

郭自良, 殷程凯, 吴玄博, 等. 水果采摘机械手关键技术研究现状与展望[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(6): 1142-1152.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2024.06.021

水果采摘机械手关键技术研究现状与展望

郭自良¹, 殷程凯¹, 吴玄博¹, 陈青^{1,2}, 王金鹏^{1,2}, 周宏平^{1,2}

(1. 南京林业大学机械电子工程学院, 江苏 南京 210037; 2. 南京林业大学林业资源高效加工利用协同创新中心, 江苏 南京 210037)

摘要: 采摘机器人的研究对推动水果产业的发展有着重要作用。采摘机械手的运动规划与其硬件结构是采摘机器人的关键技术, 影响水果采摘的效率与水果品质。本文分析了传统运动规划算法、基于生物智能的运动规划算法、基于概率采样的运动规划算法以及基于深度强化学习的运动规划算法等运动规划算法的优点和不足。同时总结了采摘机械手硬件结构的研发现状, 指出目前采摘机械手存在采摘效率低、规划算法效率低、系统成本高与采摘对象单一等问题, 对未来水果采摘机器人的研究进行了展望。本文为未来采摘机器人的研发提供了参考。

关键词: 水果采摘机器人; 机械手; 运动规划; 末端执行器

中图分类号: TP241 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2024)06-1142-11

Research status and prospect of key technologies of fruit picking manipulator

GUO Ziliang¹, YIN Chengkai¹, WU Xuanbo¹, CHEN Qing^{1,2}, WANG Jinpeng^{1,2}, ZHOU Hongping^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 2. Co-innovation Center of Efficient and Utilization of Forestry Resources, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Research on picking robots plays an important role in promoting the development of fruit industry. Motion planning and hardware structure of fruit picking manipulator are the key technologies of the picking robot, which affect the picking efficiency and fruit quality. This paper analyzed the advantages and shortcomings of motion planning algorithms such as traditional motion planning algorithm, motion planning algorithm based on biological intelligence, motion planning algorithm based on probability sampling and motion planning algorithm based on deep reinforcement learning. At the same time, the current status of research and development of the hardware structure of the picking manipulator were summarized. The problems of low picking efficiency, low planning algorithm efficiency, high system cost and single picking object were pointed out. The future research of fruit picking robot was prospected. This paper provides a reference for future research and development of picking robot.

Key words: fruit picking robot; manipulator; motion planning; end-effector

国家统计局公布的数据显示, 2022 年中国水果

产量突破 3×10^8 t^[1], 且水果产量依然呈增长趋势。目前水果的主要采摘方式仍然是人工采摘, 果园采摘的综合机械化率仅为 28.6%^[2], 采摘环节的机械化率为 3.0%。随着中国人口老龄化加重, 劳动力成本逐步上升。为降低水果采摘的人工成本、增加水果生产的市场竞争力, 研发水果采摘机器人对于水果产业发展有着重要意义^[3]。

收稿日期: 2023-07-04

基金项目: 江苏省重点研发计划项目 (BE2021016)

作者简介: 郭自良 (1998-), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为机械臂路径规划。(E-mail) gzl@njfu.edu.cn

通讯作者: 陈青, (E-mail) qchen@njfu.edu.cn

水果采摘机器人主要由视觉系统、定位导航系统、控制系统、移动平台、机械手等组成^[4]。采摘时,采摘机器人通过移动平台到达采摘位置,通过视觉系统完成水果的识别与定位,并根据果实位置信息使机械臂到达采摘位置,最后利用末端执行器完成果实的采摘。采摘时机械手利用运动规划信息到达果实位置,末端执行器完成水果的分离。机械手作为采摘机器人的关键组成部分直接影响着水果采摘的效率与水果品质^[5],机械手由硬件与软件组成,硬件为机械臂与末端执行器,软件控制机械手的运动,其中运动规划软件负责控制机械手的位姿变化。本文主要总结了水果采摘机械手运动规划与机械手硬件结构的研究现状。

1 机械手的运动规划算法

机械手的运动规划是机械手在运动规划器下,获得一条无碰撞的运动路径,其运动规划包括2个部分:路径规划与轨迹规划^[6-8]。路径规划指通过规划算法避开障碍物,保证机械手运动的可行性。轨迹规划指改变机械手运动时的速度和加速度,获得较优的路径。目前机械手的运动规划算法主要包括4类:传统运动规划算法、基于生物智能的运动规划算法、基于概率采样的运动规划算法以及基于深度强化学习的运动规划算法。概率采样运动规划算法通过碰撞检测的方式获得轨迹的节点信息,可以避免显式构造配置空间,避免维度灾难,提高规划效率,为解决路径规划问题的主流算法^[9]。

1.1 传统运动规划算法

传统运动规划算法包括基于图搜索算法与人工势场法。基于图搜索算法主要为 Dijkstra 算法和 A* 算法^[10],Dijkstra 算法由 Edsger Wybe Dijkstra 提出,主要用于二维平面内的路径规划。由于机械手的路径规划是在高维空间进行的,Dijkstra 算法并不适用于机械手路径规划。A* 为 Dijkstra 的改进算法,有效提高了路径搜索的效率,但在高维空间中的计算量依旧较大。Van Henten 等^[11]将 A* 算法应用于黄瓜采摘机械手的运动规划中,在仿真试验中规划六自由度机械臂的无碰撞运动,但存在规划时间较长、路径不平滑、效率低等问题。陈善峰等^[12]为减少计算量,提高规划效率,对采摘对象与竖直障碍物分布情况进行分析,获得机械手的终点关节角,将机械手与障碍物映射至平面内,利用 A* 算法在水

平面与垂直面内规划避障路径。仿真试验结果表明,该算法能够使机械手避开障碍物,且降低了计算量,但规划的路径不具备通用性。为提高 A* 算法的计算效率,王亮^[13]将三维空间内的采摘路径规划转化为二维平面内的路径规划,从启发函数、列表数据结构和移动代价3个方面改进 A* 算法,再将二维的路径拓展至三维。仿真试验结果表明,该算法加快了路径规划的速度,减少了路径长度,更适用于实际采摘环境。

