doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.001

果蔬采摘机器人避障作业技术研究进展综述

冯青春[1,2]　陈立平[1,2]　陈　辰[1,2]　洪志超[1,2]　许宝成[1,2]　赵春江[2]

(1.北京市农林科学院智能装备技术研究中心,北京 100097;
2.国家农业智能装备工程技术研究中心,北京 100097)

摘要:采摘机器人是实现果蔬采收机械化作业的重要装备支撑。鉴于生命形态的植株果实与枝叶丛生交错、相互遮挡,避障作业能力是制约果蔬采摘机器人综合性能提升的关键技术瓶颈。本文总结归纳当前果蔬采摘机器人避障作业技术的发展,重点围绕目标感知、操作决策、伺服控制和执行结构等方面进行综述。在此基础上,分析和总结了在复杂农业场景下机器人避障采摘作业面临的技术挑战,并对相关技术的发展趋势进行展望。随着工厂化农艺管理、人工智能与机器人技术的发展,依托我国智能机器人产业支撑,特别支持多模态信息感知和环境交互学习的具身智能技术,将是未来提升采摘机器人复杂作业能力的重要技术途径。

关键词:采摘机器人;避障作业;主动感知;运动规划

中图分类号:TP391.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)05-0001-18　　**OSID**:

Advances and Trends in Obstacle Avoidance Operation Technologies for Fruit and Vegetable Harvesting Robots

FENG Qingchun[1,2]　CHEN Liping[1,2]　CHEN Chen[1,2]　HONG Zhichao[1,2]　XU Baocheng[1,2]　ZHAO Chunjiang[2]

(1. *Intelligent Equipment Technology Research Center*, *Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences*, *Beijing* 100097, *China*
2. *National Engineering Research Center for Intelligent Equipment in Agriculture*, *Beijing* 100097, *China*)

Abstract: Harvesting robots represent a critical enabling technology for advancing the mechanization and automation of fruit and vegetable harvesting and have become a prominent research focus within the global agricultural robotics community. Unlike structured industrial environments, agricultural harvesting tasks are performed in highly unstructured and dynamic settings, where fruits, branches, and leaves are densely intertwined and frequently occluded one another. As a result, obstacle-aware operation capability has emerged as a key technological bottleneck that fundamentally limits the overall performance, robustness, and practical applicability of fruit and vegetable harvesting robots. In this context, a comprehensive review of recent advances in obstacle-avoidance technologies for harvesting robots operating in complex agricultural environments was provided. The review was structured around four core aspects that were critical to obstacle-aware harvesting: target perception, manipulation decision-making, servo control, and end-effector and execution structures. Firstly, advances in visual and multimodal perception methods for detecting and segmenting fruits, branches, and foliage under occlusion were examined, with particular attention paid to deep learning-based approaches and three-dimensional sensing techniques. Secondly, manipulation decision-making strategies, including motion planning, behavior selection, and learning-based decision models, were reviewed with respect to their ability to cope with high-dimensional constraints and environmental uncertainty. Thirdly, servo control methods for harvesting robots were discussed, focusing on visual servoing, force-aware control, and adaptive strategies that enabled precise and safe manipulation in cluttered scenes. Finally, the design of execution mechanisms and end-effectors was analyzed, highlighting how mechanical structure, compliance, and functional integration influence obstacle avoidance performance during harvesting operations. Based on this review, it was further analyzed and summarized the major technical challenges faced by obstacle-aware harvesting

收稿日期:2025-12-01　修回日期:2026-01-03

基金项目:国家自然科学基金项目(32572207)和北京市农林科学院创新能力建设专项与预探索项目(TSXM202514)

作者简介:冯青春(1987—),男,研究员,博士,主要从事农业机器人技术研究,E-mail:fengqc@nercita.org.cn

通信作者:陈立平(1973—),女,研究员,博士,主要从事农业智能装备技术研究,E-mail:chenlp@nercita.org.cn

robots in real-world agricultural scenarios. These challenges included limited perception reliability under severe occlusion, insufficient generalization of decision and control strategies across varying crop types and growth stages, difficulties in reproducing human harvesting skills, and the lack of coordination between robotic system design and agricultural production practices. Finally, future research trends were discussed, emphasizing the potential of embodied intelligence, end-to-end learning frameworks, and the integration of agronomic knowledge with robotic design. With advancements in factory-based agronomic management, artificial intelligence, and robotic technologies, the development of embodied intelligence-particularly supported by multimodal information perception and environmental interactive learning, and backed by China's intelligent robotics industry would serve as a crucial technical pathway for enhancing the capability of agricultural robots in handling complex operational tasks.

Key words: harvesting robot; obstacle-avoidance operation; active perception; motion planning

0 引言

水果和蔬菜是人类健康饮食的基础,是全球食品安全供应和农业可持续发展的重要支撑。随着农业人口老龄化、城镇化的不断发展,关键环节机械化程度低、人力成本上涨,已成为全球果蔬产业可持续发展面临的重要挑战。采收是果蔬生产中最复杂、机械化率最低的环节之一,包括熟果判别、采摘、收集和运输等工序,是果蔬农产品优质生产的关键环节。当前我国番茄、草莓、苹果、柑橘等大宗果蔬采收机械化率不足 3%[1],采收成本约达总生产成本 40%[2],已经成为制约果蔬产业效益提升的重要因素。

鉴于机器人具备自主从事复杂任务的独特优势,研发具备选择性自主操作能力的采摘机器人,代替和辅助人工作业,是提升果蔬产业效益的必要途径。近年来,以标准化农艺生产模式和人工智能技术为支撑,鲜果收获机器人的技术攻关和产业应用取得显著成效,已成为支撑果蔬产品全流程高效生产的核心装备,在全球智慧农业领域受到广泛关注。依托标准化栽培农艺模式,国外草莓、苹果和番茄等果蔬采摘机器人产品初步实现了生产应用。以苹果[3]、草莓[4]、番茄[5]和猕猴桃[6]等大宗鲜果为对象,一系列鲜果采摘机器人商业化产品被研发和应用。代表性的机器人产品包括:荷兰 SWEEPER 温室甜椒收获机器人[7](图 1a),在狭窄植株间采用 6 自由度关节型机械臂操作采摘执行器,实现果实自主采摘、收集和运输。新西兰 Robotics Plus 公司推出了猕猴桃四臂并行采摘机器人[6](图 1b),综合采收效率约 5.5 s/果。以色列 FFRobotics 公司研发的苹果采摘机器人[3](图 1c),采用 12 组直角坐标式机械臂从机器人双侧进行并行采摘,对标准化果树的采摘效率约为 2 s/果。西班牙 Agrobot 公司研发的草莓采摘机器人[4](图 1d),最多可扩展 24 组手臂进行并行采摘。国内北京市农林科学院农业机器人团队研发的四臂苹果采摘机器人[8](图 1e)作业效率可达到 600 果/h,番茄果串采摘机器人[9]作业性能为 300 串/h、成功率 85% 以上(图 1f)。



(a) 甜椒采摘机器人 (b) 猕猴桃采摘机器人 (c) 苹果采摘机器人

(d) 草莓采摘机器人 (e) 四臂苹果采摘机器人 (f) 番茄采摘机器人

图 1 果蔬采摘机器人代表性产品

Fig. 1 Representative harvesting robots

随着标准化农艺模式和人工智能技术的快速发展,果蔬采收机器人已成为农业智能装备科研和产业领域的前沿热点方向。因此,结合我国果蔬生产实际需求,加快采收机器人核心技术研发和产业应用探索,研发国产果蔬采摘机器人装备产品和产业服务模式,对于强化我国高端农机创新能力具有重要意义。

果实采收率与采摘效率是果蔬采摘机器人的关键性能指标。然而,采摘机器人以自然生长形态的

果蔬植株为作业对象，对采摘目标的避障作业能力不足依然是制约其综合性能和实用性的重要因素[8-9]。具体表现为：①果蔬植株枝叶丛生密集，果实目标受到叶片、茎秆遮挡，难以充分获取采摘视觉信息。②果实与枝叶随机分布、空间交错，机器人采摘操作运动路径与枝叶碰撞，容易造成采摘失误甚至植株损伤。③果实个体姿态各异、簇生聚集、相互重叠，采摘作业次序与操作姿态难以动态精准决策，制约无损操作与采收效率提升。

近年来，避障作业技术研究已然成为农业采摘机器人领域的研究热点。如图 2 所示，采摘机器人避障作业主要技术路径主要包括受遮挡目标的避障感知、自然生长形态茎叶果避障操作决策、丛生枝叶间避障运动控制以及避障采摘执行机构（臂/手）设计等。随着传感器、人工智能与机器人技术的不断发展，多模态信息感知、强化学习以及智能控制不断被应用于采摘机器人，为解决避障作业关键技术难题提供了新的技术路径和解决思路。

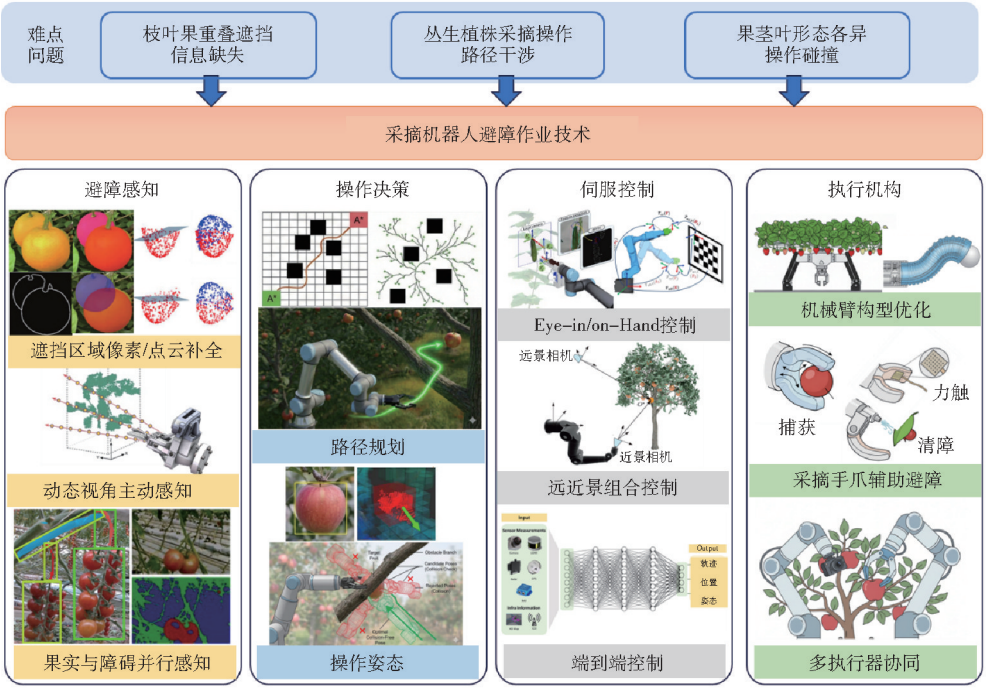


图 2　采摘机器人避障作业技术路径

Fig. 2　Technical pathway for obstacle-avoidance operations of harvesting robots

因此，本文着眼于果蔬采摘机器人避障作业难点问题，分别从避障感知、操作决策、伺服控制与执行机构等方面综述避障采摘技术国内外研究进展，在此基础上，总结分析果蔬采摘机器人避障作业技术面临的主要挑战和发展趋势，以促进业界对农业采摘机器人避障作业技术的关注和思考，激发进一步持续迭代创新的新思路，推进果蔬采摘机器人的产业应用。

