DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.02.001

农业机器人中的管理与采摘技术:现状、挑战与未来发展

王得志, 王延鑫, 汪小昱*, 施印炎, 章永年

(南京农业大学工学院,江苏南京,210031)

摘要:农业机器人是现代农业发展的重要方向,已经成为全球农业装备技术竞争的战略高地。作为特种机器人技术的重要分支,农业机器人的核心结构包括信息感知系统、决策控制系统、作业执行机构和自主移动平台,经历了从半自动化到智能化的多个发展阶段。为了准确把握农业机器人的研究现状和发展方向,本研究阐述了农业机器人的概念、国内外发展政策及技术背景。农业管理机器人和采摘机器人是农业机器人领域的两大核心方向,管理机器人通过实时监测作物生长状况及环境条件,实现对生产管理操作的精准调控。采摘机器人则通过自主导航、智能识别和精准控制技术,自动执行作物采摘任务。本研究重点探讨了信息采集机器人、授粉机器人、除草机器人、植保机器人和打叶整枝机器人等管理类机器人,以及水果、蔬菜、花卉和茶叶等采摘机器人的前沿进展、技术瓶颈和关键突破方向。结合我国农业的具体需求和特点,深入分析了农业机器人的技术瓶颈和关键突破方向,包括精准信息感知和识别、实时数据处理与智能决策、自适应底盘路径规划与自主导航、作业执行机构设计与精准作业控制等。展望农业机器人将在作物管理、病虫害防治和采摘等领域实现广泛应用,加速迈向智能化、精准化和自主化阶段。依托先进技术解决农业生产中的挑战,推动农业劳动力优化、生产效率提升,成为智慧农业的关键支撑。

关键词:农业机器人;管理技术;采摘技术;智慧农业;精准作业

中图分类号:S24;TP242 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-7217(2025)02-0001-23

王得志, 王延鑫, 汪小昱, 施印炎, 章永年. 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, SHI Yinyan, ZHANG Yongnian. Management and harvesting technologies in agricultural robotics: Current status, challenges and future developments [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 1-23

0 引言

2025年2月,中央一号文件明确提出发展农业新质生产力。党的二十大报告提出,要强化农业科技和装备支撑,着重强调科技创新对农业的赋能作用。农业机器人作为特种机器人技术的重要分支,正以其智能化和自动化的特点改变全球农业生产格局。在农业劳动力持续减少、生产效率需求提升的双重驱动下,农业机器人通过精准感知、自主决策和智能作业,正在解决农业生产中的诸多难题,逐渐成为农业现代化的关键驱动力。基于传感器、人工智能、大数据、机器学习等前沿技术,农业机器人可以在复杂的农业环境中完成信息采集、作物管理、果实采摘等多项任务,为提升农业生产效率和应对人力资源短缺提供了高效解决方案。

我国农业具有丰富的耕地资源和多样化的粮食作物种类,但同时也面临独特的挑战:农业劳动力短缺、人均耕地面积不足,以及小田块为主的耕地结构限制了传统大型机械化模式的推广。在这样的背景下,发展适应小田块、多样化作物特点的农业机器人成为契合我国农业需求的重要策略。这种"机器代人"的方式不仅能破解"谁来种地"和"怎么种地"的困境,还为提升农业生产效率和解决复杂作业场景问题提供了技术支持[1]。

近年来,全球农业机器人技术发展进入了快车道。发达国家的果园采摘机器人、设施农业管理机器人和

收稿日期:2025-03-04 修回日期:2025-04-02

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD2000304);江苏省重点研发计划项目(BE2021302);江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(21)2006)

第一作者:王得志,男,1998年生,山东烟台人,博士研究生;研究方向为农业机器人。E-mail: 2024212004@stu.njau.edu.cn

*通信作者:汪小昱,男,1968年生,安徽安庆人,博士,教授;研究方向为农业机器人、农业装备电动化智能化控制。E-mail: wangxiaochan@njau.edu.cn

农田作业机器人等领域取得了显著突破。我国虽然起步较晚,但在国家“乡村振兴战略”和“智能农业”政策的引导下,农业机器人技术与产业发展迅速,已在作物管理、采摘等多个领域实现初步应用,展示了巨大的潜力[2]。

研究基于农业机器人在采摘与管理技术中的应用,系统梳理了该领域的研究现状与技术挑战。通过分析国内外先进技术和发展趋势,提出未来农业机器人技术发展的关键方向和解决方案,探讨农业机器人在实现智慧农业中的潜力与方向,为解决农业生产中的瓶颈问题和推动产业升级提供理论依据与技术支撑。

1 农业机器人的发展概况

1.1 农业机器人概念及发展阶段

农业机器人是指应用于农业生产场景,具备精准感知、自主决策、智能控制与自动执行能力的自主作业装备。其核心结构包括 4 个部分:信息感知系统(“眼”)、决策控制系统(“脑”)、作业执行机构(“手”)和自主移动平台(“脚”)。其中,信息感知系统负责获取农田环境作物生长状态等数据;决策控制系统通过智能算法分析数据,做出科学决策;作业执行机构进行具体的操作,如喷药、修剪和采摘等;自主移动平台则确保机器人能够适应各种农业环境,进行移动和导航。

农业机器人经历了从萌芽到智能化多个发展阶段:从 20 世纪中期的半自动化机械化阶段,主要用于特定任务;到 20 世纪末,机器人开始集成传感器和 GPS,具备初步感知能力并用于收割和施肥等作业;进入 21 世纪初期后,人工智能和物联网技术推动机器人进入智能化阶段,具备自主学习与决策能力,广泛应用于精准农业作业。目前,农业机器人这一领域正随科技发展不断升级,推动行业创新和现代化转型。

1.2 农业机器人发展政策

国内外在推动农业机器人发展的政策方面各具特色。其中,欧美发达国家通过跨国合作和技术引领实现产业的可持续与智能化发展;中国则注重通过政策支持和资金投入加速技术突破,并利用示范推广推动产业规模化。

美国、欧盟、日本等发达国家在农业机器人领域表现尤为突出,采取了多层次的支持措施。美国将农业机器人纳入国家农业科技战略,设立专项资金支持研发;欧盟在“地平线 2020”等计划中将其作为绿色农业和精准农业的重要工具,推动技术共享与标准化;日本政府为了应对农业劳动力短缺和老龄化问题,发布了“Japans Robot Strategy”来重点支持农业、林业、渔业和食品工业,推动农业机器人技术创新。