人工势场法由 Khatib^[14]提出,根据物理学中“势场”的概念,在空间中建立人工势场,利用势场指导机器人避开障碍。人工势场法不需要对环境进行建模,规划简单,在算法上较易实现,但在路径规划时易陷入局部最小值。姬伟等^[15]结合采摘作业的环境特点,在人工势场路径规划时引入虚拟目标点,以此避免规划陷入局部最优陷阱。仿真与实验室环境的采摘试验结果均表明,该方法能够实现基本的采摘工作。针对动态非结构化环境下机械手苹果采摘路径问题,Xie 等^[16]将采摘情况分为避障采摘与非避障采摘,使用默认路径规划方法规划非避障路径,用人工势场法规划避障路径,结合果树生长环境中障碍物的特点,将二维势场拓展至三维势场。试验结果表明,基于人工势场法的采摘路径规划可以有效避开障碍物,得到的避障曲线更平滑,可实现实时准确采摘。

1.2 基于生物智能的运动规划算法

早期的轨迹规划主要是利用曲线插值函数对规划路径进行优化,如多项式插值与 B 样条曲线等。Zhang 等^[17]基于摆线轨迹算法,优化4自由度采摘机械手的运动轨迹,在仿真试验中机械手完成无碰撞高效采摘。虽然曲线插值优化能够满足基本的运动学与动力学约束,但在复杂的采摘环境中,难以得到运动学与动力学约束下的时间最优轨迹规划。近年来,基于生物智能的运动规划算法被应用于机械手的轨迹规划中,主要包括遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等。基于生物智能的运动规划算法适应性强,鲁棒性强且易于重构,但在复杂环境下运算缓慢,受环境影响大,易陷入局部最优^[18]。Ku 等^[19]为解决带电作业机械手运动规划问题,提出一种数据模型驱动混合算法(P-SAC),为平滑运动轨迹,使用六次多项式的轨迹模型与 PSO 算法对轨迹模型的参数进行优化,利用粒子群算法增强深度学习的

泛化能力。同时,为引导机械手到达目标点,Ku 等^[19]提出了一种基于区域引导的奖励函数。试验结果表明,P-SAC 算法可以减少不必要的探索,提高模型驱动类算法对环境的学习能力。针对机械手避障路径规划问题,Meng 等^[20]提出了精英平滑蚁群算法(ESACO),其改进了状态转移概率和信息素更新策略,增强了路径规划对称性和算法的收敛性,采用分段 B 样条曲线消除路径折叠点,使生成的路径更加平滑。仿真试验结果表明,ESACO 算法在不同场景下规划的路径均具有对称性优势,且机械手能够高效、高精度地执行任务。在机械手运动过程中,不仅需要考虑其运动路径长度,还需要考虑在运动过程中的时间、能量消耗等问题,实现全局优化。Cao 等^[21]提出了一种改进的多目标粒子群优化算法(GMOPSO)以优化机械手的采摘路径,该算法结合变异算子、退火因子和反馈机制等方法,在满足稳定运动、避免局部最优解、加快收敛速度的基础上提高了粒子群算法的种群多样性。对该算法进行了仿真和实际环境试验。结果表明,该算法的解集接近帕累托最优,且采摘率基本满足机器人的实际采摘要求。为解决双向快速探索随机树(Bi-RRT)算法在寻找路径时存在随机性大与收敛困难的问题,Ye 等^[22]将目标重力思想引入 Bi-RRT,通过自适应系数调整方法改变引力权重和步长参数,并对基础粒子群优化算法进行改进,引入自适应权重用于求解机械臂逆运动学,在仿真与实验室环境下进行测试,结果表明改进算法能够显著提高无碰撞路径的规划速度,且拥有更高的定位与定向精度。

1.3 基于概率采样的运动规划算法

基于概率采样的运动规划算法为路径规划提供了一个更高效的方案,更适用于高维空间的路径规划,该方法不需要对环境进行显式配置,因此有效减少了路径规划中的计算量^[23],提高了规划效率,是机械手路径规划的研究热点。目前应用于机械臂的基于概率采样的运动规划算法主要包括 RRT(快速探索随机树)算法与 PRM(概率路线图)算法。

RRT 算法是由 Lavelle^[24]提出的一种对非凸高维空间的快速搜索的算法。以起点为初始位置,重复随机在空间中生成树枝节点,当树枝节点与目标点在一定阈值范围内时结束搜索,最后从终点回溯寻找父节点,得到起点到目标点的路径。

由于 RRT 算法存在规划效率低、路径生成质量

差等问题,学者对此进行了大量研究。基于 RRT 算法的改进算法有 RRT*^[25]与 RRT-Connect^[26]算法。RRT-Connect 算法在起点与目标点同时生成节点树,节点树相互探索,直至两者相连,生成路径。RRT-Connect 算法有效提高了搜索效率,但路径质量较差。为提高 RRT 算法的路径质量,RRT* 在 RRT 的基础上增加了对节点的优化,利用代价函数选择最优父节点与最优子节点,每次迭代重新计算这条路径上每个节点的执行代价,不断优化路径。RRT* 算法是渐进最优的,随着迭代次数的增加,路径将会不断被优化,但规划时间较长。针对这些问题,Cao 等^[27]在基础 RRT 算法中添加引力向量使得 RRT 算法在搜索的过程中具有一定的方向性,能够更快寻找到路径,之后将得到的路径进行平滑处理。通过实际试验对比,发现改进算法得到的路径质量更高且路径搜索速度更快。Chen 等^[28]在 RRT-Connect 算法的基础进行了改进,引入目标偏向与自适应步长策略,加快了路径的搜索速度,采用双向剪枝优化策略与 3 次非均匀 B 样条插值方法对生成的路径进行优化。仿真对比试验结果表明,改进算法在路径规划时间与路径长度上,分别缩短了 55% 与 60%。Yang 等^[29]提出一种改进 RRT 算法,在 RRT 中引入目标概率偏移和变步长策略,在仿真试验结果中,改进的路径规划算法时间相较于原路径规划算法缩短了 70.05%,同时能够避开障碍。2014 年 Gammell 等^[30]在 RRT* 的基础上添加椭圆子集约束,提出了渐进最优 Informed-RRT* 算法,有效提高了搜索的路径质量。Wang 等^[31]在 Informed-RRT* 算法的基础上,提出了基于预采摘引导点的采摘运动规划算法(PGI-RRT*),该算法选择起始点与目标点之间的第 3 点作为预采摘引导点,在初始点、目标点和引导点之间同时生成 4 棵随机树,快速获取路径。在 PGI-RRT* 算法中,采用 P 概率抽样代替随机抽样,控制抽样的随机性,根据动态步长生成新节点,提高了 PGI-RRT* 算法探索未知空间的速度和灵活性,提高了算法的收敛速度。仿真试验结果表明,与 Informed-RRT* 相比,PGI-RRT* 算法可将查找初始路径的时间缩短 75%~86%,成功率提高 18%~32%。为降低路径规划的难度,Bac 等^[32]利用 RRT 算法对 9 自由度采摘机械臂进行路径规划,路径平滑处理后进行采摘试验,试验结果表明 RRT 显著提高了规划效率。采摘酸橙时机械手会碰撞酸