1　采摘信息避障感知

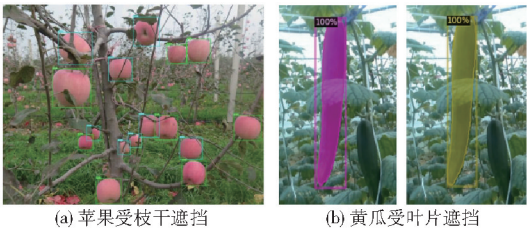
目前，根据采摘机器人视觉传感器获取信息的实时姿态，其对于受遮挡采摘目标感知主要分为固定感知视角的被动感知和动态感知视角的主动感知。被动感知模式恢复视场中果实受遮挡区域技术包括基于二维图像特征和基于三维点云特征两种方式；主动感知模式包括对目标非遮挡视角动态调整和视场外目标搜索两方面；同时，机器人感知判别避障信息的方式包括根据单一采摘目标形态判断与根据目标-障碍物关系判断两种方式。

1.1　采摘目标被动感知避障

1.1.1　基于二维图像特征的受遮挡目标感知

近年来，以深度卷积运算为核心的目标检测模型，基于先验轮廓特征，获取采摘目标在图像中的整体分布区域，对于农业复杂背景下目标信息获取表现出独特优势[10]。特别是对于苹果、猕猴桃和柑橘等球形果实采摘，通过夹持果实的方式进行采摘，通常将果实本体质心作为采摘操作目标。区域检测网络模型可直接用于采摘目标初步的识别和定位。如代表性的 One－stage 模型 YOLO 系列、Two－stage 模型 R－CNN 以及它们的衍生网络。YOLO v3[11] 和 YOLO v5[12] 被应用于苹果果实检测，识别准确率分别达到 87.71% 和 83.83%（图 3a）。在此基础上，KIM 等[13] 将 UNet 模型应用于受遮挡黄瓜目标的检测（图 3b），识别准确率 82.3%。对于番茄、葡萄、黄瓜及辣椒等切割果柄采收的果蔬，在检测果实区域基础上拟合果柄操作目标，以引导机器人末端

执行器进行精准剪切操作[14]。梁喜凤等[15]在提取番茄串区域之后,检测果实串的首个分叉点与植株主干之间的角点,从而获取果柄上的采摘点位置。BENAVIDES 等[16]利用机器视觉技术获取图像中的番茄及其果柄区域,并综合考虑番茄的姿态、质心与果柄位置的关系,准确提取番茄果串采摘点。然而,通过目标整体区域特征感知克服局部遮挡信息缺失,目标识别定位精度通常较低,特别是受遮挡区域比例较大时,果实目标整体区域包围框本身存在误差,据此引导采摘机器人进行操作,通常难以保证作业精度。



(a) 苹果受枝干遮挡 (b) 黄瓜受叶片遮挡

图 3 受遮挡果实视觉感知

Fig. 3 Visual perception of fruits under occlusion

为了提高对采摘目标操作精度,需要根据受遮挡果实目标像素拟合其整体语义特征。对于以固定视角被动感知的受遮挡果实目标,将深度学习网络语义分割与传统机器视觉算法相结合,根据可见区域拟合目标整体形态特征[17-18],是实现避障感知的主要技术手段。针对柑橘果实受到叶片遮挡难以确定其空间形态的问题,CHEN 等[19]提出了一种基于卷积自编码器的图像恢复方法,通过区域生长算法对遮挡部分进行编码,并结合遮挡区域和预测轮廓确定需要恢复的遮挡区域,以实现对柑橘整体形态的填充(图 4),对于柑橘果实的遮挡修复率达到 95.96%。王元昊等[20]提出了一种基于 YOLO v8 - SAM 的改进算法,运用 SAM(Segment anything model)算法对被遮挡柑橘轮廓形状进行识别,并运用边缘检测法结合双目立体相机三维稠密深度点云得到被遮挡柑橘有效轮廓边,使用最小二乘法拟合出被遮挡柑橘的完整轮廓以确定目标柑橘果实更精确的空间坐标位置,对于被遮挡果实中心定位精度提高至 2.33 mm。为了进一步提升对于受遮挡目标感知的鲁棒性,降低传统形态学算法对先验规则的依赖性,GONG 等[21]引入生成对抗网络(GAN)进行不可见区域的重建。对于 25% 区域被遮挡的番茄果实质心定位误差为 6.20 mm,显著提高了视觉识别精度。

1.1.2 基于三维点云特征的受遮挡目标感知

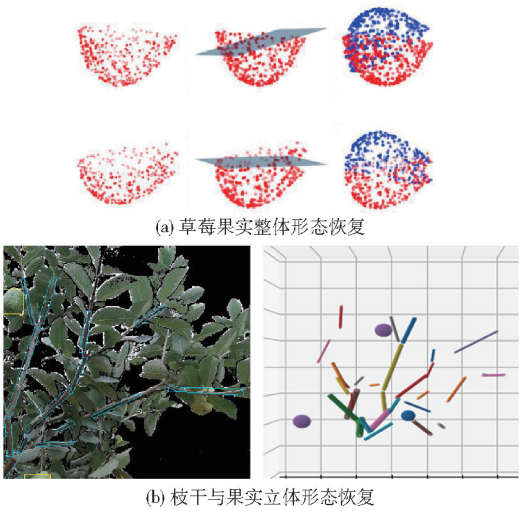
通过融合 RGB 图像与深度点云信息,可以克服二维图像立体形态信息缺失,也是提高受遮挡目标识别精度的有效途径。GE 等[22]根据草莓果实的立体对称性特征,通过拟合果实中心平面(图 5a),对可见的果实点云数据进行镜像,恢复缺失的果实形状,果实中心偏差为 5.7 mm。根据苹果表面可见区域点云信息,JIANG 等[23]采用随机样本一致(RANSAC)和最小二乘组合算法的球面拟合方法,快速恢复被遮挡果实的 3D 形状,在重度遮挡果实质心拟合后误差为 4.2 mm。根据番茄果实可见区域点云数据,ZHENG 等[24]采用最小二乘球面拟合算法,获得番茄质心定位误差为 5.0 mm。针对樱桃番茄成簇聚集难以对个体进行测量定位的问题,通过实例分割模型 YOLO v8x - seg 获得二维图像区域基础上,TIMPRAE 等[25]引入运动恢复结构(SfM)和多视角立体匹配(MVS)算法,基于不同视角下果粒图像信息重建其立体形态,并通过神经辐射场(NeRF)模型进行细节增强,对番茄果粒大小估计误差为 8.01%。在 SfM - MVS 进行点云重建基础上,CHEN 等[26]采用点分形网络(PF - NET)对白菜叶片进行点云补全,叶面积测量误差为 6.79 cm^2。此外,针对采摘机器人操作障碍物识别需求,LIN 等[27]采用随机样本一致(RANSAC)和主成分分析算法(PCA)拟合番石榴树干的立体形态(图 5b)。



(a) 原始图像 (b) 补全后图像

图 4 果实受遮挡区域补全

Fig. 4 Fruit occlusion areas completion



(a) 草莓果实整体形态恢复

(b) 枝干与果实立体形态恢复

图 5 果实遮挡立体信息恢复

Fig. 5 3D reconstruction of occluded fruits

1.2　采摘目标主动感知避障

主动视觉感知是指单个相机以运动姿态或者多个不同姿态的相机，对不同视场区域的果实进行判别和定位，避免单一视角被动感知目标受到遮挡的问题。LEHNERT 等[28]将摄像机安装于采摘机械臂末端，通过控制机械臂安装预定轨迹扫描移动，实现对分布于不同区域果实的搜索，并且根据摄像机动态视场中果实受遮挡情况与机械臂姿态的动态关系，动态控制机械臂运动使得机器人视场中果实可见区域达到最大。RYSZ 等[29]根据柑橘果实在摄像机动态视场中的坐标变化，动态控制机械臂运动轨迹，实现对果实的定向采摘运动。为了避免采摘手爪对植株主茎造成干涉，文献[30－33]通过机械臂末端安装的摄像机对甜椒果实进行多个视角图像采集(图 6)，确定最佳的果实夹持姿态，相对被动探测方法，采摘成功率由 14% 提高到 52%。

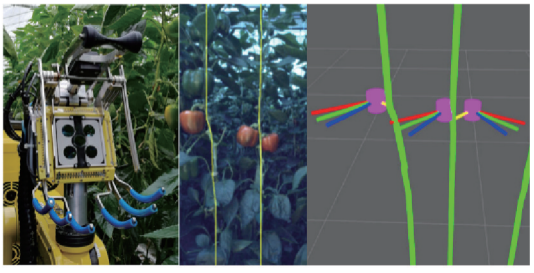


图 6　甜椒采摘目标点多视角感知

Fig. 6　Multi-view perception of sweet pepper picking point

此外，通过调整摄像机位姿可以扩展机器人感知范围，以植物茎秆生长形态为引导的多视角主动搜索[34]，以获取固定视角下无法覆盖的采摘目标，提升采摘机器人的作业范围和效率。BAC 等[31]以具有高亮度反射特征的栽培尼龙吊线为视觉标记，对与其缠绕的甜椒茎秆进行识别定位。AMATYA 等[35]采用直线和指数曲线相结合的方法拟合樱桃茎秆整体形态(图 7)。LI 等[36]在对树干、果实目标分割识别基础上，通过离散目标空间坐标聚类，对枝叶丛生密布的荔枝主杆形态进行拟合。冯青春等[37]提出了以番茄主茎为约束的多视角图像跟踪采集方法，实现对果实、侧枝和花序等离散目标的定向搜索。