相较于欧美等农业发达国家,中国在农业机器人领域内的相关研究起步较晚。随着乡村振兴战略的深入开展,中国通过政策、策略和规划全方位支持农业机器人发展,农业机器人技术与产业发展的基础条件正日益完善。《中国制造 2025》《全球智慧农业行动计划》《“十四五”全国农业机械化发展规划》和《“十四五”机器人产业发展规划》等政策均明确支持智能农业装备的研发与推广,政府通过顶层设计为农业机器人发展提供了明确方向,并利用产学研合作促进技术创新。同时,智慧农业示范区的建设和国际合作为技术优化和全球接轨奠定了基础。如今,农业机器人已成为未来农业发展的关键,政策与科技创新的结合将推动其更广泛地应用。

1.3 农业管理机器人与采摘机器人分类

农业管理机器人与采摘机器人构成智能农业装备体系的核心技术集群。前者聚焦作物全周期精准管理,通过信息采集机器人实时监测生长数据、授粉机器人辅助授粉、除草机器人实现靶向作业、植保机器人动态调控施药策略、打叶整枝机器人优化植株形态,形成闭环管理系统;后者可适应多样化采摘场景,按作物类型分为水果、蔬菜、食用菌、花卉、名优茶采摘机器人,从而协同推动农业生产效率与智能化水平的提升(图 1)。

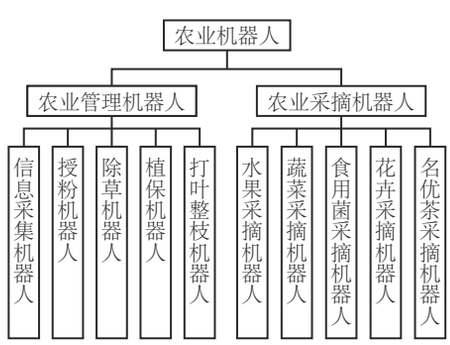


图 1 农业管理与采摘机器人分类

Figure 1 Agricultural management and harvesting robot classification

2 农业机器人中的管理机器人与采摘机器人前沿进展

农业管理机器人和采摘机器人作为农业机器人领域的两大核心方向,分别在作物日常管理和果实采摘环节中发挥关键作用。随着技术的不断进步,这两类机器人在物境信息感知、自主决策和控制方法等方面取得了显著突破,推动现代农业向智能化、精细化和无人化的方向发展。本节将从管理和采摘两大类别的机器人展开分析,以期为智慧农业的发展提供新的思路和启示。

2.1　农业管理机器人

农业管理机器人是一类利用机器视觉、自主导航和智能控制等技术，专门用于农业生产管理的自主作业装备。它们通过实时监测作物生长状况及环境条件，实现对生产管理操作的精准调控，从而提高生产效率、优化作物产量和质量。这类机器人能够执行多种任务，包括信息采集、除草、施肥、植保、授粉、打叶整枝等。接下来，将围绕这些不同的作业任务，对各类型农业管理机器人的前沿进展进行详细探讨，并进行对比分析。

2.1.1　信息采集机器人

信息采集机器人是指在农业生产中用于实时收集、监测和分析相关数据的机器人。其通过多种传感器、摄像头和数据处理技术，获取土壤理化性质、营养成分、气象变化等关键信息，实时监测作物病虫草害和检测作物生长状态，为农民提供科学的种植和管理决策。其主要技术难点包括：作物、土壤和病虫害等信息的采集，对采集的数据的处理与分析，在复杂的农业环境中的自主导航。

国外在信息采集机器人的研发中取得了诸多突破，开发出了多款具有创新性和多功能性的移动平台。MUELLER-SIM 等[3]设计了一款信息采集机器人，如图 2(a)所示，专门用于高粱和玉米等宽垄作物的生长数据收集。该机器人通过融合 RTK、GNSS 和 IMU 等多种传感器数据，实现精准的导航与路径规划，可用于测量作物的杆数以及茎的粗度和宽度。

SHAFIEKHANI 等[4]设计了一种模块化结构的机器人底盘和扩展系统，如图 2(b)所示，可采集影像数据、光谱数据、多光谱归一化植被指数等信息，同时实现个性化的数据管理、灌溉控制和营养补给决策。ZHANG 等[5]设计了一种低成本、超小型的地面机器人 Vinobot，如图 2(c)所示，用于估算玉米茎秆宽度，并对整块田地的产量、生物量和健康状况进行信息采集与估计。CUBERO 等[6]设计了一种用于园艺作物生长信息采集与病虫害检测的跨垄式四驱机器人，如图 2(d)所示，具有高度的可扩展性，能够灵活适应多种应用需求，展现出良好的通用性。NGUYEN 等[7]设计了一种用于黑麦草生长信息采集与产量估计的四轮两驱框架型机器人，如图 2(e)所示，配备了地面光探测传感器和实时运动学定位系统，能够实时将行走数据传输至连接终端进行数据更新。XU 等[8-9]设计了一种模块化四驱框架型作物表型信息采集机器人，如图 2(f)所示，可通过组合不同的硬件模块来配置特定的信息采集任务。



图 2　国外典型信息采集机器人

Figure 2　Typical information acquisition robots abroad

随着传感、计算机视觉、无线数据传输与物联网等技术的成熟与应用需求的增长，国内在信息采集机器人领域也涌现出了一系列新成果，展现出卓越的技术创新和实践效果。基于高光谱成像技术，可以实现对作物病害或养分状态的精确诊断。CHEN 等[10]利用高光谱分析小麦冠层可见区域的镰刀菌头孢疫病感染程度。王楠等[11]研发了基于多光谱成像的智能监测系统，实现叶绿素的有效检测。而深度相机和激光雷达可以提供高精度的三维点云数据，用于植物空间结构的重建和环境建模。XU、孙国祥等[12-13]利用三维激光雷达、深度相机和惯性测量单元构建了高精度点云地图。李培艺等[14]在金丝黄菊采摘机器人上搭载激光雷达可有效获取菊花田间三维点云信息。多模态数据融合技术也逐渐受到关注，将不同传感器（如 RGB 图像、深度图像、高光谱数据）的信息有机结合，可以弥补单一数据源的不足，从而提高感知的鲁棒性和识别精度。孟小前等[15]融合了光谱图像和雷达数据，完成了单木特征提取。王宇唯等[16]利用无人机搭载多光谱和 RGB 相机可准确反演水稻氮含量。冯权泷等[17]融合雷达和光学遥感影像能够提高小麦的识别精度。QIU 等[18-19]基于三维全景激光扫描仪和 ROS 系统，设计了一款用于采集玉米行距和株高的作物表型信息采集移动机器人，如图 3(a)所示。该机器人支持 GPS 导航和精准靶标识别，采用 4 轮独立驱动，并配备弹簧减震功能，以提高行进稳定性并减少信息测量误差。汪小昱等[20]研发了一种轮距宽度可调的高地隙四驱农田信息采集机器人，如图 3(b)所示，能够满足不同垄宽和不同作物高度的作业需求，搭载了土壤信息采集机构和传感器扩展结构，可快速高效地完成各类农田信息采集。