橙树叶, Nemlekar 等^[33]为优化机械手的避障路径,在 RRT* 的基础上加入人工势场,并提出 RRT*-AFP 算法,利用人工势场降低 RRT* 算法的随机性,将机械手与树叶的碰撞成本纳入路径代价。仿真试验结果表明,改进算法获得的路径成本更低,证明了改进算法的有效性。机械手的路径规划往往是在视觉信息的基础上完成的,视觉信息造成的误差会对后续的路径规划产生一定影响。荀一等^[34]提出将改进的 RRT 算法与视觉伺服系统结合,以提高机械臂的采摘效率与精度。在 RRT 算法中加入贪心思想和 B 样条曲线优化,提高随机树的扩展性和路径的平滑性,降低采样密度。使用 6 自由度机械手进行采摘试验,试验结果表明,改进的 RRT 算法采摘速度较 RRT*-Connect 提升 48.36%, 路径成本较 RRT 减少 17.14%, 采摘成功率较 RRT*-Connect 提高 2.10%, 表明改进的 RRT 算法具有较高的应用价值。水果采摘机器人通常利用单个串联机械手实施采摘任务,为提高采摘效率,可利用串并联机械臂协同工作。阳涵疆等^[35]驱动混联机械臂避开障碍物完成采摘任务,将混联机械臂分为串联机械臂与并联机械臂两个子部分,分别进行路径规划,以此降低避障路径规划的复杂度。采用遍历法构建串联机械臂关节构形空间,并利用 RRT 算法进行路径搜索,避免大量的数据计算,提高了算法的收敛速度,实验室与仿真试验结果表明该算法具有有效性。为提高机械臂抓取林果并装箱的路径规划效率与林果品质,徐妍等^[36]提出改进的 RRT-Connect 算法,在路径规划时考虑机械手的深框抓取姿态问题,提出满足环境约束的无碰撞抓取姿态计算方法,利用高斯采样策略改进 RRT-Connect 采样方法,引入自适应步长,增加路径规划的灵活性。仿真试验结果表明,与 RRT* 和 RRT-Connect 相比,改进算法的路径成本降低,运行时间缩短。

20 世纪 90 年代, Kavraki 等^[37]提出 PRM(概率路线图)算法,该算法在环境空间建立网格图,将连续的环境空间变为离散的空间,在空间中生成随机点,对所有的节点进行连接,去除有障碍物的路径后,通过图搜索算法获得从起点到终点的路径。

当规划环境复杂度提升时,PRM 规划效率将变低,为提高 PRM 的路径规划效率,Bohlin 等^[38]提出了一种概率路线图规划改进算法 Lazy-PRM,与 PRM 相比,该算法假设最初路线图中的所有节点和

边线与障碍物都互不干涉,并在路线图中搜索初始节点和目标节点之间的最短路径。再检查所有路径上的节点和边线是否与障碍物相互干涉,若与障碍物发生干涉,相应的节点和边线将被删除。若未能确定最短路径,则用新的节点和边线更新路线图,重新搜索最短路径。重复上述过程,直到得到无碰撞的路径。蔡健荣等^[39]在 PRM 中融合启发式搜索思想,对水果采摘机器人机械手进行实时规划。在 PRM 的预处理阶段,以位姿点密度为权重调整采样策略,避免无用采样,采用延迟碰撞策略节省计算成本,提高规划速度。在仿真试验中,平均规划时间 < 0.15 s, 满足实时要求。为提高传统 PRM 规划算法的效率,邹宇星等^[40]提出一种改进 PRM 算法的机械臂避障路径规划方法,将快速构型空间构建算法与 PRM 算法融合,使 PRM 算法采样点可行性检测由 3 维模型碰撞检测转化为简单的查表操作与布尔运算。在仿真试验中,较于传统 PRM 算法,改进算法的路径搜索速度提高 22.2%, 且能够实现复杂环境中的机械手无碰撞路径规划。

1.4 基于深度强化学习的运动规划算法

随着机器学习的发展,深度学习技术应用在许多领域内,取得了较好的效果^[41]。深度强化学习结合了深度学习的特征提取能力与强化学习的决策能力,近年来被广泛应用于机械手运动规划领域^[42]。以强化学习的动作决策作为分类标准,基于深度强化学习的运动规划算法可分为三类:基于策略的算法,基于价值的算法与基于演员-评论家的算法,其中基于演员-评论家的算法适用于高维连续状态空间^[43]。基于演员-评论家的算法 DDPG(深度确定性策略梯度算法),可以应用于机械手的连续动作控制,但由于机械手的采摘环境是非结构化的且较为复杂,导致模型初期训练困难,学习效率低,收敛速度慢。Liu 等^[44]针对非结构化环境下的深度强化学习学习效率低与收敛低等问题,提出了一种结合专家经验引导的强化学习策略。通过仿真试验研究专家经验占新生成样本的比例和专家经验回访频率,结果表明该方法能有效改善模型性能,提高非结构化环境下训练初期深度强化学习的学习效率。在非结构化的果园环境中采摘番石榴时,机械臂运动时与树枝障碍物会发生碰撞,为解决该问题,Lin 等^[45]提出基于深度强化学习的快速鲁棒无碰撞路径规划方法。首先采用机器人在过去采摘训练时的