图 7　根据树干形态搜索果实

Fig. 7　Fruit searching based on trunk morphology

1.3　采摘目标与枝叶障碍并行感知

相对于以采摘目标为单一感知目标的感知方法，对采摘目标与枝叶障碍物等多目标的感知方法可以为机器人避障采摘操作提供更加丰富的决策依据[38]。相关研究可分为 3 类：①通过多个单独深度学习网络分别实现果实、茎秆和果柄等目标识别任务，RONG 等[39]利用 YOLO v4－Tiny 网络对番茄果串进行识别和定位，随后采用 TOLACT＋＋网络实现对果柄的实例分割。同样地，LIANG 等[40]基于 YOLO v3 实现对夜间自然环境下的荔枝果实检测，并以荔枝果实的边界框为基础，确定果茎的感兴趣区域(ROI)，进而利用 U－Net 网络对果茎进行分段分割，实现了模型在低光照条件下对荔枝果实及其果茎的检测与分割。②通过单个深度学习网络并行实现果实、茎秆与果柄等多个目标的检测或者分割任务。LI 等[41]通过引入注意力机制模块改进 YOLO v8－seg 模型，以提高对细小茎秆的感知能力，实现对柑橘果实和果柄的并行分割，平均识别精度 94.43%。SU 等[42]引入空洞空间金字塔池化(ASPP)模块改进 UNet 网络，对番石榴及其果柄的分割准确率达到 94.04%。③融合果柄分割和果实检测的多任务网络，对于番茄、葡萄、辣椒等通过果柄夹持剪切采摘的果实，既可以满足对果柄区域的识别要求，同时避免果实像素分割的复杂计算。以 YOLOP 为代表的多任务网络模型，采用一个共享的编码器与 3 个独立的解码器，能同时进行物体检测、分类和语义分割。LI 等[43]通过改进 YOLACT 模型检测头网络结构，实现番茄果串检测、果柄和主茎分割的并行感知任务(图 8)。由于多任务感知共享特征提取主干网络，进一步强化了模型的感知能力，与原始 YOLACT 网络相比，不降低模型推理效率条件下，目标分割准确率提高 3.5%。



图 8　番茄果–柄–茎多任务感知

Fig. 8　Multi-task perception of tomato fruit, peduncle and stem

总之，随着传感器技术和深度学习网络模型的发展，采摘机器人视觉信息感知技术经历了从被动获取单一视觉信息到主动获取多模态作业信息的发展。多源信息融合的主动感知在采摘机器人信息获取方面表现出独特优势，将是突破非结构农业环境下作业信息获取难题的有效途径。采摘机器人避障感知技术典型应用对比如表 1 所示。

表 1 采摘机器人避障感知技术应用对比

Tab. 1 Comparison of obstacle perception technologies for harvesting robots

视觉信息获取模式	采摘对象	感知方法原理	应用效果
被动获取二维图像	苹果	改进 YOLO v5 的区域检测模型	果实识别准确率 83.83%[12]
	黄瓜	改进 U-net 的分割模型	果实识别准确率 82.43%[13]
	柑橘	改进 YOLO v8-SAM 的分割模型	果实识别准确率 88.4%[20]
	柑橘	基于卷积自适应的图像填充	果实受遮挡区域恢复率 95.96%[19]
	番茄果串、果柄	改进 YOLO v4-Tiny 检测模型识别果实、改进 YOLACT 分割模型识别果柄	果实检测准确率 92.7%、果柄分割准确率 73.1%[39]
	柑橘果实、果柄	改进 YOLO v8-seg 的单任务分割模型	果实和果柄分割准确率分别为 96.04% 和 97.12%[41]
主动获取二维图像	番茄果串、果柄、主茎	基于改进 YOLACT 的检测与分割多任务感知网络	果串检测准确率 98.9%，果柄和主茎分割准确率 80.2%[43]
被动获取三维点云	草莓	基于对称特性的果实整体形态拟合	果实质心定位误差 5.7 mm[22]
被动获取 RGB 图像与三维点云	苹果	Mask R-CNN 分割模型、随机样本一致聚类(RANSAC)和最小二乘组合算法的球面拟合	果实质心定位误差 4.2 mm[23]
	番茄	YOLO-TomatoSeg 分割模型与最小二乘后处理拟合果实球面	果实质心定位误差 5.0 mm[24]
	火龙果	DeepLabV3 分割模型、点云椭球拟合	果实深度定位误差 2.04 mm[34]
	甜椒	DCNN 分割模型，根据果实中心线确定果柄切割位置	采摘成功率 76.5%[28]
	甜椒	传统机器学习分割算法，根据果实表面法向量分布确定最佳抓取位姿	采摘成功率 61%[31]
	樱桃树枝	贝叶斯分类图像分割模型，线性或对数模型拟合树枝	枝干识别准确率 89.2%[35]
	荔枝树枝	DeepLabV3 分割模型，点云密度聚类(DBSCAN)，PCA 直线拟合枝干	枝干识别准确率 83.33%[36]

2 避障采摘操作决策

2.1 避障操作路径规划

在已知采摘目标与枝叶障碍空间位置关系条件下，对采摘末端执行器运动路径以及机械臂本体在空间运动的路径进行规划[44]，找到从初始位姿到目标位姿的可行路径，确保机器人在运动过程中避免与障碍物发生碰撞，是避障采摘操作决策的主要任务。基于启发式搜索的图搜索算法(A*)[45]、基于随机采样的规划算法(RRT)[46]以及基于经验规则的启发式方法(人工势场法)[47]等路径规划算法被应用于采摘机械臂运动规划。BAC 等[48]利用双向快速探索随机树(Bidirectional-RRT)解决 9 自由度甜椒采摘机器人的无碰撞运动规划问题。这种基于采样的规划算法，能够降低机械臂自由度的影响，但是需要经过上百次的迭代，平均路径规划时间在 50 s 以上。LUO 等[49]提出结合能量最优化和人工势场法来开发动态不确定环境下 6 自由度葡萄采摘机器人的路径规划算法。通过在仿真系统上进行的 10 次防碰撞路径规划采摘试验，该算法实现了 90% 的成功率，平均路径规划时间介于 98 ~ 273 ms 之间。LIU 等[50]提出一种时间最优的快速探索随机树(TO-RRT)的算法(图 9)，用于规划 6 自由度柑橘采摘机器人的运动路径，并引入势场和有吸引力的步长，允许针对场景特定的步长调整以实现算法的快速收敛，以提高路径规划效率，虚拟仿真条件下路径长度减少了 17.88%。尽管目前避障路径规划算法已经取得了进展，但共同问题是规划时间长，并且随着避障任务复杂性增加，这些算法的建模和计算复杂度显著增加。目前，采摘机器人避障路径规划研究主要以仿真验证为主，在实际生产中应用验证的仍较少。

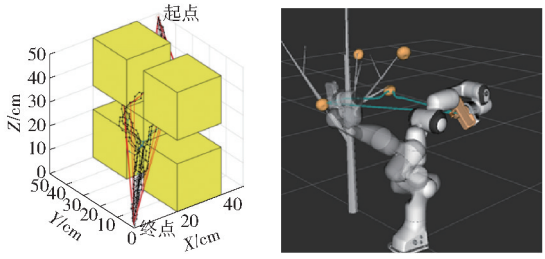


图 9 基于随机搜索的采摘路径规划

Fig. 9 RRT based path planning for harvesting

2.2 避障操作姿态决策

对于自然生长形态的果蔬采摘目标，采摘末端执行器以合适的姿态接近和夹持[51]，防止临近果实和枝叶的碰撞干涉，也是实现避障采摘操作的必要

需求。

对于苹果、猕猴桃和柑橘等短柄近似球形的果实，机器人通常只需获取果实中心区域的空间坐标来引导机械臂进行操作。果实周围往往被枝叶缠绕，使得末端执行器难以成功抓取水果。LIN 等[52]基于水果点云信息和相邻分支位姿信息估计番石榴 3D 抓取姿态，以引导机器人接近并分离目标水果，同时避免与树枝发生碰撞。KANG 等[53]采用轻量化 Mobile－DasNet 网络实时识别和分割水果与树枝图像，并通过改进的 PointNet 网络处理 RGB－D 相机生成的点云，进而构建水果模型并估计抓取姿态（图 10）。WANG 等[54]提出一种端到端几何感知深度学习网络模型 Apple 3D Network（A3N），利用深度学习检测模型从 RGB 图像中提取感兴趣区域（ROI）。然后采用 PointNet 模型对每个水果的点云数据进行边界框回归，以此准确预测机械臂的最优抓取姿态。LI 等[55]根据透视成像原理，引入视锥体立体几何关系估计局部受遮挡果实空间姿态，进而拟合采摘执行机构接近果实的空间向量。

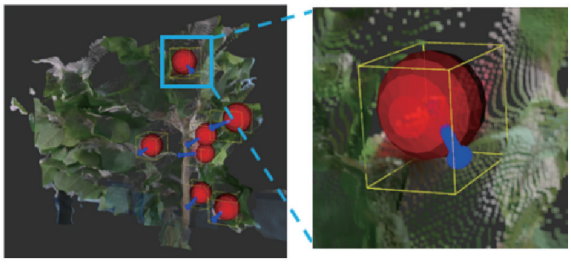
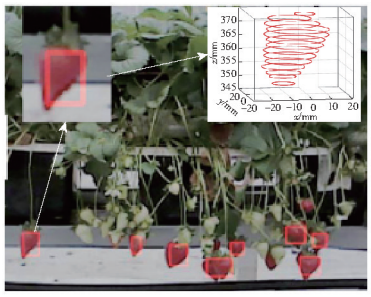


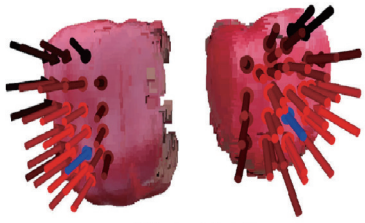
图 10　基于球形果表面点云的操作决策

Fig. 10　Point-cloud based operation decision-making for spherical fruits

对于番茄、草莓和甜椒等通过夹持果柄采摘的果实，通常需要同时获取果实和果柄的空间位姿信息[56]，以引导机械臂操作采摘执行机构以合适姿态夹持果柄[57－58]。对于果柄姿态识别主要包括根据果实姿态估计果柄空间姿态和直接识别果柄空间姿态两类方法。XIONG 等[59]使用红外传感器（IR sensor）扫描草莓果实空间姿态以估计与其连接生长果柄的姿态（图 11a）；YU 等[60]基于 Rotated－YOLO 的果实检测模型，根据模型确定草莓果实中心轴线倾角以估计果柄的姿态。在此基础上，确定夹爪夹持果柄的旋转角度，以减少自然形态果柄与夹持机构的干涉风险。LEHNERT 等[28]利用甜椒果实和植株主茎的点云图像信息，结合果实表面法向量梯度特性，确定了采摘吸盘吸附果实的最优姿势和茎的切割位置（图 11b）。BARTH 等[32]通过估计主茎和果实之间的角度来确定采摘机器人对甜椒果柄的抓取姿态，相对于以固定的水平姿态夹持，采摘成功率显著提升。