(a) 作物表型信息采集移动机器人 (b) 农田信息采集机器人

图3 国内典型信息采集机器人

Figure 3 Typical information acquisition robots in China

2.1.2 授粉机器人

授粉机器人是指通过自主导航、智能识别和精准施粉技术,实现作物授粉过程的自动化,提高授粉效率和果实产量的机器人。它们通常配备传感器、图像处理系统、机械臂和机械手,能够实时识别花朵并精准施粉。其主要技术难点包括:不同花期的花朵识别、分类与定位,末端执行器的设计与控制,适应不同作物的授粉方式等。

Polly 授粉机器人,如图 4(a)所示,集成了相机和智能识别算法,能够识别适宜授粉的花朵,并通过气压装置向花朵施加校准后的空气脉冲。该方案有效避免了蜜蜂授粉可能带来的病害传播风险,且相较人工授粉,产量可提升至多 20%[21]。WILLIAMS 等开发了一款模块化自主机器人平台,其中猕猴桃授粉系统作为子系统之一,如图 4(b)所示。该系统采用液态授粉的方式,利用视觉系统识别并定位花朵,然后控制花朵下方的喷嘴,将花粉溶液喷洒到花朵上,完成授粉过程[22]。OHI 等[23]研发了一款树莓授粉机器人,如图 4(c)所示,其采用了先进的定位和映射、视觉感知、路径规划、运动控制和操纵技术,实现树莓的精准授粉。SMITH 等[24]设计了一款名为 Stickbug 的六臂、多主体精准授粉机器人,如图 4(d)所示,通过高桅杆支撑多个末端执行器,到达植物的高度,并使用检测模型识别荆条花,然后利用毡尖末端执行器进行接触式授粉。

国内团队根据不同作物的特点,开发了多种智能授粉系统。西安农林科技大学在猕猴桃授粉机器人技术方面取得了显著成果,提升了灵活性、精准度和作业效率。LI 等[25]研发的基于液体精量控制的猕猴桃湿式授粉机器人,如图 5(a)所示,通过光栅传感器精确控制划分液体体积的精量控制,实现了对靶授粉和成本节约。GAO 等[26]研制了一种配备了视觉系统和气液喷雾系统的猕猴桃授粉机器人,如图 5(b)所示,能够精准识别花朵并授粉,平均授粉成功率为 99.3%,平均坐果率为 88.5%。WEI 等[27]设计了一款轨道式温室番茄授粉机器人,如图 5(c)所示,采用四轮独立控制和多功能升降平台,结合六自由度机械臂,可高效完成授粉任务。文朝武等[28]提出了一种基于 3D 视觉的番茄花多定位方法,利用 YOLOv4 模型对番茄花进行识别,并使用主动对齐方式对 RGB 图像和深度图像配准,实现对番茄花朵的定位。赵春江等[29]提出了一种级联卷积神经网络,将其部署到番茄授粉机器人上识别准确率可以达到 76.67%,实现对番茄花期的准确识别。


(a) Polly授粉机器人 (b) 猕猴桃授粉机器人

(c) 树莓精准授粉机器人 (d) 六臂、多主体精准授粉机器人

图4 国外典型授粉机器人

Figure 4 Typical pollinator robot abroad


(a) 猕猴桃湿式授粉机器人 (b) 猕猴桃授粉机器人 (c) 温室番茄授粉机器人

图5 国内典型授粉机器人

Figure 5 Typical pollination robots in China

2.1.3 除草机器人

除草机器人是一种旨在识别和清除农田中的杂草自主作业装备。其配备智能图像识别技术,能够精准区分作物和杂草。通过机械臂或激光等方式,除草机器人可以有效地去除杂草,减少农田的杂草竞争,降低农药使用,提高作物产量。其主要技术难点包括:作物与杂草的识别与区分、对作物和环境的感知以及路径规划、杂草的定位与清除操作等。

MCCOOL 等[30]开发了新一代作物和杂草管理机器人 AgBot Ⅱ,如图 6(a)所示,能够在田间工作时检测、分类杂草,并利用机械方法进行除草,同时具备信息采集功能。UTSTUMO 等[31]设计了一款名为 Asterix 的小型三轮除草机器人,如图 6(b)所示,通过机器视觉区分不同种类的杂草,从而根据杂草品种选

择专用除草剂，显著减少了除草剂的使用量。Carbon Robotics 自主激光除草机器人，如图 6(c)所示，利用深度学习技术能够在自动驾驶过程中识别、瞄准并通过激光清除作物行上的杂草，从而显著提高除草的效率、精度和成本效益[32]。Deepfield Robotics 智能除草机器人，如图 6(d)所示，配备了行间除草装置，能够精准清除作物行间及株间的杂草，提升除草效率。Dino Technology 自主作业机器人，如图 6(e)所示，可针对大规模蔬菜农场作业，其采用四轮驱动和转向，可实现杂草清除、中耕等田间作业。Saga Robotics 除草机器人，如图 6(f)所示，其 4 个轮子均配备了驱动和转向装置，使得机器人能够在各个方向上灵活移动，适应温室等狭小空间环境。RAJA 等[33]开发了一种机器视觉算法，不仅能区分作物植株和杂草，还能准确地确定作物进入土壤时的茎秆位置，有针对性地进行除草刀控制。SULZBACH 等[34]利用半监督学习训练 YOLOv8 模型对大豆以及阔叶和窄叶的杂草进行识别，具有较大的应用潜力。



(a) AgBot II除草机器人　(b) Asterix除草机器人　(c) Carbon Robotics除草机器人

(d) Deepfield Robotics除草机器人　(e) Dino Technology除草机器人　(f) Saga Robotics除草机器人

图 6　国外典型除草机器人

Figure 6　Typical weeding robots abroad

哈尔滨工业大学研发的激光除草机器人通过在边缘计算设备上部署深度学习模型实现农作物与杂草的实时识别和定位，有效应对小型和密集的杂草群，为除草作业提供了更高的适应性和精准度，如图 7(a)所示。权龙哲团队[35-36]设计了一款行内除草机器人，如图 7(b)所示，提出了一种基于损伤施药的智能除草模式，通过深度学习算法精准识别作物与杂草，除草率可达 90.03%，作物损伤率仅为 1.95%，作业性能良好。