状态信息来训练循环神经网络参数,然后采用深度确定性策略梯度算法(DDPG)预测无碰撞路径,在模拟环境中对机械臂进行训练,训练时对其参数进行随机化,使循环 DDPG 可以泛化至实际环境。仿真试验结果表明,循环 DDPG 算法规划路径时间为 29 ms,成功率为 90.90%。循环 DDPG 算法在效率和稳定性之间取得了较好的平衡,有较强的鲁棒性。郑嫦娥等^[46]提出 DDPG 算法的渐进空间约束分布训练策略,在模型训练过程中引入平面约束,减小网络维度,增加模型收敛速度。通过迁移学习思想,将模型从有简单障碍物的环境迁移至有复杂障碍物的环境中,提高模型在有复杂障碍物的环境中的学习与收敛速度。仿真试验结果表明,分布迁移策略对 DDPG 算法的收敛速度有较大提升。熊春源等^[47]提出一种非结构化采摘环境下的路径规划方法,将深度强化学习与人工势场法结合,使用长短期记忆(Long short-term memory, LSTM)结构对基于演员-评论家的算法进行改进。在仿真试验中,改进算法相较于原算法的路径规划成功率与收敛速度都有较大提升。为增强机械手的灵活性,汪红等^[48]在 DDPG 算法中添加人手臂运动约束,并在 DDPG 中增加自适应采样策略,对经验缓冲池中轨迹经验的优先级进行自适应动态调整,增加模型训练速度,避免算法

陷入局部最优。

综上所述,目前机械手的运动规划算法主要分为 4 类:传统运动规划算法、基于生物智能的运动规划算法、基于概率采样的运动规划算法以及基于深度强化学习的运动规划算法。其中传统规划算法在机械手上的应用较少,这主要是因为采摘机器人机械手的规划空间通常是三维,随着维度的增加,计算量将呈指数级提升,传统类算法在规划过程中计算量过大。人工势场法属局部路径规划,且算法原理简单、规划效率高,但该算法在复杂环境下易振荡和产生局部最小值。基于概率采样的运动规划算法能够有效降低运动规划计算量,成为机械手运动规划的主流算法,该算法具备概率完备性且规划原理简单,但路径质量较差。近几年,随着人工智能的发展,机器学习在许多领域崭露头角,其中深度强化学习因其强大的特征抽取与决策能力逐渐成为了机械手路径规划的研究热点,但目前仍处于实验室阶段。该算法无需对环境进行建模,适应于复杂多变的采摘环境,对机械手路径规划有较强的鲁棒性,然而,由于存在视觉技术识别精度低、算法的参数优化较为复杂且收敛性差等问题,导致其在机械手上的应用较少^[49]。各类算法的特点如表 1 所示。

表 1 运动规划算法特点

Table 1 Characteristics of motion planning algorithm

运动规划算法类型	代表算法	特点	优点	缺点
传统运动规划	A*	启发式规划	路径最优	计算量大,不适用于高维
	APF	引力与斥力	结构简单,动态规划	易振荡,出现局部最小值
基于生物智能的运动规划算法	PSO	个体极值与群体极值	前期收敛快	后期收敛慢,易陷入局部最优
	GA	种群的变异与杂交	易求出全局最优解	易求出全局最优解,与初始条件无关
	ACO	信息素分配	规划简单,鲁棒性强	效率低,收敛慢
基于概率采样的运动规划算法	RRT	单查询概率完备	应用简单,适用于高维空间	搜索时间长,随机性强
	PRM	多查询概率完备	应用简单,适用于高维空间	若采样点过少则无法寻找到路径
基于深度强化学习的运动规划算法	DDPG	具备学习能力	适用于非结构化环境	需要大量训练,收敛速度慢

A*:A* 搜索算法;APF:人工势场法;PSO:粒子群优化算法;GA:遗传算法;ACO:蚁群优化算法;RRT:快速探索随机树算法;PRM:概率路线图算法;DDPG:深度确定性策略梯度算法。

2 机械手硬件结构

机械手硬件结构是采摘机器人的关键部分,机械手主要由末端执行器与机械臂组成。机械手在执行采摘任务时,机械臂从初始位置到达采摘点位置,

由末端执行器完成水果的分离。目前中国果园大多是非结构化环境,机械臂在运动过程中需要考虑运行速度,同时需要避免与果树发生碰撞,由于不同水果质地存在差异,末端执行器的设计需考虑水果生物力学特性,以保证采摘效率和水果品质,因此对机

械手的硬件研究尤为重要。

2.1 机械臂

目前在农业采摘机器人研究领域,使用的机械臂按自由度高低可分为低自由度与高自由度两类。机械臂调整空间位姿,快速运送末端执行器到达采摘位置,同时避免与障碍物发生碰撞。

低自由度机械臂以三自由度与四自由度机械臂为主。低自由度机械臂结构相对简单,拥有较高的控制精度,响应速度快,但在复杂果园环境下的避障效果较差。且因其自由度较低,在较大的工作空间中就需要增大机构本身的尺寸。美国 Abundant Robotics 公司^[50]开发的负压吸附苹果采摘机器人,采用直角坐标三自由度机械臂,机械手的末端为筒状结构。采摘时在末端执行器中产生负压,使苹果在采摘口附近被吸附力吸附,分离苹果。在实际田间采摘时,该采摘机器人在“V”形架果园与单墙型果园进行采摘工作,平均单果采摘时间为 2 s。Williams 等^[51]研发的猕猴桃采摘机器人由 1 个载具、4 个三自由度关节型机械臂、1 个末端执行器、1 个视觉系统以及猕猴桃存储装置组成,末端执行器由适合猕猴桃形状的夹钳、驱动夹钳旋转的电机和连杆组成。田间试验环境较为空旷,采摘机器人在猕猴桃树枝下方,机械臂无需避障,采摘时机械臂只需从初始位置到达目标采摘点,控制末端执行器完成水果的采摘即可。该采摘装置采摘猕猴桃的成功率为 51.00%,平均采摘单个猕猴桃的时间为 5.5 s。假设在果实静止且无枝叶遮挡的理想采摘环境下,李国利等^[52]设计了一款多末端执行器采摘机器人,该采摘机器人使用的是三自由度直角坐标机械臂,在机械臂上有多种末端执行器;用仿真苹果树进行试验,8 次成功采摘果实 46 个,采摘成功率为 82.14%,但该采摘机器人并不适应于成簇果实的采摘。Ling 等^[53]设计的采摘机器人的机械臂为 3 自由度,每个机械臂在设计上与 SCARA(选择顺应性装配机器人手臂)机械臂相似,具有 1 个移动关节和 2 个转动关节。与其他高自由度采摘机器人相比,采用类 SCARA 机械臂的目的是简化运动规划或提供更多的规划方案。