(a) 草莓形态扫描



(b) 甜椒表面法向量

图 11　基于果实形态的果柄夹持决策

Fig. 11　Peduncle grasping decision based on fruit morphology

上述研究综合考虑茎秆、果柄和果实等空间姿态关系，基于空间几何关系设定采摘执行机构的操作姿态，减少了碰撞操作风险，显著提升了采摘成功率。然而受限于机械臂操作空间的可达性，对于姿态各异采摘目标，采摘机械臂通常难以保证以确定的姿态关系夹持果实或者果柄。强化学习的试错决策机制[61]，对于拟合复杂决策规则具有独特优势，同时具备学习人工操作技能的经验回放训练模式。LI 等[9]引入 HER－SAC 强化学习模型对番茄果串采摘操作姿态进行决策（图 12），采用 6 自由度关节型机械臂与果柄夹持采摘执行机构，相对于上述基于确定位姿关系进行采摘姿态决策，采摘成功率从 28.2% 提高至 85.5%。为了实现狭窄作业空间内番茄果串避障柔顺收集，ZHANG 等[62]通过改进 DDPG 强化学习决策模型，以人工收集果串的运动轨迹数据进行经验回访，使得采摘机械臂具备兼顾避障和柔顺运动能力。

综上所述，随着立体视觉和深度学习技术发展，

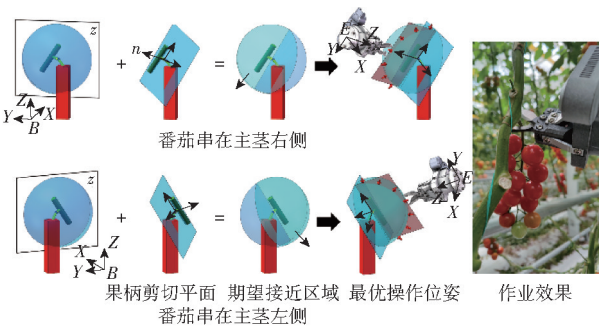


图 12　番茄果柄避障夹持决策

Fig. 12　Obstacle-aware tomato peduncle grasping decision

对于不同形态果实采摘操作姿态决策方法研究由单一果实视觉信息向茎叶果多目标信息发展、由传统形态学算法向智能决策模型发展。采摘机器人避障操作决策技术应用对比如表 2 所示。

表 2 采摘机器人避障操作决策技术应用对比

Tab. 2 Comparison of obstacle-avoidance decision technologies for harvesting robots

采摘对象	操作决策原理	算法模型	应用效果
草莓	根据草莓果实区域检测框倾角确定果柄夹持姿态	R-YOLO(改进 YOLO v3,融合 MobileNet-V1)识别果实检测框倾角	综合采摘成功率 84.35%[53]
	根据草莓果实表面点云特征估计果柄位姿	采用红外测距传感器扫描果实确定果实空间姿态	部分遮挡草莓采摘成功率 75%~100%[59]
		YOLO v3 识别果实区域,分割果实点云,根据果实像素形态特征确定是否被遮挡,并确定采摘操作点	部分遮挡采摘操作点识别 92.6%[58]
番茄果串	直接分割果柄像素,确定采摘操作姿态	YOLACT 分割模型与形态学算法确定果柄操作姿态	图像坐标位误差 3 像素,深度误差 ±4 mm,剪切角误差 ±6°[57]
	根据果串、果柄及主茎空间姿态确定最优果柄夹持姿态	HER-SAC 强化学习模型确定果柄避障操作姿态	综合采摘成功率 85.5%[9]
苹果	根据果实表面点云确定果实球体采摘接近方向	采用改进 PointNet 网络获取苹果果实可见区域采摘接近方向	综合采摘成功率 70%~85%[78]
		采用随机采样一致性算法(RANSAC)拟合苹果球体质心与果实图像中心连线确定采摘接近方向	局部遮挡果实采摘成功率 40.4%[51]

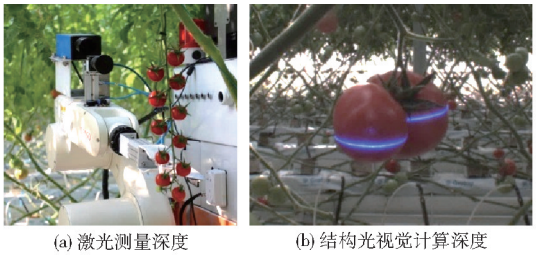
3 避障采摘伺服控制

3.1 感知-执行分层伺服控制

采摘机器人伺服控制的主要目标在于建立视觉传感器中的采摘目标位姿信息与采摘执行机构空间位姿关系。目前,采摘机器人主要采用感知-执行分层式伺服控制[63],即通过视觉传感器测量得到果实空间位姿后,将其转化到采摘臂作业坐标系,据此机械臂操作末端执行器进行采摘。鉴于采摘执行机构接近果实过程中通常会形成视觉传感器的遮挡,基于采摘目标空间位姿的开环伺服控制是采摘机器人广泛采用的伺服控制模式。根据机器人视觉伺服控制获取信息形式,可分为基于二维图像信息的图像伺服控制(IBVS)和基于立体定位信息的位置伺服控制(PBVS)两种模式。根据视觉传感器与机械臂安装关系,可分为眼在手中(Eye-in-Hand)和眼在手外(Eye-to-Hand)。

3.1.1 基于图像信息的伺服控制

IBVS 模式直接利用目标的图像特征(如颜色、轮廓、质心或纹理)作为采摘执行机构操作控制依据,通常需要配合额外的传感器来测量目标立体位姿,包括光电位置传感器[64]、红外传感器[65]和触觉传感器[66]。为了克服采摘目标在双目相机中遮挡差异而难以匹配的问题,FENG 等[67-68]采用单个相机与激光传感器(图 13a)或者结构光(图 13b)组合对番茄果实进行识别和定位,实时计算番茄中心与视场中心之间的偏差,机械臂动态调整相机光轴与果实中心对齐后,激光测距传感器被触发获得果实深度信息。AHLIN 等[69]通过利用多视角图像匹配实现单一视角受遮挡目标关键特征点的空间定位,作为采摘机械臂伺服控制的依据。



(a) 激光测量深度 (b) 结构光视觉计算深度

图 13 基于二维图像信息的伺服控制

Fig. 13 Servo control based on 2D image information

3.1.2 基于位置信息的伺服控制

PBVS 模式通常采用深度相机、双目相机或者激光雷达测量采摘目标的空间位姿,作为采摘执行机构操作控制依据。以末端执行器夹持点位置偏移为参考目标,BARTH 等[70]将眼在手上(Eye-in-Hand)的手眼结构应用于甜椒采摘机器人,通过机械臂操作相机在接近果实过程中多次获取目标位置,克服传统单次识别定位模式对动态作业的局限性,实时补偿因机械臂运动误差或外部扰动造成的相对位置偏差。并且提出了最佳视点策略,当机器人视线被叶片遮挡时,机械臂主动调整末端姿态,寻找无遮挡的观测角度实现主动避障感知。考虑到机械臂动态接近采摘目标引起的图像帧间抖动,PARK 等[71]构建了高效低延迟的视觉伺服系统,从而规避因动态误差引发的碰撞风险。在图像预处理阶段采用基于傅里叶谱的带阻滤波器增强图像清晰度,并基于点云直方图特征对果柄切割点快速检测和定

位；根据采摘操作目标位姿偏差与机械臂关节角的映射关系(图 14)，以末端执行器空间位姿为参考目标，构建了 6 自由度鲁棒视觉伺服控制模型(6DRVS)，对黄瓜成功采摘率提高到了 82.22%。针对末端执行器接近过程中果实进入视觉盲区而无法持续感知目标的问题，COSTANZO 等[72]提出了视觉开环与力觉闭环的混合解耦控制模式(图 15)。当机械臂到达位置并闭合夹爪后，机器人进入实时反馈模式，根据触觉传感器测量的切向力和扭矩动态调整法向夹持力，确保果实的稳定抓取，有效提高了单一视觉定位对奇异形态果实夹持定位的适应性。

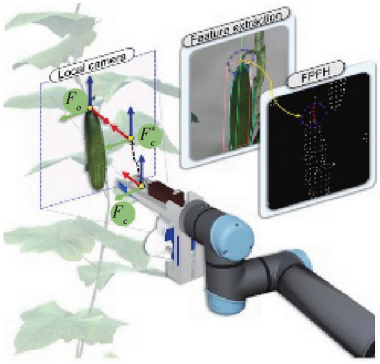


图 14　位置伺服控制

Fig. 14　Position-based servo control

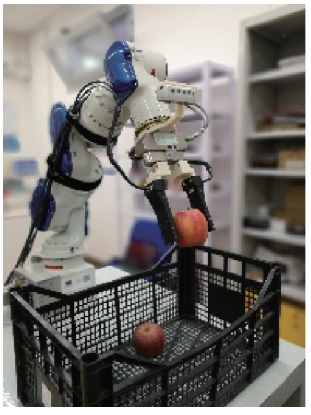


图 15　位置与接触力组合的伺服控制

Fig. 15　Hybrid position-force servo control

3.1.3　远近景组合的伺服控制

除了上述眼在手中(Eye-in-Hand)视觉伺服单元，远近景组合的手眼伺服模式还包括眼在手外(Eye-to-Hand)单元，从而兼顾采摘机器人目标全局和局部作业任务的控制需要。MEHTA 等[73]提出基于运动解耦的混合视觉伺服避障控制框架，将机械臂控制任务分解为姿态锁定与位置避障两个环节。根据远景信息优先消除末端相机光轴与目标果实质心的旋转偏差，确保采摘机构在接近过程中保持正对目标的姿态，从而使其以最小扫掠空间穿过目标与障碍物间隙。在姿态受约束的前提下，引入障碍物斥力势场与目标引力场，规划最优进给速度矢量。机器人在维持最佳视觉观测与作业姿态的同时，枝叶碰撞冲击风险降低了约 30%。在此基础上，针对柑橘采摘动态扰动造成定位偏差的问题，MEHTA 等[74]进一步将远近景组合伺服系统应用于动态采摘作业控制(图 16)，远景固定相机实时生成果实分布地图。在此基础上通过构造合适的 Lyapunov 函数，使果实稳定处于手眼相机视野，避免因果实运动导致的视野丢失。近景相机直接补偿局部特定果实运动的偏差，而无需进行目标动态跟踪，对于自然风扰动下采摘末端执行器定位误差为 5 mm。同时基于远景相机的感知信息，机械臂可以避开大型树干而进行局部采摘操作。

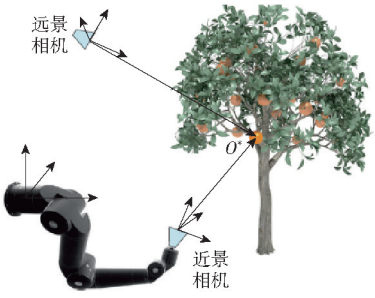


图 16　远近景组合伺服控制

Fig. 16　Near-disclose hybrid servo control

针对近景相机光轴与采摘手爪中心偏差大而影响近景感知范围的问题，KOE 等[75]将近景微型 RGB 相机嵌入气动夹爪中心(图 17)，提出了远景规划-近景局部伺服的分层控制架构。根据远景信息到达果实附近后，通过视觉伺服闭环控制动态修正机械臂姿态，直至果实占据近景相机视场比例达到阈值(表示果实已处于夹持机构内)。