(a) 激光除草机器人　(b) 喷药除草机器人

图 7　国内典型除草机器人

Figure 7　Typical weeding robots in China

2.1.4　植保机器人

植保机器人是一种用于农业生产中植物保护的智能机器人，利用机器视觉、自主导航和精准喷洒等技术，自动完成病虫害防治、农药喷洒等任务。通过传感器和摄像头实时监测作物健康状况，能够快速识别病虫害的位置、种类和严重程度，从而实现定点、精准的药剂施用，有效控制病虫害的扩散。其主要技术难点包括：病虫害的种类、分布位置和感染程度的识别，农药的喷洒范围、用量控制，病虫害的高精度定位。

OBERTI 等[37]研发了一款温室葡萄病害选择性喷洒机器人，如图 8(a)所示，配备了具有 6 自由度的精密喷涂末端执行器和基于多光谱成像的综合疾病传感系统，可有效减少农药的施用量。CANTELLI 等[38]开发了一种用于温室、山区等环境中的小型喷雾机器人，如图 8(b)所示，搭载了多种传感器进行自主导航，在温室和葡萄园中表现出良好的性能。RINCÓN 等[39]设计了一款温室番茄作物喷药机器人，如图 8(c)所示，应用在树冠内部部分的叶片具有良好的穿透和覆盖效果。

烟叶自走式跨行植保机器人，如图 9(a)所示，采用跨垄作业模式，能同时覆盖 3～5 行烟草，作业效率最高可达 2 hm^2/h[40]。果园植保机器人，如图 9(b)所示，采用全封闭一体化设计，搭载 500 L 大容量药箱，最大喷洒直径可达 20 m，喷洒高度可达 5 m，可满足果园大范围植保需求[40]。智能植保机器人，如图 9(c)所示，基于模块化平台架构，通过功能模块快速切换，可满足荔

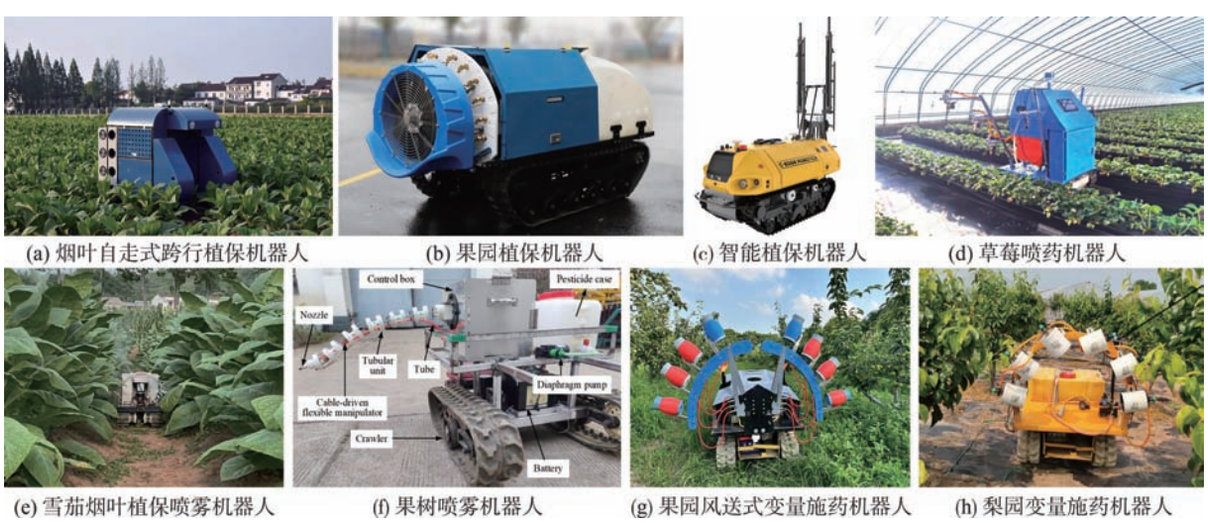
枝、芒果、苹果等多品类果园的植保需求[41]。TAN等[42]研发了一款支持病害识别的草莓喷药机器人,如图9(d)所示,通过高光谱成像技术和机器学习算法检测草莓叶斑病,实现对病害的精准识别与施药。张青松等[43]结合烟叶植株特征,研发了一款自走式雪茄植株中下层烟叶植保喷雾机,如图9(e)所示,能够同时对中下层烟叶精准喷洒药剂,药液正面覆盖率可达52%~83%,背面覆盖率为22%~45%。BAO等[44]设计了一种新型的、远程控制、电缆驱动的目标喷雾机器人,如图9(f)所示,核心部件包括电缆驱动的柔性机械臂和喷雾系统,其雾滴沉积率为88%,冠层内覆盖率为64.3%。ZHANG等[45]研发了两款果园变量施药机器人,如图9(g)~图9(h)所示,实现了智能、高效的精准农业施药技术。其中,果园风送式变量施药机器人可实时探测果树冠层体积和病害信息,并基于病害等级和冠层体积动态调整施药量,冠层体积测量误差最低可达4.34%,病斑识别率最高可达82.6%;梨园变量施药机器人则利用神经网络实时识别梨树冠层的病斑信息,并根据病情调整施药策略,每次作业平均节约49.3%的药剂使用量。



(a) 温室葡萄病害选择性喷洒机器人 (b) 小型喷雾机器人 (c) 温室番茄作物喷药机器人

图8 国外典型植保机器人

Figure 8 Typical plant protection robots abroad



(a) 烟叶自走式跨行植保机器人 (b) 果园植保机器人 (c) 智能植保机器人 (d) 草莓喷药机器人

(e) 雪茄烟叶植保喷雾机器人 (f) 果树喷雾机器人 (g) 果园风送式变量施药机器人 (h) 梨园变量施药机器人

图9 国内典型植保机器人

Figure 9 Typical plant protection robots in China

P150型农业植保无人机能够强力穿透植株高、冠层厚的果树,可以达到30 L/min最大流量和均匀雾化的效果,如图10(a)所示[46]。T60型农业植保无人机,如图10(b)所示。采用磁力传动叶轮泵结构设计,耐腐蚀,可实现18 L/min的超大流量。当果树作业时,还可选配果树套件,提高雾化均匀性和穿透力,达到更好的喷洒效果[47]。