高自由度机械臂以五自由度与六自由度为主。高自由度的机械臂拥有较大的运动空间,在复杂的果园环境中有着较强的灵活性与鲁棒性。赵德安^[54]开发了苹果采摘机器人,机械手使用的是 5 自

由度机械臂,机械臂由 1 个升降关节、3 个旋转关节与 1 个棱柱形直动关节组成,升降关节可使机械手到达不同高度。结合苹果特性,末端执行器整体设计为勺状,在勺状结构中有橡胶海绵材料与压力传感器,降低末端执行器因夹持力度过大对苹果造成的损伤。采摘苹果时利用安装在勺状结构侧面的切割器切割果柄^[55]。在实验室中,该采摘机器人的采摘成功率为 84.00%,平均单果采摘速度为 6.0 s。Hohimer 等^[56]设计的苹果采摘机器人机械手由 5 自由度关节型机械臂与三指气动末端执行器组成;末端执行器手指部分为气动柔性材料,充气膨胀后产生夹紧力;试验中苹果的采摘成功率为 67.00%,平均单果采摘到收集时间为 7.3 s。Xiong 等^[57]设计了一款草莓采摘机器人,试验场地为草莓农场,该采摘机器人使用的是工业 5 自由度串联机械臂(型号 RV-2AJ,日本三菱集团公司产品),平均单果采摘时间为 7.5 s。

综上,低自由度机械臂控制简单、易于操作、误差较低且具有较高的控制精度,但在复杂环境下无法灵活避障,且整体尺寸较大。高自由度机械臂在实际应用中更加广泛,能够实现更多复杂曲线的拟合,在复杂环境下拥有较强的鲁棒性。建议进一步研究机械臂自由度与机器人工作环境的关系,以提高采摘效率和安全性。

2.2 末端执行器

末端执行器是机械手的重要组成部分,在机械手到达采摘位置后末端执行器完成果实的采摘。按分离水果与果树的方式,末端执行器可分为夹持切割式、气吸式与夹持旋转式末端执行器。

夹持切割式末端执行器在夹持固定果实后,利用刀具剪切力实现水果的采摘,能较快完成果实与果树的分离,但容易对果实造成损伤,适用于果柄较长的水果。中国农业大学徐丽明等^[58]设计了一款脐橙采摘末端执行器,主要由连接架、夹持机构、旋转机构和吸附机构组成(图 1a),采摘时吸附机构吸附果实,气缸推动旋切结构完成果梗与果实的分离。在田间试验中通过视觉识别获得果实位置,使用该脐橙采摘末端执行器采摘果实,果实损伤率为 0,平均单果采摘时间为 1.74 s,平均采摘成功率为 92.37%。Wang 等^[59]设计了一种剪切式番茄夹持器,兼顾末端执行器的稳定性和控制结构的复杂性,采摘动作包括抓、剪切,末端主要由伸缩筒、气泵、电

磁阀、继电器和剪切装置组成。在温室试验中,该采摘机器人从识别一个成熟番茄到完成采摘约需要 15.0 s,成功率为 86.00%。付舜^[60]设计的柑橘采摘末端执行器根据柑橘生长特性采用仿蛇嘴设计,采摘时气缸推动上下刀片同时切割果梗,设计结构简易,易于实现,但在采摘时易误伤果树(图 1b)。

不同于夹持切割式末端执行器,气吸式末端执行器不需要精确定位水果的果梗位置,借助负压能够使水果与气吸式末端执行器相互靠近,实现水果与树枝分离并被收入收集箱内。气吸式末端执行器有着较高的采摘效率,但采摘果梗与树枝结合力较大或重量较大的水果时采摘效果较差,并且容易吸入树叶、树枝造成负压孔堵塞。王晓楠等^[61]设计的番茄采摘机器人有多自由度关节型机械臂与气吸式末端执行器(图 2a)。末端执行器由吸附结构、夹持

结构和旋转结构组成;吸附结构由气管、吸盘、真空发生器组成;夹持机构由气缸、套筒和气囊组成;旋转机构由电机、齿轮组成。当末端移动到目标位置时,真空发生器产生负压,吸盘吸附番茄果实,伸缩气缸伸出套筒,直至果实全部被套入套筒内,之后膨胀气囊夹紧果实表面,电机开启带动套筒旋转,实现果实与果柄分离。该番茄采摘机器人单果采摘作业时间为 24.0 s,成功率为 83.90%。Baeten 等^[62]开发的苹果采摘机器人末端执行器采用负压吸附方式采摘,末端执行器采用料斗状的吸嘴结构,避免苹果损坏,同时提供牢固的吸力(图 2b)。末端执行器内部安装有视觉照相机,当相机检测到苹果在吸嘴的工作范围内,开启负压吸附苹果,通过旋转和轻轻倾斜的动作分离苹果。该苹果采摘机器人平均 8.0~10.0 s 采摘 1 个苹果,采摘成功率约为 80.00%。