图 17　眼在手中闭环控制

Fig. 17　Eye-in-Hand servo control

为了进一步扩展远景相机的感知能力，LENZ 等[76]构建了具有 1 个感知机械臂和 2 个作业臂的甜椒采摘机器人系统(图 18)，感知臂通过视觉伺服算法实时锁定目标果实，并在作业臂接近过程中不断调整视角，修正由叶片遮挡造成的定位误差。在剪切果柄时，作业臂利用末端力矩传感器进行阻抗控制。如果剪刀切到了硬的主茎(非果柄)，系统可

及时停止或调整以保证实现安全作业。通过远景主动感知和多臂协作,系统对果实的探测率和可达率都超过 90%。

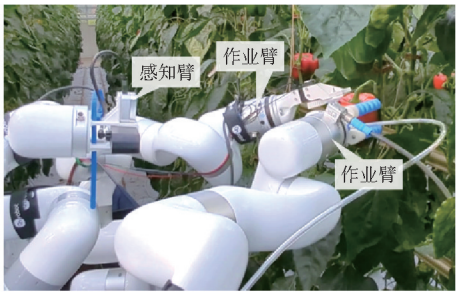


图 18 基于动态远景视角的伺服控制

Fig. 18 Dynamic far-view servo control

3.2 端到端的伺服控制

为了克服分层式伺服控制模式对于手眼标定精度的依赖,基于图像信息的端到端伺服控制模式,可实现图像数据与采摘执行机构控制数据的直接映射,近年来逐渐被用于采摘机器人。针对分层伺服模式依赖手眼标定精度的问题,LI 等[77]将无标定视觉伺服控制模型应用于苹果采摘机器人,根据采摘执行器接近果实过程中目标二维特征的动态变化,估计执行机构与目标的位姿偏差,从而无需标定传统采摘机器人手眼关系。为了精确拟合果实采摘操作姿态要求,通过改进 PointNet 点云分割网络,KANG 等[78]提出了具备苹果采摘姿态感知能力的深度学习模型,直接输出苹果采摘末端执行器接近果实的方向向量(图 19),以避免与枝叶的碰撞且无需对障碍进行识别。

为了提高采摘机器人对动态采摘目标扰动的适应性,XIONG 等[79]引入单摆振动力学模型以拟合荔枝果粒扰动轨迹。根据连续帧图像中果实位置估计其最低势能点,作为扰动结束的稳态位姿,进而

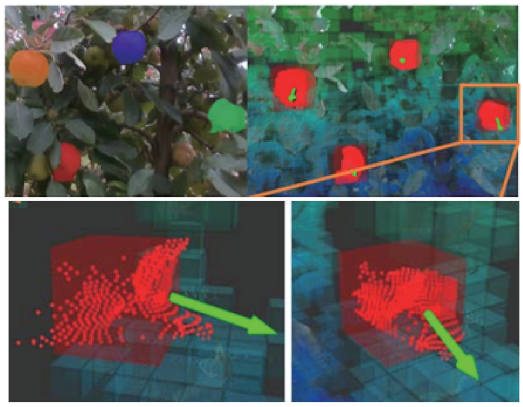


图 19 基于果实表面点云的采摘操作控制

Fig. 19 Point-cloud-based harvesting control

控制机械臂进行等待捕获,将轻微扰动果实的采摘成功率提高至 86.7%。在此技术上,为了模拟人工避障作业技能,LAURETTI 等[80]引入动态运动基元(DMP)算法,模仿人工操作轨迹曲线和速度变化,生成的轨迹最大位置误差为 8 mm。该研究赋予了采摘机器人“肌肉记忆”,使其动作比传统规划算法更具适应性和柔顺性。

针对采摘机器人自动清理障碍的需求,SUBEDI 等[81]引入非对称 Actor - Critic 强化学习机制,以果实受遮挡图像为输入,通过融合果实先验形态与力学特征信息,直接输出机械臂末端位姿增量,通过末端执行器推开叶片障碍。该研究展示出深度强化学习端到端模型在应对环境不确定性和零样本训练部署方面的独特优势。

总之,鉴于丛生枝叶间采摘机器人避障操作的精准性和鲁棒性要求,与传统视觉伺服技术相比,融合多源感知信息的智能控制可以充分解析采摘操作状态,并实现柔顺运动控制,是未来采摘机器人高效精准作业的重要技术支撑。采摘机器人避障控制技术应用对比如表 3 所示。

表 3 采摘机器人避障控制技术应用对比

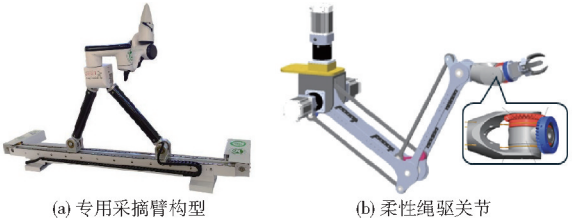
Tab. 3 Comparison of obstacle-avoidance control technologies for harvesting robots

采摘对象	伺服控制模式	传感器	应用效果
苹果	IBVS,Eye-in-Hand	彩色 CCD 相机 + 辅助传感器(红外传感器、压力传感器、碰撞传感器、霍尔传感器)	遇到障碍物停止作业,避障采摘成功率 77%[64]
		单目相机 + 辅助传感器(指尖压力传感器、IMU、腕部力/扭矩传感器、手指编码器)	通过力反馈判断果实夹持状态,多模态传感实现采摘过程的力反馈和状态感知,采摘成功率 60%[66]
樱桃番茄	IBVS,Eye-in-Hand	单目相机 + 辅助激光传感器	采摘成功率 83%[67]
	PBVS,Eye-in-Hand 与 Eye-to-Hand 组合	RGB - D 远景相机单目末端相机嵌入采摘手爪中心	采摘成功率 85.0%[75]
黄瓜	PBVS,Eye-in-Hand	一组 RGB - D 深度相机兼顾远近景信息获取	采摘成功率 82.2%[71]
甜椒	PBVS,Eye-in-Hand 与 Eye-to-Hand 组合	机械臂操作两组 RGBD 立体相机第三视角为另外两组机械臂运动控制提供依据	采摘成功率 83.33%,避障成功率超 90%[76]

4　避障采摘执行机构

4.1　避障采摘机械臂

采摘机械臂作为末端执行器的操作定位部件，其对于采摘操作路径和姿态需求的适配性，是避障感知操作的硬件保障。设计满足避障采摘操作要求的采摘机械臂，是采摘机器人构型优化的重要内容。为了防止苹果采摘机械臂与枝干的碰撞，ZHAO 等[64]在机械臂小臂及末端执行器上布置碰撞传感器(力敏电阻)，实现对障碍物的感知，以控制机械臂姿态实现对枝干的避让。丁加军等[82]在采摘机械臂末端上左右 3 面布置弹性碰撞片和微动开关，当机械臂与果蔬枝干接触力度达到阈值则停止运行。针对番茄果串避障采摘操作要求，PENG 等[83]提出了一种面向避障采摘的机械臂结构参数优化方法。根据人工采摘操作规范，将采摘手爪中心轴线与果柄方向夹角限定在 60° ~ 120°，引入无碰撞采摘工作空间概念，以采摘可达性最大化和机械臂结构紧凑性最小化为双目标，对采摘臂关键连杆长度参数进行优化，以较紧凑的机械臂构型达到 92.88% 的避障采摘空间，实现避障运动和结构紧凑的多目标优化设计。针对高架草莓避障采摘需求，CHEN 等[84]设计了以两组滑动铰链为支撑的“劈叉”构型机械臂，保障采摘执行器以垂直向上的路径无碰撞接近果实，并且具备较大的作业空间(图 20a)。在分析统计苹果树干生长姿态的基础上，ZHAO 等[85]设计了双平行连杆结构的 5 自由度冗余机械臂，提出采摘姿态评价函数量化表征机械臂形态与树干的碰撞风险，并通过控制末端绳索驱动关节角度(图 20b)，调整执行机构接近果实的姿态(向上采摘 43°和向下采摘 49°)，减少不同区域果实的碰撞风险。据山区柑橘树形特点，CHENG 等[86]采用自由度 PPRP 轻量采摘臂，并将末端 3 个关节等效为平面冗余关节链，用快速几何判别式判断采摘臂与树枝干涉状态，通过规划冗余关节的运动次序和角度实现树干避让。



(a) 专用采摘臂构型　　(b) 柔性绳驱关节

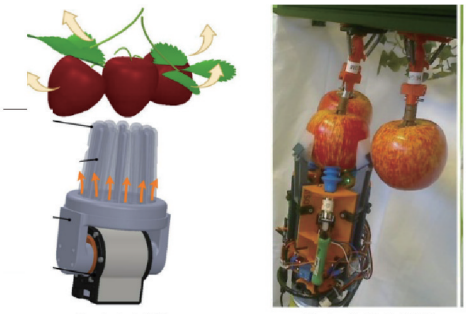
图 20　避障机械臂

Fig. 20　Obstacle-avoidance robotic arm

4.2　避障采摘末端执行器

采摘末端执行器是实现果实夹持和分离的最终执行机构，防止临近粘连果实和枝叶对采摘操作的干扰，是其避障操作构型设计和作业控制的重要需求。

首先，通过增加辅助机构将采摘目标从周围枝叶中分离出来，是采摘执行机构避障操作的主要途径。针对稠密簇生草莓采摘机构与相邻果实和枝叶干涉的问题，YANG 等[87]在柔性“吞咽”采摘内腔内设置高压脉冲气流(图 21a)。在接近簇生果实过程中，以目标果实为中心，自下向上喷射 160 kPa 脉冲气流，将其与遮挡叶片与邻果分离后进行采收，叶片/小果/簇生障碍的采收成功率分别由 88%、81%、59% 提高至 96%、88%、73%。针对蓝莓簇生密集难以进行采摘操作的问题，LI 等[88]研究了用于簇生蓝莓分离喷气力学机理，通过对双环气流驱动蓝莓果柄弯曲过程进行流固耦合仿真，实现喷雾器机构孔径、朝向以及气流压力等关键参数优化，使得簇生蓝莓分离间隙达到 4.71 mm 以上。针对密集大型果实粘连难以夹持分离的问题，VELASQUEZ 等[89]设计了具有气吸捕获-伸缩夹持组合的苹果采摘机构(图 21b)。当采摘末端执行器接近果实后，先通过 3 个阵列分布的波纹吸盘对目标果实进行捕获固定，然后伸缩手爪对果实进行夹持，手指伸出过程中其外侧楔形机构将障碍物与果实拨离，采摘成功率提升至 81%。



