soft, sensorized gripper for delicate harvesting of small fruits[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108202.
[94] MA C, YING Y, XIE L. Visuo-tactile sensor development and its application for non-destructive measurement of peach firmness[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108709.
[95] WEI Z, ZHAO C, HUANG Y, et al. A super-hydrophobic tactile sensor for damage-free fruit grasping[J]. Computers and

Electronics in Agriculture, 2025, 239: 111043.
[96] JIN L, WANG Z, TIAN S, et al. Grasping perception and prediction model of kiwifruit firmness based on flexible sensing claw [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108389.
[97] LIN J, HU Q, XIA J, et al. Non-destructive fruit firmness evaluation using a soft gripper and vision-based tactile sensing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108256.
[98] ZHANG Z, ZHOU J, YI B, et al. A flexible swallowing gripper for harvesting apples and its grasping force sensing model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107489.
[99] AN B, CHOI T, KIM U. Linkage integrated fin ray gripper capable of safe adaptive grasping for tomato harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110118.
[100] HUANG H, WANG R, HUANG F, et al. Analysis and realization of a self-adaptive grasper grasping for non-destructive picking of fruits and vegetables[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110119.
[101] WANG Q, ZHANG J, KNOLL A, et al. Towards damage-less robotic fragile fruit grasping: learning adaptive grasping force from multimodal data and human demonstration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2026, 240: 111194.
[102] WOON CHOI D, HYEON PARK J, YOO J H, et al. AI-driven adaptive grasping and precise detaching robot for efficient citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110131.
[103] HUANG R, ZHENG W, ZHANG B, et al. Deep learning with tactile sequences enables fruit recognition and force prediction for damage-free grasping[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107985.
[104] 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.
[105] XIONG Y, GE Y, GRIMSTAD L, et al. An autonomous strawberry-harvesting robot: design, development, integration, and field evaluation[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 37(2): 202 – 224.
[106] BARNET T J, DUKE M, AU C K, et al. Work distribution of multiple cartesian robot arms for kiwifruit harvestring[J]. Computers and Eletronics in Agriculture,2020,169:105202.
[107] CHEN Y, MIAO Z, GE Y, et al. Design and control of a novel six-degree-of-freedom hybrid robotic arm[C]//2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2024: 3597 – 3604.
[108] CHENG S, YU Z, LI Z, et al. Design and analysis of a lightweight redundant-degree-of-freedom fruit picking robot arm[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 42(6): 2815 – 2825.
[109] SHI Y, JIN S, ZHAO Y, et al. Lightweight force-sensing tomato picking robotic arm with a "global-local" visual servo[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107549.
[110] ZHUANG Y, GUO Y, LI J, et al. Analysis of mechanical characteristics of stereolithography soft-picking manipulator and its application in grasping fruits and vegetables[J]. Agronomy, 2023, 13(10): 2481.
[111] XIAO H, LAI X, MENG Q, et al. Kinematic modeling and control for an elephant-trunk soft manipulator considering hysteresis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(9): 11318 – 11328.
[112] CHEN X, CHAUDHARY K, TANAKA Y, et al. Reasoning-based vision recognition for agricultural humanoid robot toward tomato harvesting[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2015: 6487 – 6494.
[113] ZHAO Y, GONG L, LIU C, et al. Dual-arm robot design and testing for harvesting tomato in greenhouse[J]. IFAC-Papersonline, 2016, 49(16): 161 – 165.
[114] 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, 2021, 39(1): 69 – 84.
[115] 黄嘉鹏. 基于双目视觉的多臂番茄采摘系统设计与研究[D]. 南京:南京农业大学, 2022.
HUANG Jiapeng. Design and research of multi-arm tomato picking system based on binocular vision[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2022. (in Chinese)
[116] SEPULVEDA D, FERNANDEZ R, NAVAS E, et al. Robotic aubergine harvesting using dual-arm manipulation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 121889 – 121904.
[117] LI T, XIE F, QIU Q, et al. Multi-arm robot task planning for fruit harvesting using multi-agent reinforcement learning[C]// 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2023: 4176 – 4183.
[118] CAO X, ZOU X, JIA C, et al. RRT-based path planning for an intelligent litchi-picking manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 105 – 118.
[119] ZHANG Q, LIU F, LI B. A heuristic tomato-bunch harvest manipulator path planning method based on a 3D – CNN-based position posture map and rapidly-exploring random tree[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108183.
[120] ZHANG B, YIN C, FU Y, et al. Harvest motion planning for mango picking robot based on improved RRT – Connect[J]. Biosystems Engineering, 2024, 248: 177 – 189.