图 1 夹持切割式末端执行器

Fig.1 Clamping cutting end-effector

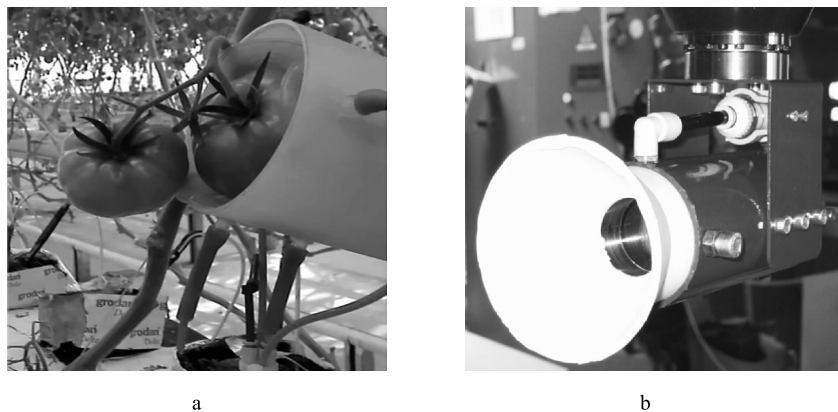


图 2 气吸式末端执行器

Fig.2 Air suction end-effector

夹持旋转式末端执行器在采摘时先固定水果,旋转机构旋转促使果梗断裂,无需精确的定位,有着

较高的鲁棒性。Bulanon 等^[63]设计的苹果采摘末端执行器(图 3a)由夹持机构与旋转机构组成,末端执

行器前端的夹持机构由双指与直流电机组成,后端的旋转机构由步进电机与传动连接件组成,采摘时夹持机构夹持苹果果梗,旋转机构使苹果旋转 120°完成采摘。在田间试验中该末端执行器的采摘成功率为 90.00%,单果平均采摘时间为 7.1 s。这种采摘方法的优点在于不会对果实造成伤害,但是在果梗较小的情况下难以操作,且双指在夹持时并不稳定。另有一种欠驱动式末端执行器,由 3 根手指组成,手指长度与正常人手指相仿,手指与底座表面都有柔软的橡胶垫,在采摘时可以增加夹持时的摩擦力^[64-67](图 3b)。启动时电机收紧肌腱牵引手指弯曲,肌腱的主要组分是高强度鱼线,欠驱动与橡胶垫

的设计使机器人采摘作业时对苹果的损伤降低。适用于采摘不同水果的末端执行器对比如表 2 所示。

气吸式末端执行器与夹持切割式末端执行器拥有较高采摘效率。夹持切割式末端执行器易损伤水果,适于果梗较长的水果。气吸式末端执行器适于果梗结合力较小、果园环境结构化的采摘,但采摘时容易吸入树叶与细小树枝等。夹持旋转末端执行器采摘速度较慢,但无需高精度视觉技术的支持,适用于多种水果的采摘,更具通用性。未来发展中末端执行器的设计需结合果实力学特性,保证采摘的水果品质,同时需结合果园环境以实现高效采摘。

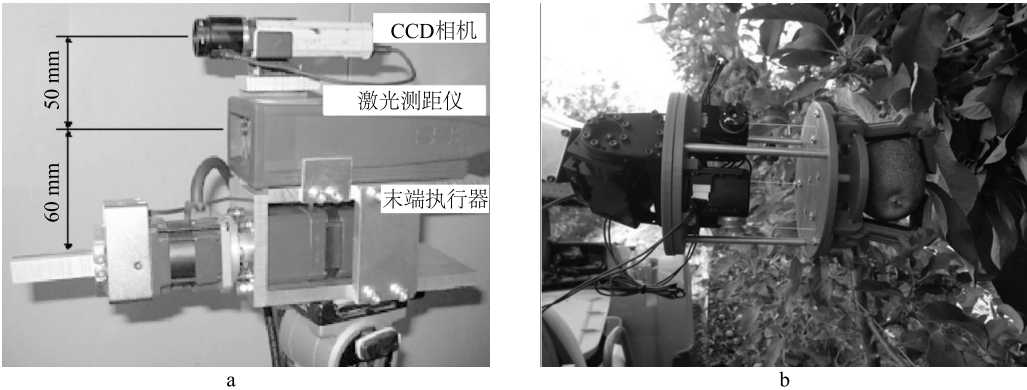


图 3 夹持旋转式末端执行器
Fig.3 Clamping rotary end-effector

表 2 适用于采摘不同水果的末端执行器

Table 2 End-effector for picking different fruits

水果	机械臂自由度	末端执行器	采摘时间(s)	采摘率(%)	参考文献
苹果	5	夹持切割式末端执行器	6.00	84.00	[54]
番茄	5	夹持切割式末端执行器	15.00	86.00	[59]
黄瓜	6	夹持切割式末端执行器	8.00	85.00	[68]
番茄	-	气吸式末端执行器	24.00	83.90	[61]
苹果	6	气吸式末端执行器	8.00~10.00	80.00	[62]
苹果	6	夹持旋转式末端执行器	6.00	84.00	[64]~[67]
脐橙	-	夹持切割式末端执行器式	1.74	92.37	[58]
猕猴桃	3	夹持旋转式末端执行器	5.50	51.00	[51]
苹果	5	夹持旋转式末端执行器	7.30	67.00	[56]
苹果	-	气吸式末端执行器	2.00	-	[50]

3 存在的问题

近年来采摘机器人研究和开发取得了长足进展,但采摘机器人机械手仍然存在许多问题,导致水

果采摘机器人难以商业化投入实际生产。目前水果采摘机械手存在的问题如下:(1)采摘效率低。采摘效率是衡量采摘机器人性能的关键指标,目前开发的机器人采摘时间较长。在硬件方面,机械手难

以快速、精准到达指定位置。在软件方面,果园环境复杂,水果识别技术还不够成熟,存在误差,同时在识别误差的基础上作出的路径规划将产生更大的误差,导致抓取失败。(2)规划算法效率低。目前在采摘过程中,机械手的路径规划需要消耗大量时间,且规划的路径质量较差,难以找到最优路径。在硬件方面,机械臂的自由度也在一定程度上限制了路径规划。(3)系统成本高。成本是限制水果采摘机械化推广的重要因素,现有采摘机械手结构复杂,仅末端设计器部分就需要涉及大量零件,硬件方面包括众多传感器,软件方面需要大量算法集成。为获得优异的性能,就需要较高的硬件成本,这并不利于采摘机器人的推广。(4)采摘对象单一。水果为季节性作物,使得采摘工作成为劳动密集型作业。目前大多数采摘机器人末端执行器针对单一水果,在采摘季后采摘机器人将被闲置,造成资源浪费和维护成本提高。