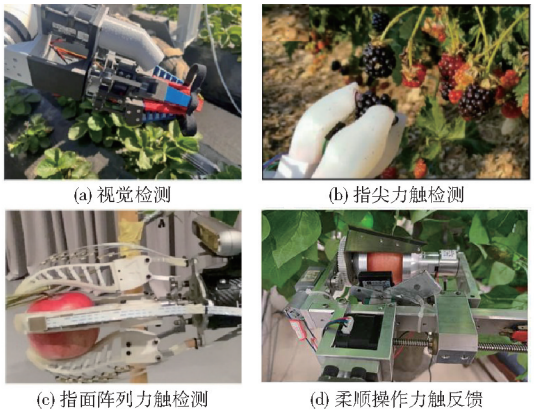
(a) 吹气清障　　(b) 气吸捕获清障

图 21　避障采摘末端执行器

Fig. 21　Obstacle-avoidance end-effector

其次，通过在执行机构增加传感器以实时判断是否将枝叶障碍纳入采摘执行器，以从感知-控制层面解决避障操作问题。HE 等[90]设计了一种具有双风道喷气装置的草莓采摘执行器，根据视觉系统对果实遮挡状态的判断(图 22a)，控制执行机构风道喷气方向，主动吹散遮挡叶片，在不接触果实的情况下消除运动干涉。对于垄作栽培草莓采摘成功率由 58.1% 提高至 73.9%。针对黑莓采摘执行机构柔性夹持和枝蔓碰撞检测的需要，GUNDERMAN 等[91]设计了肌腱式驱动的硅胶柔性手指，确保指尖接触压力 0.50 ~ 1.45 N 范围内的柔性夹持操作(图 22b)，实现与障碍物的“接触即让”的被动避障

操作,通过机构设计与操作控制协同降低采摘干涉风险。为了及时感知枝干和叶片等进入采摘手爪而影响采摘效果,ZHOU 等[92]设计了一种具有阵列压敏电阻触觉传感器的苹果采摘手爪(图 22c),通过训练一个轻量级 CNN 网络,根据传感器反馈信息把抓取状态识别为抓空、抓果、障碍干涉、枝叶混入等 4 种情况,以及时排除障碍物与采摘机构的干涉情况,提高采摘机器人操作的安全性。为了辨识和防止苹果采摘碰撞与刚性夹持,根据采摘末端执行器力触传感器反馈(图 22d),YU 等[93]引入深度确定性策略梯度(DDPG)算法,以当前的力误差、位置误差作为状态输入,通过强化学习模型训练,实时输出阻抗控制器中的阻尼参数,将刚性接触转化为柔性软接触,防止作业障碍物的刚性碰撞。相比传统位置控制和固定阻抗控制,DDPG 控制下的峰值接触力从 4.49 N 降低至 4.18 N。



(a) 视觉检测 (b) 指尖力触检测 (c) 指面阵列力触检测 (d) 柔顺操作力触反馈

图 22 采摘碰撞检测

Fig. 22 Harvesting collision detection

4.3 多执行机构协同避障

鉴于上述执行机构上增加辅助感知和执行部件进行避障操作,受限于采摘机构主体任务状态,清障机构通常难以主动精准分离采摘目标与障碍物。因此,通过独立的采摘执行机构与清障机构进行协同作业,将进一步提高避障采摘操作的可靠性。针对自然垂直生长状态葡萄串果柄与藤蔓贴合难以夹持操作的问题,STARVRIDIS 等[94]采用两组机械臂分别进行果串夹持分离和果柄切割(图 23a),将采摘成功率提高 1 倍,达到 72%。其中一组机械臂末端安装果串夹持分离执行器,通过力/位混合控制沿果柄方向将果串柔顺拉伸,将其从藤蔓附近拉拽分离,保障果柄区域达到足够操作空间;另一组机械臂末端安装剪切装置和视觉传感器,实时感知果串和果柄空间位姿,并调整自主姿态以剪断果柄完成采摘。针对茂密叶片遮挡荔枝果实/果柄难以感知和操作的问题,WANG 等[95]设计了独立的喷气清障装置与采摘机械臂进行协同作业,提高采摘机器人作业成功率。采摘系统由 6 自由度机械臂和 2 自由度气吹喷枪清障机构组成。视觉单元判断果柄剪切位姿受到叶片遮挡时,则触发喷枪进行对靶清障后,采摘机械臂再次进行识别和采摘操作。针对茄子果实受到叶片大面积遮挡而无法采摘的问题,SEPÚLVEDA 等[96]提出两组关节型机械臂进行协同避障采摘(图 23b)。当视场茄子目标均无遮挡时,两组机械臂并行进行采摘操作,且保持各自采摘目标相距足够空间距离避免机械臂碰撞;当视场种茄子目标受到遮挡时,其中一组机械臂进行清障作业,将叶片沿着被遮挡目标中心轴线方向向上推开,直到其果柄切割位置被机器人视觉单元识别。



(a) 果串姿态调整避障 (b) 拨除叶片避障

图 23 多执行器协同避障

Fig. 23 Multi-actuator cooperative obstacle avoidance

5 技术挑战与趋势展望

5.1 技术挑战

(1)非结构环境下果实-茎秆-叶片难以充分感知与精准定位

果蔬采摘目标以枝干为支撑,分布于植株不同区域,对果实目标的探测范围和效率直接决定机器人作业效果。融合多视角和多尺度视场下图像信息,是提升采摘机器人感知范围和效率的有效途径。首先,当前针对农业丛生目标视觉探测研究,主要以固定视角和尺度下的被动探测方式为主,结合目标群体分布特征的主动搜索探测方面研究较少,限制了采摘机器人有效作业范围。其次,受限于视觉传感器对非结构环境的感知性能和机器人边缘控制器运算能力,当前避障感知主要针对采摘目标可见区域进行识别测量,对于枝叶障碍的感知和重建依然较少,存在机器人避障决策依据不足的问题。最后,采摘过程中由于枝干受到外力而摆动,使得果实空间位姿发生动态偏移。特别是对于多臂采摘机器人,某个机械臂的采摘操作通常引起其他机械臂采摘目标的晃动。目前,对于采摘机器人动态采摘作业的感知方法研究较少,通常假定目标位姿是静止不动的,据此引导采摘手爪对果实进行夹持操作。对于存在随枝干晃动的果实,可能会存在较大的定位误差,甚至采摘失败。因此,感知范围小、效率低、

障碍信息缺失以及动态作业扰动，是采摘机器人避障感知面临的重要技术难点。

（2）自然生长形态枝叶间难以实现无碰撞安全操作

自然生长形态果实与枝叶随机分布、交错遮挡，对于其各自精确定位和无碰撞柔顺操作是保证可靠采摘的重要前提。实现无碰撞操作需要解决两个核心问题：目标物体因遮挡导致的感知信息缺失问题；机械臂在复杂环境中的路径规划问题。机器人不仅需要确保末端执行器精确到达目标位置，还必须实现机械臂各关节与周围环境的无碰撞运动，以避免对植株、果实以及机器人本身造成损伤。然而对于立体生长形态的植株，采摘机器人通常只能从单侧获取果实和枝干的色彩和深度信息，而无法全面获得其四周立体形态特征。由于密集枝叶间避障路径规划缺乏充分有效约束，人工势场、随机采样和启发式搜索等路径规划算法运算复杂、结果收敛慢。现有避障算法通常将障碍物设想为刚性物体，并对其进行严苛的绕行避障，以保证不与机械臂末端及本体发生碰撞，对机械构型复杂度和控制精度要求很高。因此，对于果树树冠内密集的枝叶柔性障碍，传统刚性障碍物避障路径规划方法通常难以形成有效连续避障路径。

（3）人工复杂操作技能难以精准复现

对于传统以人为主体的采摘操作，在果实和枝叶间操作运动规划是长期训练形成的优化技能。这类技能并非简单的规则或固定动作序列，而是融合了视觉感知、经验判断与即时反馈的综合结果，具有显著的情境依赖性和个体差异性。将这类高度经验化的人工技能复现到采摘机器人系统中面临诸多挑战。首先，人工采摘依赖的感知信息具有多模态和连续性特征，包括视觉、触觉甚至力觉的协同作用，而现有机器人感知系统在遮挡环境下对果实、枝条和叶片的精细感知能力仍然有限，难以准确重建真实作业场景的三维结构。其次，人类在复杂枝叶间的运动规划往往基于模糊规则和经验直觉，可在极短时间内完成多方案权衡，而机器人运动规划通常依赖明确的几何模型和约束条件，在高维、强约束、动态变化的作业环境中容易陷入计算复杂度高、可行解稀疏或规划结果不鲁棒的问题。即便借助示教或学习方法获取人工示范数据，依然面临示范质量不一致、泛化能力不足以及场景迁移困难等瓶颈。通过学习和复现人类技能，实现采摘机器人在果实与枝叶间运动规划与操作控制，是当前从自动化采摘迈向高智能采摘亟需突破的核心难题。

5.2　趋势展望

（1）由视觉到动作的端到端决策控制

端到端控制策略[97]利用深度学习或强化学习模型直接将视觉信号映射为控制命令，为农业机器人操作提供了创新性解决方案。该策略通过摒弃传统“感知—建模—规划—控制”分层范式，有效解决了动态环境下手眼关系变化带来的技术难题，在医疗[98]和太空[99]机器人领域广泛应用。通过深度学习或强化学习框架，将多模态感知信息（如 RGB、深度、点云及力觉反馈）直接映射为机械臂或末端执行器的控制指令，有望在复杂枝叶遮挡、目标分布不规则以及环境不确定性显著的条件下，实现更具适应性的避障运动与采摘操作。相较于依赖精确环境建模的传统方法，端到端模型能够通过大规模数据或交互式学习隐式地捕获果实、枝条与机械结构之间的空间约束和操作经验，在一定程度上复现人工采摘中的直觉式决策过程。

端到端决策模型应用于避障采摘的优势为：目标驱动下对噪声和不完备信息进行隐式容错，可缓解由感知误差传递引起的规划失败问题，提高系统在高遮挡场景下的鲁棒性；结合模仿学习或人机协同示教，有望将人工采摘中的隐性经验转化为可学习的策略表示，降低对精确物理模型和复杂约束求解的依赖。

（2）具身智能技术支撑人-机技能学习与迁移

目前，将多臂协同与强化学习决策应用于工业[100]和服务[101]机器人，已初步展示出良好的高效性和适应性。以人工技能学习与传递为核心理念的具身智能技术，强调智能体通过身体与环境的持续交互获得认知和决策能力，为避障采摘作业技能人-机传递提供了重要的技术支撑。引入基于具身智能的人工技能学习机制，有助于突破传统分层架构在避障操作中的局限。通过模仿学习、示教再现或强化学习等[102]方式，机器人可以直接从人类示范数据或交互过程中学习在枝叶密集环境中的避障策略，将复杂的空间约束、动作顺序和操作经验以策略形式进行编码。这种方式避免了对环境进行精细建模和对规则进行人工设计，使机器人能够在高维、动态场景中形成更具适应性的运动决策能力。同时，具身智能框架强调感知、决策与执行的紧密耦合，有利于实现多模态信息的协同利用。在避障采摘过程中，机器人不仅依赖视觉信息判断果实与障碍物位置，还可结合力觉或触觉反馈对枝条柔性和接触状态进行在线感知。基于交互反馈的技能传递机制，有助于提升机器人在不确定环境中的安全性与操作成功率。