[121] LUO L, WEN H, LU Q, et al. Collision-free path planning for six-DOF serial harvesting robot based on energy optimal and artificial potential field[J]. Complexity, 2018, 2018(1): 3563846.
[122] KANG S, LI D, LONG S, et al. Time-optimal and path-optimal motion planning for selective broccoli harvesting manipulator[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 111007.
[123] YAMAMOTO S, HAYASHI S, YOSHIDA H, et al. Development of a stationary robotic strawberry harvester with a picking mechanism that approaches the target fruit from below[J]. Japan Agricultural Research Quarterly, 2014, 48(3): 261 - 269.
[124] XIONG Y, GE Y, FROM P J. An obstacle separation method for robotic picking of fruits in clusters[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105397.
[125] XIONG Y, GE Y, FROM P J. An improved obstacle separation method using deep learning for object detection and tracking in a hybrid visual control loop for fruit picking in clusters[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 191: 106508.
[126] MGHAMES S, HANHEIDE M, GHALAMZAN E A. Interactive movement primitives: planning to push occluding pieces for fruit picking[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2020: 2616 - 2623.
[127] LIU Y, GAO P, ZHENG C, et al. A deep reinforcement learning strategy combining expert experience guidance for a fruit-picking manipulator[J]. Electronics, 2022, 11(3): 311.
[128] LI H, HE Z, WANG Y, et al. Research on the mechanized harvesting strategy for clustered kiwi fruits based on deep reinforcement learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110686.
[129] LIN G, ZHU L, LI J, et al. Collision-free path planning for a guava-harvesting robot based on recurrent deep reinforcement learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 188: 106350.
[130] LI Y, FENG Q, ZHANG Y, et al. Intermittent stop-move motion planning for dual-arm tomato harvesting robot in greenhouse based on deep reinforcement learning[J]. Biomimetics, 2024,9(2):105.
[131] YI T, ZHANG D, LUO L, et al. View planning for grape harvesting based on self-supervised deep reinforcement learning under occlusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 110913.
[132] 刘继展, 江应星. 农业采摘机器人产业化进程分析与多臂高速化技术走向[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 1 - 17.
LIU Jizhan, JIANG Yingxing. Industrialization trends and multi-arm technology direction of harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 1 - 17. (in Chinese)
[133] ZION B, MANN M, LEVIN D, et al. Harvest-order planning for a multiarm robotic harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 103: 75 - 81.
[134] YOSHIDA T, ONISHI Y, KAWAHARA T, et al. Automated harvesting by a dual-arm fruit harvesting robot[J]. Robomech Journal, 2022, 9(1): 19.
[135] Strawberry Harvesting Solutions, Enabled with AI & Robotics[Z/OL]. 2024. https://www.harvestcroorobotics.com/.
[136] Strawberry Harvesting Robot BERRY[Z/OL]. 2024. https://www.organifarms.de/.
[137] PRESS RELEASE: octinion presents the world's first strawberry picking robot[Z/OL]. 2024. http://www.octinion.com/news/press-release-octinion-presents-world%E2%80%99s-first-strawberry-picking-robot.
[138] WILLIAMS H A M, JONES M H, NEJATI M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 140 - 156.
[139] 崔永杰, 马利, 何智, 等. 基于最优空间的猕猴桃双臂并行采摘平台设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 132 - 143.
CUI Yongjie, MA Li, HE Zhi, et al. Design and experiment of dual manipulators parallel harvesting platform for kiwifruit based on optimal space[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 132 - 143. (in Chinese)
[140] JIN Y, YU C, YIN J, et al. Detection method for table grape ears and stems based on a far-close-range combined vision system and hand-eye-coordinated picking test[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107364.
[141] FFRobotics-the future of fresh fruit harvest[Z/OL]. 2024. https://www.ffrobotics.com.
[142] 冯青春, 赵春江, 李涛, 等. 苹果四臂采摘机器人系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2023, 39(13): 25 - 33.
FENG Qingchun, ZHAO Chunjiang, LI Tao, et al. Design and test of a four-arm apple harvesting robot[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(13): 25 - 33. (in Chinese)
[143] 赵德安, 吴任迪, 刘晓洋, 等. 气电混合驱动全天候苹果收获机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 21 - 28,36.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Design and experiment of apple harvesting robot based on gas-electric hybrid drive[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 21 - 28,36. (in Chinese)
[144] 史帅旗, 杨福增, 刘志杰, 等. 复合气动式苹果采摘手设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 93 - 105.
SHI Shuaiqi, YANG Fuzeng, LIU Zhijie, et al. Design and experiment of composite pneumatic apple picking manipulator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 93 - 105. (in Chinese)
[145] HU G, CHEN C, CHEN J, et al. Simplified 4-DOF manipulator for rapid robotic apple harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107177.