4 展望

未来采摘机器人的发展需要考虑以下几点:(1)农艺与农机相结合。果园复杂的环境会使水果采摘机器人的研发遇到困难,如机械手在运动过程中与果园中树枝发生碰撞,果实受遮挡导致识别精度低等。因此果园应根据机械臂采摘的需求作出相应改变,如结构化果园种植,降低采摘机器人的研发要求。根据果园环境合理选取机械臂自由度和合适结构的末端执行器,提高采摘作业的效率。(2)增加机器人的通用性。目前研究的采摘机器人采摘对象较为单一,在实际生产作业中水果通常具有季节性特点。许多采摘机器人只能工作较短时间,对于使用者而言维护成本较高,经济性差。增加机器人的通用性,即研发可以采摘同类型多种水果的机器人,使得机器人能够工作较长时间。(3)采摘装置轻量简洁化。目前采摘装置较为复杂,在果园环境中占有较大空间。实际复杂生产环境中,往往不具备实验室的条件,采摘装置轻量化有助于装置的移植与提高生产效率,增加装置的适应性。(4)多算法融合。目前运动规划算法有了长足发展,但仍然存在许多问题,传统规划算法由于其图搜索特性导致效率较低,并不适应于高自由度机械手的运动规划,生物智能规划算法在轨迹优化中有较好的应用。概率采样算法构建简单、参数少,不需要根据环境精

确建模,适于高维空间运动规划。深度强化学习算法拥有较强的学习能力,目前仍处于研究阶段,但其较强的鲁棒性以及动态复杂环境很好的适用性,是未来运动规划发展的重要研究对象。

5 结语

随着中国人口老龄化加剧,水果生产工作机械化迫在眉睫。本文对采摘机器人机械手路径规划和硬件结构方面的研究现状进行总结,指出目前采摘机器人机械手存在的问题有采摘效率低、规划算法效率低、系统成本高与采摘对象单一。针对这些问题提出了未来发展的相关建议,包括农艺农机相结合、增加机构的通用性、采摘装置轻量简洁化发展、多算法融合,为加速采摘机器人的商业化、水果生产作业的机械化、降低劳动力成本提供参考。

参考文献:

- [1] 张放. 2022 年我国水果产量突破 3 亿吨[J]. 中国果业信息, 2023, 40(8): 51.
- [2] 卢军, 王贤锋, 后德家. 水果采摘机器人视觉系统研究进展[J]. 湖北农业科学, 2012, 51(21): 4705-4708.
- [3] DROUKAS L, DOULGERI Z, TSAKIRIDIS N L, et al. A survey of robotic harvesting systems and enabling technologies[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2023, 107(21). DOI: org/10.1007/s10846-022-01793-z.
- [4] JIA W K, ZHANG Y, LIAN J, et al. Apple harvesting robot under information technology: a review[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3). DOI: 10.1177/1729881420925310.
- [5] 杨旭海, 周文皓, 李育峰, 等. 采摘机械臂路径规划算法研究现状综述[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(5): 161-169.
- [6] YI J H, YUAN Q N, SUN R T, et al. Path planning of a manipulator based on an improved P_RRT* algorithm[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(3): 2227-2245.
- [7] 许钧翔. 六自由度机械臂避障运动规划的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2022.
- [8] 段洁利, 王昭锐, 叶磊, 等. 水果采摘机械臂运动规划研究进展与发展趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2021, 2(2): 7-17.
- [9] 崔炜, 朱发证. 机器人导航的路径规划算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 59(19): 10-20.
- [10] 李海. 六自由度机械臂运动学及路径规划研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.
- [11] VAN HENTEN E J, HEMMING J, VAN TUIJL B A J, et al. Collision-free motion planning for a cucumber picking robot[J]. Biosystems Engineering, 2003, 86(2): 135-144.
- [12] 陈善峰, 尹建军, 王玉飞, 等. 果实采摘机械手多关节求解方法

- 与避障规划[J]. 农机化研究, 2012, 34(7): 24-28.
- [13] 王 亮. 基于深度相机的苹果采摘机器人的目标检测和路径规划算法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.
- [14] KHATIB O. Real-time obstacle avoidance system for manipulators and mobile robots[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(1): 90-98.
- [15] 姬 伟, 程凤仪, 赵德安, 等. 基于改进人工势场的苹果采摘机器人机械手避障方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 253-259.
- [16] XIE J L, ZHANG Z Y, WEI Z Y, et al. Simulation of apple picking path planning based on artificial potential field method[C]// IOP Publishing. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. Philadelphia, USA: IOP Publishing, 2019.
- [17] ZHANG S L, YUAN T, WANG D S, et al. Structure optimization and path planning of tomato picking manipulator[C]//IEEE. 9th International Symposium on Computational Intelligence and Design. Hangzhou: IEEE, 2016: 356-360.
- [18] SHI K J, HUANG L, JIANG D, et al. Path planning optimization of intelligent vehicle based on improved genetic and ant colony hybrid algorithm[J]. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 2022, 10. DOI: 10.3389/fbioe.2022.905983.
- [19] KU T, LI J, LIU J X, et al. A motion planning algorithm for live working manipulator integrating PSO and reinforcement learning driven by model and data[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10. DOI: 10.3389/fenrg.2022.957869.
- [20] MENG X L, ZHU X J. Autonomous obstacle avoidance path planning for grasping manipulator based on elite smoothing ant colony algorithm[J]. Symmetry, 2022, 14(9): 1843. DOI: org/10.3390/sym14091843.
- [21] CAO X M, YAN H S, HUANG Z Y, et al. A multi-objective particle swarm optimization for trajectory planning of fruit picking manipulator[J]. Agronomy (Basel), 2021, 11(11). DOI: org/10.3390/agronomy11112286.
- [22] YE L, DUAN J L, YANG Z, et al. Collision-free motion planning for the litchi-picking robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185(2). DOI: org/10.1016/j.compag.2021.106151.
- [23] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-based robot motion planning: a review[J]. IEEE Access, 2014, 2(1): 56-77.
- [24] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning[D]. Ames: Iowa State University, 1998.
- [25] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Optimal kinodynamic motion planning using incremental sampling-based methods[C]//IEEE. 49th IEEE Conference on Decision and Control. Atlanta: IEEE, 2010: 7681-7687.
- [26] LAVALLE S M, KUFFNER J J. Rapidly-exploring random trees: progress and prospects[J]. Algorithmic and Computational Robotics, 2001, 5: 293-308.
- [27] CAO X M, ZOU X J, JIA C Y, et al. RRT-based path planning for an intelligent litchi-picking manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 105-118.
- [28] CHEN Y Y, FU Y X, ZHANG B, et al. Path planning of the fruit tree pruning manipulator based on improved RRT-Connect algorithm[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(2): 177-188.
- [29] YANG W, WEN H Y, ZHANG Z S, et al. Obstacle avoidance path planning of manipulator based on improved RRT algorithm[C]//IEEE. 2021 International Conference on Computer, Control and Robotics. Shanghai: IEEE, 2021.
- [30] GAMMELL J D, SRINIVASA S S, BARFOOT T D, et al. Informed RRT*: optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic[C]//IEEE. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago: IEEE, 2014.
- [31] WANG Y, LIU D, ZHAO H M, et al. Rapid citrus harvesting motion planning with pre-harvesting point and quad-tree[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107348. DOI: org/10.1016/j.compag.2022.107348.
- [32] 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.
- [33] NEMLEKAR H, LIU Z, KOTHAWADE S, et al. Robotic lime picking by considering leaves as permeable obstacles[C]//IEEE. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Prague: IEEE, 2021: 3278-3284.
- [34] 荀 一, 李道政, 王 勇, 等. 基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂运动规划[J]. 农业机械学报, 2022, 54(2): 129-138.
- [35] 阳涵疆, 李立君, 高自成. 基于关节构形空间的混联采摘机械臂避障路径规划[J]. 农业工程学报, 2017, 33(4): 55-62.
- [36] 徐 妍, 刘亚秋, 刘 勋, 等. 林果抓取装箱作业机械臂运动规划仿真[J]. 林业工程学报, 2023, 8(3): 123-131.
- [37] KAVRAKI L E, SVESTKA P, LATOMBE J C, et al. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration Spaces[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12(4): 566-580.
- [38] BOHLIN R, KAVRAKI L E. Path planning using lazy PRM[C]//IEEE. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings. San Francisco: IEEE, 2000.
- [39] 蔡健荣, 赵杰文, THOMAS R, 等. 水果收获机器人避障路径规划[J]. 农业机械学报, 2007, 38(3): 102-105.
- [40] 邹宇星, 李立君, 高自成. 基于改进 PRM 的采摘机器人机械臂避障路径规划[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(1): 52-56.
- [41] 陈 青, 殷程凯, 郭自良, 等. 苹果采摘机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业工程学报, 2023, 39(4): 1-15.
- [42] 王 寅. 基于深度强化学习的机械臂路径规划研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2023.
- [43] HAN D, MULYANA B, STANKOVIC V, et al. A survey on deep reinforcement learning algorithms for robotic manipulation[J]. Sensors, 2023, 23(7): 3762. DOI: org/10.3390/s23073762.
- [44] LIU Y Q, GAO P, ZHENG C E, et al. A deep reinforcement learning strategy combining expert experience guidance for a fruit-