国内的高校和科研机构也在积极推进植保无人机的研究。相比于企业侧重于产品的市场应用,高校则更注重前沿技术的探索与创新,尤其在精准施药、智能感知、自主导航等关键技术方面取得了显著成果。王志翀等[48]建立了1套针对低空低量植保无人机的立体测试方法,能够有效地收集并分析植保无人机在作业区域的雾滴立体分布状态。XU等[49]设计了一种能在飞行中产生和喷洒臭氧水的植保无人机,其满载时悬停时间可达10 min,有效喷雾宽度(高度为2 m,速度为3 m/s)为5.25 m,防治效果可达76.4%,幼虫种群减少率为59.3%。沈跃等[50]基于相邻争夺算法对植保无人机作业路径进行规划,实际作业中其能耗相较于传统粒子群算法减少了34.48%。姜锐等[51]为了实时监

测植保无人机药箱液量，提出了一种双气压式液量检测装置的设计方案，包括双气压式液位监测、药箱液面震荡干扰滤波、机身倾斜干扰校正以及液位液量换算模型等，可在不同实际作业工况中输出稳定可靠的数据。



(a) P150型植保无人机　(b) T60型植保无人机

图 10　植保无人机

Figure 10　Plant protection drones

2.1.5　打叶整枝机器人

打叶整枝机器人通常配备高精度传感器、机械臂和修剪工具，能够根据植物的生长状态和农业管理需求，精准进行打叶整枝等操作。通过去除顶部、侧枝和老化叶片，打叶整枝机器人不仅提升了光照和空气流通，还确保养分更有效地分配到健康的部分，促进整体生长。其主要技术难点包括：待修剪树冠、侧枝、叶片和顶芽等目标的识别与定位算法、不同作物的枝叶形态位姿估计算法、高精度机械臂和末端执行器的设计与控制、路径规划与避障控制方法等。SILWAL 等[52]研发了一款葡萄树休眠期修剪的自动化机器人，如图 11(a)所示，通过摄像系统、运动冗余末端执行器实现对葡萄藤进行端到端的精准修剪。WILLIAMS 等[53]设计了一款葡萄藤自主修剪机器人，如图 11(b)所示，利用新型视觉系统生成葡萄藤的精确三维骨架结构，优化修剪决策。ZAHID 等[54]设计了一种 3 自由度末端执行器，如图 11(c)所示，可修剪苹果树上直径达到 25 mm 的树枝。CUEVAS-VELASQUEZ 等[55]研发的玫瑰修剪机器人通过单立体摄像头和实时视觉伺服实现精准导航和切割，如图 11(d)所示。



(a) 葡萄藤修剪机器人　(b) 葡萄藤自主修剪机器人

(c) 苹果树枝修剪机器人　(d) 玫瑰修剪机器人

图 11　国外典型打叶整枝机器人

Figure 11　Typical leaf pruning robots abroad

HUANG 等[56]研发了一款液压圆盘锯式果树修剪机器人，如图 12(a)所示，通过改进的 D-H 表示法构建其末端执行器的运动学模型，基于滚动观测和连续预测的剪枝控制算法实现高效的果树修剪。SONG 等[57]研发了一款棉花打顶机器人，如图 12(b)所示，结合深度学习和视觉导航，完成棉花顶芽识别和路径规划，实现精准打顶作业。马丽娜等[58]设计的自走式修剪机通过接触式自动循垄检测系统确保精准导航，如图 12(c)所示。



(a) 果树修剪机器人　(b) 棉花打顶机器人　(c) 茶园修剪机

图 12　国内典型打叶整枝机器人

Figure 12　Typical leaf pruning robots in China



(a) 棉花打顶机器人

(b) VTM-03A—膜宽棉花打顶机器人

图 13　棉花打顶机器人

Figure 13　Cotton topping robots

棉花打顶机器人，如图 13(a)所示，利用深度学习算法识别垄行并规划导航路径，通过驱动 Delta 并联机械臂到达顶芽位置，完成打顶作业[59]。VTM-03A—膜宽棉花智能打顶机器人，如图 13(b)所示，采用双目视觉三维重建方法，可精准感知每株棉花植株的信息，并通过人工智能技术进行作业规划和机械臂调度，迅速定位顶叶，完成顶叶去除[60]。

2.1.6　农业管理机器人对比分析

农业管理机器人在作物生长监测、除草、施肥、植保等环节的应用，提高了农业生产管理的效率与精准度。不同类型的农业管理机器人在技术实现、作业效

果以及适应性方面存在差异。为全面分析这些差异,针对不同种类的农业管理机器人进行对比分析,旨在揭示其技术特性、优势与局限,为农业管理机器人进一步优化提供科学依据。详细对比分析如表1所示。

表1 农业管理机器人对比分析

Table 1 Comparative analysis of agricultural management robots

机器人类型	作业任务	关键技术	优点	缺点
信息采集机器人	收集土壤理化性质、气象变化、作物生长及病虫害等数据	多传感器融合、数据处理、自主导航	获取多维度数据,为精准农业提供决策依据;提高数据采集效率和准确性	复杂环境下传感器易受干扰;数据处理与分析难度大
授粉机器人	实现作物授粉自动化,提高授粉效率和果实质量	花朵识别与定位、末端执行器设计与控制、自主导航	提高授粉效率和产量;避免病害传播风险	不同花期花朵识别难度大;末端执行器授粉方式有限
除草机器人	识别和清除农田中的杂草	作物与杂草识别、路径规划、杂草清除操作	减少农药使用;降低杂草竞争,提高作物产量	作物与杂草识别准确率受环境影响;部分除草方式有可能损伤作物
植保机器人	自动精准完成病虫害防治、农药喷洒等任务	病虫害识别、农药精准喷洒、自主导航	精准施药,减少农药浪费;有效控制病虫害扩散	病虫害识别精度有待提高;农药喷洒均匀性和覆盖性需优化
打叶整枝机器人	根据植物生长状态进行打叶整枝操作	枝叶识别与定位、作业执行机构设计与控制、路径规划	促进植物生长;提高光照和空气流通	不同作物枝叶形态位姿估计算法复杂;作业执行机构设计难度大

2.2 农业采摘机器人

农业采摘机器人是指通过自主导航、智能识别和精准控制技术,自动执行作物采摘任务的机器人。它能够识别和定位成熟作物,并根据作物特性执行精准的采摘操作。其适用于水果、蔬菜、花卉和名优茶等多种作物的收获,特别是在大规模种植和高效农业生产中,具有显著的应用潜力。其主要技术难点包括:作物的识别与定位、末端执行器的设计与控制,以及导航与路径规划。