将人工技能捕获学习与上述端到端模型相结合应用于避障采摘,可以克服训练数据获取成本高、策略可解释性不足以及安全性与稳定性缺乏理论保证等问题。通过引入分层技能表示、人机协同学习以及物理约束与学习策略的融合,提升具身智能在采摘机器人避障作业中的实用性与可靠性,是未来采摘机器人技术攻关的重要方向。

(3)面向机器人采摘的农业生产模式转型

优化果蔬种植模式以减少目标遮挡和碰撞风险,可显著降低采摘机器人的复杂性。首先,通过优化株距与行距、引导枝条生长方向、采用适宜的树形或棚架结构,可在保证产量与品质的前提下显著改善果实可达性,减少枝叶对机械臂运动空间的干扰,为避障规划提供更友好的作业环境。其次,传统农业作业中,修剪、疏果和整枝等环节往往依赖经验,缺乏统一、可量化的标准,导致果园结构差异较大。通过将农艺操作参数进行数字化描述,如枝条保留角度、果位分布高度范围及作业时间窗口等,可为机器人系统提供先验约束,减少对实时环境重建和复杂决策的依赖,提升整体作业效率与一致性。最后,引入宜机化生产的育种理念,将果实集中分布、枝条柔性适中、成熟同步性好等特性纳入品种选育目标。这类特性不仅有利于降低避障采摘的难度,也有助于提高端到端决策模型或自动化采摘策略的泛化能力,为规模化应用创造条件。

此外,规模化验证与示范应用是推动技术与农艺协同落地的关键环节。通过开展长期、多批次的规模化验证,可系统评估机器人在不同作业对象和环境条件下的稳定性与经济性,反向推动种植模式、作业标准与机器人设计的持续迭代。

参 考 文 献

[1] 吴传云,王建合,杨瑶,等. 我国经济作物产业发展现状与机械化趋势分析[J]. 中国农机化学报,2024,45(1):1 - 13.
WU Chuanyun, WANG Jianhe, YANG Yao, et al. Analysis of the development status and mechanization trends of economic crop industry in China[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(1): 1 - 13. (in Chinese)

[2] WIKIPEDI A. Strawberry [EB/OL]. (2025 - 10 - 04)[2026 - 01 - 03]. https://en.wikipedia.org/w/index.php? title = Strawberry&oldid = 1315107488.

[3] KAHANI A. A dream come true: the fresh fruit picking robot [EB/OL]. (2022 - 08 - 04)[2026 - 01 - 03]. https://www.agromillora.com/a-dream-come-true-the-fresh-fruit-picking-robot/.

[4] SEARL F. Meet the E-Series: the first pre-commercial robotic harvesters for gently harvest strawberries [EB/OL]. (2023 - 01 - 16)[2026 - 01 - 03]. https://www.fruitnet.com/fresh-produce-journal/robocrop/181389.article.

[5] LEICHMAN A K. World's first tomato-picking robot set to be rolled out[EB/OL]. (2019 - 09 - 18)[2026 - 01 - 03]. https://www.israel21c.org /israeli-startup-develops-first-tomato-picking-robot.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 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)

[9] 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.

[10] 陈天赐,张世昂,付根平,等. 热带水果采摘机器人研究进展综述[J]. 农业机械学报,2025,56(5):184 - 201.
CHEN Tianci, ZHANG Shiang, FU Genping, et al. Review of research progress on tropical fruit harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(5):184 - 201. (in Chinese)

[11] 赵德安,吴任迪,刘晓洋,等. 基于 YOLO 深度卷积神经网络的复杂背景下机器人采摘苹果定位[J]. 农业工程学报,2019, 35(3): 164 - 173.
ZHAO Dean, WU Rendi, LIU Xiaoyang, et al. Apple positioning based on YOLO deep convolutional neural network for picking robot in complex background[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(3): 164 - 173. (in Chinese)

[12] YAN B, FAN P, LEI X, et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLOv5[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1619.

[13] KIM S, HONG S J, RYU J, et al. Application of amodal segmentation on cucumber segmentation and occlusion recovery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107847.

[14] 林桂潮,曾文勇,徐垚,等. 基于罚函数-高斯牛顿法的冗余采摘机器人逆解方法[J]. 农业机械学报,2025,56(9): 355 - 362.
LIN Guichao, ZENG Wenyong, XU Yao, et al. Inverse kinematics solution for redundant picking robot based on penalty function and Gauss-Newton method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(9):355 -

362.（in Chinese）
[15] 梁喜凤,金超杞,倪梅娣,等. 番茄果实串采摘点位置信息获取与试验[J]. 农业工程学报,2018,34(16):163－169.
LIANG Xifeng, JIN Chaoqi, NI Meidi, et al. Acquisition and experiment on location information of picking point of tomato fruit clusters[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(16): 163－169.（in Chinese）
[16] BENAVIDES M, CANTÓN-GARBÍN M, SÁNCHEZ-MOLINA J A, et al. Automatic tomato and peduncle location system based on computer vision for use in robotized harvesting[J]. Applied Sciences, 2020, 10(17): 5887.
[17] 雷志龙,刘畅,王权. 设施番茄采摘机器人识别定位与采摘方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(7):219－226.
LEI Zhilong, LIU Chang, WANG Quan. Recognition-localization and picking methods of facility tomato picking robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(7):219－226.（in Chinese）
[18] 王明友,王达,宋卫东,等. 菇类采摘机器人研究现状和展望[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊1):1－8.
WANG Mingyou, WANG Da, SONG Weidong, et al. Current status and future prospects of mushroom harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(Supp.1):1－8.（in Chinese）
[19] CHEN J, ZHANG H, WANG Z, et al. An image restoration and detection method for picking robot based on convolutional auto-encoder[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106896.（in Chinese）
[20] 王元昊,娄欢欢,罗红品,等. 基于改进 YOLOv8 算法对被遮挡柑橘的识别与定位优化[J]. 西南大学学报(自然科学版),2025,47(2):171－183.
WANG Yuanhao, LOU Huanhuan, LUO Hongpin, et al. Optimization of identification and localization of occluded citrus based on improved YOLOv8 algorithm[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2025,47(2):171－183.（in Chinese）
[21] 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, 2022, 39(1): 69－84.
[22] GE Y, XIONG Y, FROM P J. Symmetry-based 3D shape completion for fruit localisation for harvesting robots[J]. Biosystems Engineering, 2020, 197: 188－202.
[23] JIANG H, LIU J, LEI X, et al. Multi-stage fusion of dual attention mask R－CNN and geometric filtering for fast and accurate localization of occluded apples[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025,1(16):187－205.
[24] ZHENG S, LIU Y, WENG W, et al. Tomato recognition and localization method based on improved YOLOv5n－seg model and binocular stereo vision[J]. Agronomy, 2023, 13(9): 2339.
[25] TIMPRAE W, SAGAWA T, BAAR S, et al. Tomato growth monitoring and phenological analysis using deep learning-based instance segmentation and 3D point cloud reconstruction[J]. Sustainability,2025,17(22): 10120.
[26] CHEN H, LIU S, WANG C, et al. Point cloud completion of plant leaves under occlusion conditions based on deep learning [J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0117.
[27] LIN G, TANG Y, ZOU X, et al. Three-dimensional reconstruction of guava fruits and branches using instance segmentation and geometry analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106107.
[28] 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.
[29] RYSZ M W, MEHTA S S. A risk-averse optimization appreach to human-robot collaboration in robotic fruit harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 106018.
[30] HEMMING J, RUIZENDAAL J, HOFSTEE J W, et al. Fruit detectability analysis for different camera positions in sweet-pepper[J]. Sensors, 2014,14(4):6032－6044.
[31] BAC C W, HEMMING J, VAN TUIJL B A J, et al. Performance evaluation of a harvesting robot for sweet pepper[J]. Journal of Field Robotics, 2017,34(6): 1123－1139.
[32] 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.
[33] BAC C W, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Stem localization of sweet-pepper plants using the support wire as a visual cue [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 105: 111－120.
[34] 高嘉正,李文涛,罗陈迪,等. 基于语义分割和几何分析的火龙果果实与枝条的三维重建[J]. 农业工程学报,2024,40(12):157－164.
GAO Jiazheng, LI Wentao, LUO Chendi, et al. Three-dimensional reconstruction for dragon fruits and branches using semantic segmentation and geometric analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(12): 157－164.（in Chinese）
[35] AMATYA S, KARKEE M, GONGAL A, et al. Detection of cherry tree branches with full foliage in planar architecture for automated sweet-cherry harvesting[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 3－15.
[36] LI J, TANG Y, ZOU X, et al. Detection of fruit-bearing branches and localization of litchi clusters for vision-based harvesting robots[J]. IEEE Access, 2020, 8: 117746－117758.
[37] 冯青春,王秀,刘继展,等. 基于视觉伺服的温室番茄植株主茎跟踪与测量方法[J]. 农业机械学报,2020,51(11):221－228.
FENG Qingchun, WANG Xiu, LIU Jizhan, et al. Tracking and measuring method of tomato main-stem based on visual servo