(下转第 49 页)

full pose measurement method[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 57: 46 – 58.
[27] 邵鑫, 季力, 邹怀武, 等. 一种基于激光位移测量的机械臂参数标定方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(11): 2281 – 2288.
SHAO Xin, JI Li, ZOU Huaiwu, et al. A parameter calibration method for manipulators based on laser displacement measurement[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(11): 2281 – 2288. (in Chinese)
[28] 宋国庆, 赵成浩, 袁俊杰, 等. 蛇形空间机械臂单个 2-DOF 关节的运动学标定[J]. 机床与液压, 2024, 52(3): 1 – 9.
SONG Guoqing, ZHAO Chenghao, YUAN Junjie, et al. Kinematic calibration of single 2-DOF joint in a serpentine space manipulator[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2024, 52(3): 1 – 9. (in Chinese)
[29] YANG W, LI S, LI Z, et al. Highly accurate manipulator calibration via extended Kalman filter-incorporated residual neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(11): 10831 – 10841.
[30] LI Z, DENG X, CHEN T, et al. Searching for an accurate robot calibration via improved levenberg-marquardt and radial basis function system[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 42(6): 2691 – 2700.
[31] 陈宵燕. 工业机器人多模式标定及刚柔耦合误差补偿方法研究[D]. 无锡: 江南大学, 2020.
CHEN Xiaoyan. Research on multi-mode calibration and rigid-flexible coupling error compensation method for industrial robot [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2020. (in Chinese)

(上接第 38 页)

[146] SILWAL A, DAVIDSON J R, KARKEE M, et al. Design, integration, and field evaluation of a robotic apple harvester[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6): 1140 – 1159.
[147] Hortidaily, AppHarvest's harvest robot pickssnack tomatoes in Dutch Greenco greenhouse[Z/OL]. 2021 – 10 – 21. https://www.hortidaily.com/article/9366169/appharvest-s-harvest-robot-picks-snack-tomatoes-in-dutch-greenco-greenhouse.
[148] 北京工业大学×中科原动力联合推出番茄采摘自主机器人 AHPPEBot[Z/OL]. (2024 – 06 – 05). https://zhuanlan.zhihu.com/p/701625845.
[149] 于丰华, 周传琦, 杨鑫,等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 41 – 49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 41 – 49. (in Chinese)
[150] METOMOTION. Greenhouse robotic worker [Z/OL]. 2024. https://www.baidu.com/link?url=BiJy-zAPalLRVDGr8w3LfdXbEzu4PyMhglEdAYEYpMCSqO8650XKrztuTeRDgbI0iW6PxI5PJUbFmVMFM-RXGq&wd=&eqid=f435469200f939d8000000046927a98d.
[151] LI Y, FENG Q, ZHANG Y, et al. Peduncle collision-free grasping based on deep reinforcement learning for tomato harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108488.
[152] LING X, ZHAO Y, GONG L, et al. Dual-arm cooperation and implementing for robotic harvesting tomato using binocular vision[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 114: 134 – 143.
[153] BEISEKENOV N, HASEGAWA H. Advanced preprocessing technique for tomato imagery in gravimetric analysis applied to robotic harvesting[J]. Applied Sciences, 2024, 14(2): 511.
[154] 高安安,景运革,贾宗维,等. 基于 U – YOLO v8n 细粒度的彩色小番茄成熟度检测算法[J]. 农业工程学报,2025,41(17):132 – 142.
GAO Anan, JING Yunge, JIA Zongwei, et al. Algorith based on U – YOLO v8n for detecting fine-grained color ful tomato ripeness[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(17):132 – 142. (in Chinese)
[155] 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.
[156] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Angle estimation between plant parts for grasp optimisation in harvest robots [J]. Biosystems Engineering, 2019, 183: 26 – 46.
[157] LEHNERT C, ENGLISH A, MCCOOL C, et al. Autonomous sweet pepper harvesting for protected cropping systems[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 872 – 879.
[158] BAC C W, HEMMING J, VAN TUIJL B, et al. Performance evaluation of a harvesting robot for sweet pepper[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6): 1123 – 1139.
[159] 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.
[160] POLIC M, TABAK J, ORSAG M. Pepper to fall: a perception method for sweet pepper robotic harvesting[J]. Intelligent Service Robotics, 2022, 15(2): 193 – 201.
[161] RINGDAHL O, KURTSER P, EDAN Y. Evaluation of approach strategies for harvesting robots: case study of sweet pepper harvesting[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 95(1): 149 – 164.