2.2.1 水果采摘机器人

Octinion高架草莓采摘机器人,如图14(a)所示,利用3个RGB相机识别草莓的颜色特征实现目标识别定位,采摘成功率为70%~95%,单个草莓平均采摘时间约为4 s[61]。Berry草莓采摘机器人,如图14(b)所示,可以在轨道中自主移动,每小时可采摘10 000~12 000颗草莓,草莓检测准确率达95%[62]。Harvest CROO Robotics垄作草莓采摘机器人可配备16个机械臂,如图14(c)所示,单个草莓采摘时间约为2 s,并搭载了视觉系统和雷达模块,实现田间路径规划[63]。Dogtooth草莓采摘机器人,如图14(d)所示,每小时可采摘约12.5 kg草莓,内置草莓质量检测系统,可测量每颗草莓的重量和直径[64]。

WANG等[65]对草莓进行分割,利用颜色空间对红色区域进行分割,在检测草莓的同时对其成熟度进行精准判别,并结合深度图像对采摘点进行精确定位。刘莫尘等[66]提出了一种基于YOLOv8的草莓识别定位方法,可以同时实现草莓识别与果梗关键点检测。杨珍等[67]改进了YOLOv5s模型,实现了草莓识别与果梗分割。FENG等[68]研制的高架草莓采摘机器人,如图14(e)所示,通过2次目标识别定位方法提高准确率,采摘成功率为84%。ZHANG等[69]的垄作草莓采摘机器人,如图14(f)所示,通过动力学分析和灵巧机械臂可实现垄作草莓的高效采摘。针对草莓果实重叠等问题,DU等[70]通过改进YOLOv7算法提高了草莓采摘机器人对不同遮挡程度的草莓的检测精度,如图14(g)所示。WANG等[71]开发了一款双臂草莓采摘机器人,如图14(h)所示,利用条件生成对抗网络的合成数据识别草莓,并以被动运动的方式来协调双臂的采摘动作。XIONG等[72]研发了基于多阶段动力学模型和目标检测模型的跨高架式草莓采摘机器人,如图14(i)所示,采摘成功率为62.4%。杨震宇等[73]通过改进YOLOv8-pose模型提高草莓识别定位精度,识别成功率为95%,如图14(j)所示。

FFRobotics苹果采摘机器人,如图15(a)所示,可搭载16个机械臂,机械臂末端装有3指仿人手末端执行器,每小时可采摘约9 000个苹果[74]。RipeRobotics苹果采摘机器人,如图15(b)所示,通过气吸式末端执行器采摘成熟苹果[75]。SILWAL等[76]将苹果采摘损伤纳入采摘策略进行分析来确定苹果最优采摘策略,平均定位时间约为6 s,采摘成功率约为84%。ZHU等[77]研制的苹果采摘机器人,如图15(c)所示,通过改进的YOLOv5模型识别苹果并计算直径,测量精度误

差在1～3 mm范围内，单个苹果采摘时间约为9 s。赵德安等[78]研发的苹果采摘机器人搭载了气电混合驱动的5自由度机械臂，如图15(d)所示，改进了目标检测算法，提高了识别效率，单个苹果采摘时间7.81 s，采摘成功率为81.25%。HU等[79]研制的苹果采摘机器人采用旋拉式的果梗分离方式，采摘成功率为47.37%，损伤率为11.11%，单个苹果采收时间约4 s，如图15(e)所示。冯青春等[80]提出了时间最优的采摘策略，采摘成功率为82%，单个苹果采摘时间7.12 s，如图15(f)所示。史帅旗等[81]设计了一款气动吸附—抓握一体式仿生机械手，如图15(g)所示，采摘成功率为84.7%，损伤率为0.88%。江自真等[82]提出了一种根据苹果的位置和姿态来动态调整末端执行器位姿的方法。



图14　草莓采摘机器人

Figure 14　Strawberry picking robots



图15　苹果采摘机器人

Figure 15　Apple picking robots

Nanovel柑橘采摘机器人，如图16(a)所示，搭载了多个机械臂，机械臂末端装有柔性手爪，可持续作业20 h[83]。刘静等[84]设计了一款柑橘采摘机器人，如图16(b)所示，能够基于颜色差异识别成熟柑橘，完成柑橘的采收与装箱收集。TANG等[85]针对柑橘采摘机器人作业过程中的运动规划效率低和实时性不足等问题，提出了一种采摘运动规划算法，并进行了试验验证，如图16(c)所示。YIN等[86]设计了一款柑橘采摘机

器人,如图16(d)所示,提出了可视化柑橘位姿估计算法与多传感器融合同步定位方法实现柑橘识别和自主导航。

鲍秀兰等[87]设计了一款针对丘陵果园环境下的柑橘采摘机器人,如图16(e)所示,通过自适应高度调节平台使机器人适应地面凹凸不平的状况,并设计了剪切一体式末端执行器,实现柑橘的无损采摘。王毅等[88]经过运动学采摘过程分析和仿真设计了一款仿蛇嘴咬合式柑橘采摘末端执行器,可实现柑橘果梗空间状态未知下完成柑橘的采摘,采收成功率为87.5%。XIAO等[89]对YOLOv7模型进行改进,并根据柑橘果实和果梗的物理特性参数设计了一款柔性柑橘采摘末端执行器,建立了柑橘采摘任务规划模型,采摘成功率为82.4%。



图16 柑橘采摘机器人

Figure 16 Citrus picking robots



图17 猕猴桃采摘机器人

Figure 17 Kiwi fruit picking robots

WILLIAMS等[90]设计了一款4臂协同猕猴桃采摘机器人,如图17(a)所示,采用深度学习和立体匹配技术进行检测与定位,并提出了机械臂动态采摘策略以协调多臂作业流程,试验结果表明,平均采摘周期为5.5 s,采摘成功率为51%。MA等[91]开发的猕猴桃采摘机器人,如图17(b)所示,通过改进GG-CNN2算法来避免末端执行器在背景和目标边缘抓取,采摘成功率为88.7%。

WANG等[92]提出了一种基于深度学习的猕猴桃采摘机器人路径规划方法,利用激光雷达构建果园环境模型和二维栅格地图来获取猕猴桃的位置信息,然后进行采摘路径规划,并通过试验验证了算法的优越性,如图17(c)所示。王佳虹等[93]研制的猕猴桃采摘机器人,如图17(d)所示,采用履带式底盘、机械臂和特制末端执行器,实现猕猴桃的无损采摘。