[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(11):221 - 228. (in Chinese)
[38] 刘莫尘,褚镇源,崔明诗,等. 基于改进 YOLO v8 - Pose 的红熟期草莓识别和果柄关键点检测[J/OL]. 农业机械学报, 1 - 12. [2026 - 02 - 03]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.20230911.2034.046.
LIU Mochen, ZHU Zenyuan, CUI Mingshi, et al. Red ripe strawberry recognition and stem key point detection based on improved YOLO v8 - Pose[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1 - 12[2026 - 02 - 03]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.20230911.2034.046. (in Chinese)
[39] RONG J, DAI G, WANG P. A peduncle detection method of tomato for autonomous harvesting[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(4): 2955 - 2969.
[40] LIANG C, XIONG J, ZHENG Z, et al. A visual detection method for nighttime litchi fruits and fruiting stems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 169: 105192.
[41] LI H, YIN Z, ZUO Z, et al. Precision citrus segmentation and stem picking point localization using improved YOLOv8n - seg algorithm[J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1655093.
[42] SU Y, XIONG J, TANG K, et al. Identifying guava and its fruit stem in nighttime environment based on AP - UNet[J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2025, 140: 107211.
[43] LI Y, FENG Q, LIU C, et al. MTA - YOLACT: multitask-aware network on fruit bunch identification for cherry tomato robotic harvesting[J]. European Journal of Agronomy, 2023, 146: 126812.
[44] 鲍秀兰,包有刚,马萧杰,等. 自然环境下柑橘采摘机器人避障规划研究[J]. 农业机械学报,2025,56(2):420 - 428.
BAO Xiulan, BAO Yougang, MA Xiaojie, et al. Obstacle avoidance planning of citrus picking robot in natural environment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(2):420 - 428. (in Chinese)
[45] XU X, ZHOYA M. Path planning in multi-AGVs using a modified A-star algorithm[J]. Int. J. Innov. Educ. Res., 2020, 8(5): 273 - 282.
[46] LAN Y. An improved rapidly-exploring random tree algorithm for formation path planning of multiple robots[J]. Electronics, 2024,9(11):1897.
[47] YAO Q, ZHENG Z, QI L, et al. Path planning method with improved artificial potential field—a reinforcement learning perspective[J]. IEEE Access, 2020, 8: 135513 - 135523.
[48] BAC C W, ROORDA T, RESHEF R, et al. Analysis of a motion planning problem for sweet-pepper harvesting in a dense obstacle environment[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 85 - 97.
[49] 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.
[50] LIU C, FENG Q, TANG Z, et al. Motion planning of the citrus-picking manipulator based on the TO - RRT algorithm[J]. Agriculture, 2022, 12(5): 581.
[51] 江自真,周俊,韩宏琪,等. 基于 RANSAC 拟合点云去噪的苹果采摘位姿构建方法[J]. 农业机械学报,2024,55(10): 72 - 81.
JIANG Zizhen, ZHOU Jun, HAN Hongqi, et al. Apple picking pose establishment based on filtering point-cloud noise by RANSAC fitting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(10):72 - 81. (in Chinese)
[52] LIN G, TANG Y, ZOU X, et al. Guava detection and pose estimation using a low-cost RGB - D sensor in the field[J]. Sensors, 2019, 19(2): 428.
[53] KANG H, ZHOU H, WANG X, et al. Real-time fruit recognition and grasping estimation for robotic apple harvesting[J]. Sensors, 2020, 20(19): 5670.
[54] WANG X, KANG H, ZHOU H, et al. Geometry-aware fruit grasping estimation for robotic harvesting in apple orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106716.
[55] LI T, FENG Q, QIU Q, et al. Occluded apple fruit detection and localization with a frustum-based point-cloud-processing approach for robotic harvesting[J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 482.
[56] 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)
[57] 张勤,庞月生,李彬. 基于实例分割的番茄串视觉定位与采摘姿态估算方法[J]. 农业机械学报,2023,54(10):205 - 215.
ZHANG Qin, PANG Yuesheng, LI Bin. Visual positioning and picking pose estimation of tomato clusters based on instance segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(10):205 - 215. (in Chinese)
[58] 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)
[59] 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.

[60] 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.

[61] 熊俊涛,李中行,陈淑绵,等. 基于深度强化学习的虚拟机器人采摘路径避障规划[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊2):1 – 10.
XIONG Juntao, LI Zhonghang, CHEN Shumian, et al. Obstacle avoidance planning of virtual robot picking path based on deep reinforcement learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(Supp. 2):1 – 10. (in Chinese)

[62] ZHANG Y, LI Y, FENG Q, et al. Compliant motion planning integrating human skill for robotic arm collecting tomato bunch based on improved DDPG[J]. Plants, 2025, 14(5): 634.

[63] 金玉成,高杨,刘继展,等. 采摘机器人深度视觉伺服手–眼协调规划研究[J]. 农业机械学报,2021,52(6):18 – 25,42.
JIN Yucheng, GAO Yang, LIU Jizhan, et al. Hand-eye coordination planning with deep visual servo for harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(6):18 – 25,42. (in Chinese)

[64] ZHAO D, LV J, JI W, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112 – 122.

[65] XIONG Y, FROM P J, ISLER V. Design and evaluation of a novel cable-driven gripper with perception capabilities for strawberry picking robots[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 7384 – 7391.

[66] DISCHINGER L M, CRAVETZ M, DAWES J, et al. Towards intelligent fruit picking with in-hand sensing[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2021: 3285 – 3291.

[67] FENG Q, ZOU W, FAN P, et al. Design and test of robotic harvesting system for cherry tomato[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(1): 96 – 100.

[68] 冯青春,程伟,杨庆华,等. 基于线结构光视觉的番茄重叠果实识别定位方法研究[J]. 中国农业大学学报, 2015,20(4):100 – 106.
FENG Qingchun, CHENG Wei, YANG Qinghua, et al. Identification and localization of overlapping tomatoes based on linear structured-light vision system[J]. Journal of China Agricultural University, 2015,20(4):100 – 106. (in Chinese)

[69] AHLIN K, JOFFE B, HU A P, et al. Autonomous leaf picking using deep learning and visual-servoing[J]. IFAC – PapersOnLine, 2016, 49(16): 177 – 183.

[70] BARTH R, HEMMING J, VAN HENTEN E J. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 71 – 84.

[71] PARK Y, KIM C, SON H I. Fast and stable pedicel detection for robust visual servoing to harvest shaking fruits[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108863.

[72] COSTANZO M, DE SIMONE M, FEDERICO S, et al. Enhanced 6D pose estimation for robotic fruit picking[C]//2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT). IEEE, 2023: 901 – 906.

[73] MEHTA S S, BURKS T F. Vision-based control of robotic manipulator for citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 102: 146 – 158.

[74] MEHTA S S, MACKUNIS W, BURKS T F. Robust visual servo control in the presence of fruit motion for robotic citrus harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 362 – 375.

[75] KOE K, SHAH P K, WALT B, et al. Precision harvesting in cluttered environments: integrating end effector design with dual camera perception[C]//2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2025: 13153 – 13159.

[76] LENZ C, MENON R, SCHREIBER M, et al. Hortibot: an adaptive multi-arm system for robotic horticulture of sweet peppers[C]//2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2024: 31 – 38.

[77] LI T, YU J, QIU Q, et al. Hybrid uncalibrated visual servoing control of harvesting robots with RGB – D cameras[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(3): 2729 – 2738.

[78] KANG H, ZHOU H, WANG X, et al. Real-time fruit recognition and grasping estimation for robotic apple harvesting[J]. Sensors, 2020, 20(19): 5670.

[79] XIONG J, HE Z, LIN R, et al. Visual positioning technology of picking robots for dynamic litchi clusters with disturbance[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 151: 226 – 237.

[80] LAURETTI C, TAMANTINI C, ZOMPANTI A, et al. A learning-by-demonstration approach for fruit robot-based selective harvesting[C]//2023 I – RIM Conference, 2023: 109 – 111.

[81] SUBEDI N, YANG H J, JHA D K, et al. Find the fruit: designing a zero-shot Sim2Real Deep RL planner for occlusion aware plant manipulation[J]. arXiv Preprint, arXiv:2505.16547, 2025.

[82] 丁加军, 刘桂芝, 杨文亮. 采摘机器人避障末端臂的设计与试验[J]. 农机化研究, 2013, 35(2): 81 – 84.
DING Jiajun, LIU Guizhi, YANG Wenliang. Design and testing for a obstacle avoidance end arm of picking robot[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(2): 81 – 84. (in Chinese)

[83] PENG C, FENG Q, GUO Z, et al. Structural parameter optimization of a tomato robotic harvesting arm: considering collision-free operation requirements[J]. Plants, 2024, 13(22): 3211.
[84] 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). IEEE, 2024: 3597 - 3604.
[85] ZHAO X, LIANG H, LIU Z, et al. Research on design and experiment of rear-drive apple harvesting robotic arm based on obstacle avoidance posture conditions[J]. Smart Agricultural Technology, 2025,10: 101028.
[86] 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, 2025,6(42): 2815 - 2825.
[87] 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, 2025, 11(1): 121 - 128.
[88] LI W, YIN H, LI Y, et al. Research on the jet distance enhancement device for blueberry harvesting robots based on the dual-ring model[J]. Agriculture, 2024, 14(9):1563.
[89] VELASQUEZ A, GRIMM C, DAVIDSON J R. Compact robotic gripper with tandem actuation for selective apple harvesting [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2025, 10(10): 11030 - 11037.
[90] HE Z, LIU Z, ZHOU Z, et al. Improving picking efficiency under occlusion: design, development, and field evaluation of an innovative robotic strawberry harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110684.
[91] GUNDERMAN A L, COLLINS J A, MYERS A L, et al. Tendon-driven soft robotic gripper for blackberry harvesting[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 2652 - 2659.
[92] ZHOU H, KANG H, WANG X, et al. Branch interference sensing and handling by tactile enabled robotic apple harvesting [J]. Agronomy, 2023, 13(2): 503.
[93] YU X, JI W, ZHANG H, et al. Grasping force optimization and DDPG impedance control for apple picking robot end-effector [J]. Agriculture, 2025, 15(10): 1018.
[94] STAVRIDIS S, DROUKAS L, DOULGERI Z. Bimanual grape manipulation for human-inspired robotic harvesting[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2024,4(30): 2722 - 2732.
[95] WANG C, LI C, HAN Q, et al. A performance analysis of a litchi picking robot system for actively removing obstructions, using an artificial intelligence algorithm[J]. Agronomy, 2023, 13(11): 2795.
[96] SEPÚLVEDA D, FERNÁNDEZ R, NAVAS E, et al. Robotic aubergine harvesting using dual-arm manipulation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 121889 - 121904.
[97] LI S, NGUYEN H T, CHEAH C C. A theoretical framework for end-to-end learning of deep neural networks with applications to robotics[J]. IEEE Access, 2023, 11: 21992 - 22006.
[98] NGUYEN V S, HWANG B, KIM B, et al. An end-to-end learning-based control signal prediction for autonomous robotic colonoscopy[J]. IEEE Access, 2023, 12: 1280 - 1290.
[99] WANG S, CAO Y, ZHENG X, et al. An end-to-end trajectory planning strategy for free-floating space robots[C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2021: 4236 - 4241.
[100] PAPADOPOULOS G, ANDRONAS D, KALIAKATSOS-GEORGOPOULOS D, et al. Reconfigurable manufacturing systems through intelligent workpiece handling and artificial intelligence[J]. Procedia CIRP, 2024, 128: 793 - 798.
[101] TSURUMINE Y, CUI Y, UCHIBE E, et al. Deep reinforcement learning with smooth policy update: application to robotic cloth manipulation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 112: 72 - 83.
[102] 苗中华,朱子煜,张伟,等. 具身智能农业机器人关键技术与发展趋势[J]. 农业机械学报,2025,56(9):212 - 239.
MIAO Zhonghua, ZHU Ziyu, ZHANG Wei, et al. Key technologies and development trends of embodied intelligence in agricultural robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(9): 212 - 239. (in Chinese)