- picking manipulator[J]. *Electronics*, 2022, 11(3): 311. DOI:org/10.3390/electronics11030311.
- [45] LIN G H, ZHU L X, LI J H, 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. DOI:org/10.1016/j.compag.2021.106350.
- [46] 郑嫦娥, 高 坡, GAN H, 等. 基于分步迁移策略的苹果采摘机械臂轨迹规划方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(12): 15-23.
- [47] 熊春源, 熊俊涛, 杨振刚, 等. 基于深度强化学习的柑橘采摘机械臂路径规划方法[J]. *华南农业大学学报*, 2023, 44(3): 473-483.
- [48] 汪 红, 解 伟, 田莎莎, 等. 基于仿人自适应 DDPG 算法的机械臂运动规划研究[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(3): 334-342.
- [49] 吴剑桥, 范圣哲, 贡 亮, 等. 果蔬采摘机器人系统设计与控制技术现状和发展趋势[J]. *智慧农业(中英文)*, 2020, 2(4): 17-40.
- [50] SHAMSHIRI R R, WELTZIEN C, HAMEED I A, et al. Research and development in agricultural robotics: a perspective of digital farming[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2018, 11(4): 1-14.
- [51] 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.
- [52] 李国利, 姬长英, 顾宝兴, 等. 多末端苹果采摘机器人机械手运动学分析与试验[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(12): 14-21.
- [53] LING X, ZHAO Y S, 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.
- [54] 赵德安. 苹果采摘机器人双目视觉系统的研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2012.
- [55] 杨文亮. 苹果采摘机器人机械手结构设计与分析[D]. 镇江: 江苏大学, 2009.
- [56] HOHIMER C J, WANG H, BHUSAL S, et al. Design and field evaluation of a robotic apple harvesting system with a 3d-printed soft-robotic end-effector[J]. *Transactions of the ASABE*, 2019, 62(2): 405-414.
- [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] 徐丽明, 刘旭东, 张凯良, 等. 脐橙采摘机器人末端执行器设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(12): 53-61.
- [59] WANG L L, ZHAO B, FAN J W, et al. Development of a tomato harvesting robot used in greenhouse[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2017, 10(4): 140-149.
- [60] 付 舜. 柑橘采摘机器人末端执行器设计与研究[D]. 重庆: 重庆理工大学, 2018.
- [61] 王晓楠, 伍萍辉, 冯青春, 等. 番茄采摘机器人系统设计与试验[J]. *农机化研究*, 2016, 38(4): 94-98.
- [62] BAETEN J, DONNE K, BOEDRIJ S, et al. Autonomous fruit picking machine: a robotic apple harvester[C]//LAUGIER C, SIEGWART R. *Field and Service Robotics: Results of the 6th International Conference*. Heidelberg, Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [63] BULANON D M, KATAOKA T. Fruit detection system and an end effector for robotic harvesting of Fuji apples[J]. *International Commission of Agricultural and Biosystems Engineering*, 2010, 12(1): 203-210.
- [64] DAVIDSON J R, HOHIMER C J, MO C, et al. Dual robot coordination for apple harvesting[C]// American Society of Agricultural and Biological Engineers. In *Proceedings of the 2017 American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting*. Michigan: ASABE, 2017.
- [65] DAVIDSON J R, SILWAL A, HOHIMER C J, et al. Proof-of-concept of a robotic apple harvester[C]//IEEE. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems*. Daejeon: IEEE, 2016.
- [66] 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.
- [67] DAVIDSON J R, MO C. Mechanical design and initial performance testing of an apple-picking end-effector[C]//ASME. *Proceedings of the ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition*. Houston: ASME, 2015.
- [68] 张 帆, 张帅辉, 张俊雄, 等. 温室黄瓜采摘机器人系统设计[J]. *农业工程技术*, 2020, 40(25): 16-20.

(责任编辑: 成纾寒)