XIONG等[94]研究了自然环境的下的荔枝扰动问题,通过视觉系统采集荔枝动态图像,计算摆动角度和定位采摘点,定位误差在0.4~5.8 cm之间,如图18(a)所示。LI等[95]提出了荔枝簇的目标检测与定位算法,通过分类和定位每个荔枝簇的果梗,实现了83.33%的识别准确率和0.46 s的检测时间,如图18(b)所示。WANG等[96]提出了一种能够识别荔枝采摘

点及附近障碍物的算法，控制作业部件清除障碍物然后进行采摘，结果表明，果实和枝条分割精度为88.1%，采摘点定位成功率为88%，定位平均误差为2.86 mm，采摘成功率为81.3%，如图18(c)所示。

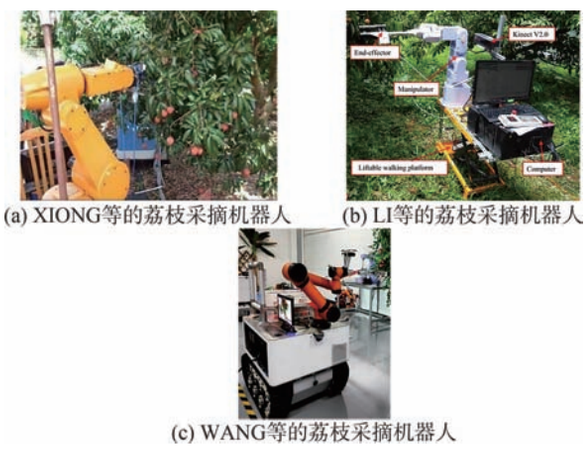


图18　荔枝采摘机器人

Figure 18　Litchi picking robots

2.2.2　蔬菜采摘机器人

LING等[97]研制了一款番茄采摘机器人，如图19(a)所示，通过视觉系统的点云信息实现快速场景重建，集成运动规划和双臂实时控制算法，实现番茄的高效采摘。于丰华等[98]设计了一款搭载柔性采摘机械手的温室番茄采摘机器人，如图19(b)所示，可实现成熟番茄自动识别与采摘。LI等[99]提出了一种基于深度学习的机械手抓取姿态决策模型，解决了机械手固定姿态抓取番茄时的碰撞问题，如图19(c)所示。



图19　番茄采摘机器人

Figure 19　Tomato picking robots

GONG等[100]针对遮挡番茄提出了一种基于深度学习和多光谱图像的空间定位方法，通过像素配准获得融合图像，利用目标检测算法识别成熟番茄，结合目标的形状和位置恢复被遮挡番茄的信息。WANG等[101]使用PID控制算法实现导航系统的运动控制，提出了番茄的目标检测算法和机器人运动动态避障策略，番茄识别成功率可达99.3%，单颗番茄平均采摘时间约为15 s。

PARK等[102]设计了一台黄瓜采摘机器人，如图20(a)所示，当末端执行器切割3～6 mm的果梗时，切割成功率为100%，平均采摘成功率为56.6%。张帆等[103]设计了一款黄瓜采摘机器人，如图20(b)所示，搭载了具有果实遮挡探测功能的柔性机械手，可实现对黄瓜的无损采摘。



图20　黄瓜采摘机器人

Figure 20　Cucumber picking robots

AVL Motion白芦笋采摘机器人，如图21(a)所示，通过传感器跟随种植床，自动检测并收获芦笋，每小时可采摘约9 000根芦笋[104]。LEU等[105]研发了一款芦笋采摘机器人，如图21(b)所示，利用三维点云信息检测芦笋位置和尺寸定位芦笋切割点，进行无损采收作业。LAJPAH等[106]研制了一款搭载了Delta机械臂的芦笋采摘机器人，如图21(c)所示，通过芦笋识别算法和位置传感器完成采摘点定位。汪小昂等[107]在YOLACT模型中引入注意力机制，可准确定位芦笋的切割点位置，如图21(d)所示。刘雪美等[108]为实现白芦笋的高效低损采收，通过研究末端执行器与土壤及芦笋的相互作用过程，设计了一款白芦笋采收选择性末端执行器，使采收损伤率低于3%。ZHANG等[109]提出了一种轻量化白芦笋识别算法，通过引入注意力机制，降低了模型复杂程度并提高了对芦笋目标位置的敏感度，如图21(e)所示。

BAC等[110]研制的甜椒采摘机器人测试了2种末端执行器，如图22(a)所示，在光照变化和不同遮挡程度的条件下成功率分别为2%～33%和6%～36%。LEHNERT等[111]设计的甜椒采摘机器人，如图22(b)所示，使用三维点云信息分割甜椒，然后利用气吸式末端执行器吸附甜椒，并使用割刀分离果梗，试验结果表明，吸附成功率为81%，采摘成功率为58%。RINGDAHL等[112]研发的甜椒采摘机器人，如图22(c)所示，通过比较机械臂不同的运动方式来优化采摘策略。ARAD等[113]研制了一款甜椒采摘机器人包括六自由度机械臂和深度相机，如图22(d)所示，单个甜椒采收时间约为24 s，采摘成功率为18%～61%之间。

POLIC等[114]研发的甜椒采摘机器人使用RGB-D相机的点云信息对目标甜椒的位姿进行判别，并基于

该位姿规划机械手的采摘作业运动。汪龙[115]为解决夜间光照不足条件下甜椒分割精度低,鲁棒性差等问题,提出了夜间甜椒语义分割算法,并通过试验验证了所提出算法的优越性。

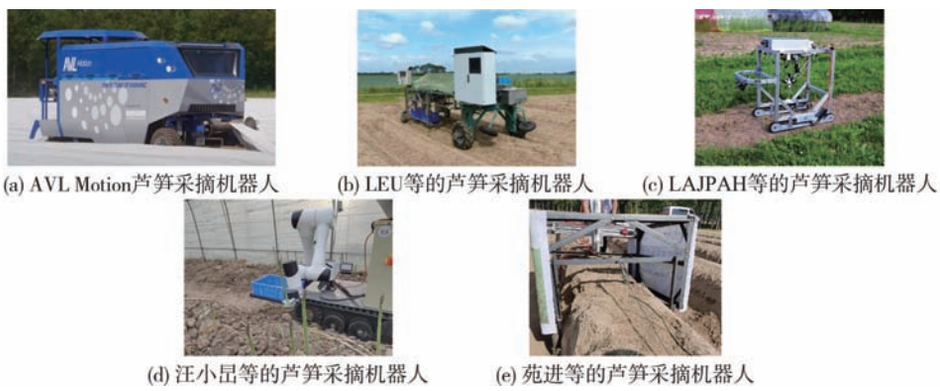


图 21 芦笋采摘机器人

Figure 21 Asparagus picking robots



图 22 甜椒采摘机器人

Figure 22 Sweet pepper picking robots

2.2.3 食用菌采摘机器人

MAVRIDIS等[116]设计了一款双孢菇采摘机器人,如图23(a)所示,通过目标检测和位姿估计,结合五自由度底盘实现采摘作业。RONG等[117]设计的平菇采摘机器人,如图23(b)所示,使用深度相机和改进的目标检测算法完成平菇的识别,控制柔性末端执行器完成采摘。施浩楠[118]设计了一款移动式双孢菇采摘机器人,如图23(c)所示,对移动平台框架和机械臂进行静力学分析,确保机器人结构可靠、运行平稳。周顺[119]设计的白玉菇采摘机器人,如图23(d)所示,通过力学特性试验设计了末端执行器,并构建了采摘力学模型,分析了不同因素对末端执行器作业效果的影响。

ZHAO等[120]为了实现双孢菇的快速、低损采摘研发了一款双孢菇稳压柔性采摘末端执行器,如图23(e)所示,试验结果表明,采摘成功率为98.5%,采摘损伤率为2.5%。孙龙霞等[121]设计的蘑菇采摘机器人,如图23(f)所示,采用模块化设计,建立多目标优化模型提高效率,单颗蘑菇采摘时间约为2 s。

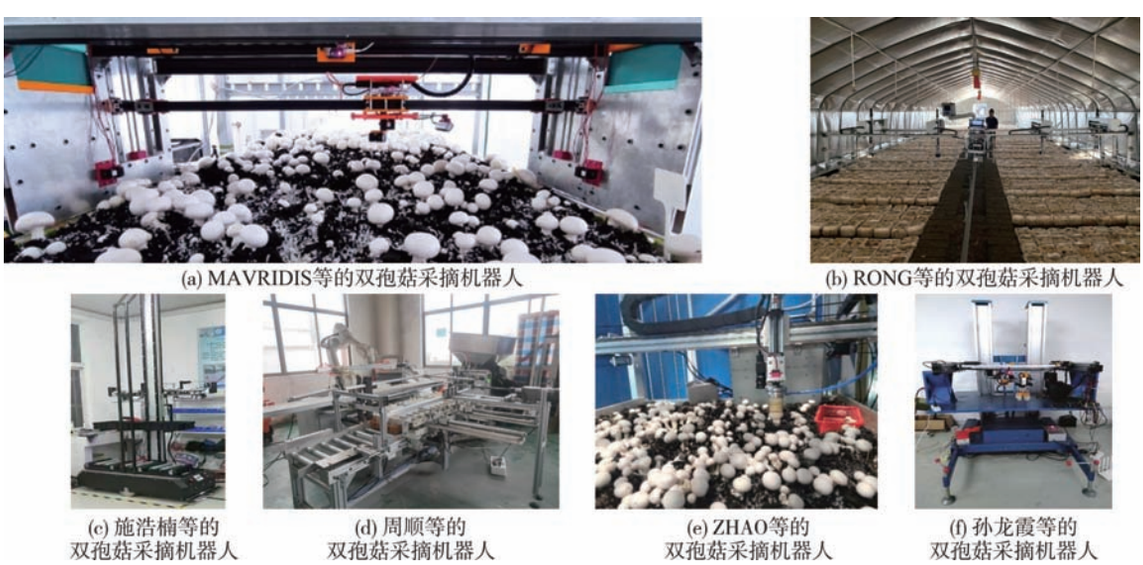


图 23 食用菌采摘机器人

Figure 23 Edible mushrooms picking robots

2.2.4　花卉采摘机器人

荷兰瓦赫宁根大学与研究中心[122]设计了一款非洲菊采摘机器人，如图 24(a)所示，通过 3D 视觉定位菊花，然后机械手运动到指定位置，茎秆切割部件在菊花下 4 cm 位置完成切割作业，实现花茎分离。万寿菊采摘机器人，如图 24(b)所示，通过视觉定位和多臂协同快速完成采摘作业，并通过传送带收集[123]。茉莉花采摘机器人，如图 24(c)所示，具备实时识别定位和田间自动驾驶等功能[124]。陈飞等[125]为解决红花采摘时枝条摆动干扰识别的问题，设计了红花集条预定位机构，如图 24(d)所示，可有效阻止植株的摆动，降低采摘难度。郭辉等[126]基于深度学习模型和相机移动式空间定位方法设计了一款红花采摘机器人，如图 24(e)所示，采摘成功率大于 90%。王延鑫等[127]结合金丝皇菊的物理特性设计了包络式采摘机械手，如图 24(f)所示，采摘成功率为 91.37%，花丝损伤率为 7.93%。



图 24　花卉采摘机器人

Figure 24　Flowers picking robots

2.2.5　名优茶采摘机器人

陶澄宇[128]搭建了一种自主采茶机器人平台，如图 25(a)所示，提出了 SCARA 机械臂最优手眼标定方法和深度信息分割单个植物叶片的算法，具有较好的识别定位效果。XU 等[129]设计了一款名优茶采摘机器人，如图 25(b)所示，采用组合式多点采摘方案，并采用蚁群算法优化采摘路径。李亚涛[130]研制了一款茶叶采摘机器人，如图 25(c)所示，提出了一种基于圆柱包络的茶叶快速定位方法和机械臂路径规划方法，采摘成功率为 53.91%。蒋宗祥[131]设计的名优茶采摘机器人，如图 25(d)所示，通过履带运动控制模型和滑膜控制算法实现精准循迹和采摘。LIN 等[132]为了实现高效的茶叶嫩芽检测和采摘次序规划设计了两种轻量化神经网络，能够在不损失过多精度的条件下有效解决茶芽检测和采摘顺序规划问题，如图 25(e)所示。WU 等[133]将自注意力机制引入 YOLOv7 模型为优先处理关键特征信息，设计了一个空间自注意力融合模块将深度信息与 RGB 特征融合，试验表明该方法具有显著的优越性。WU 等[134]对比了多种目标检测算法和采摘策略，采用 YOLOv8 模型进行茶叶识别，提高了茶叶采摘效率，如图 25(f)所示。陈建能等[135]根据茶叶尺寸参数设计了一款末端执行器，并通过有限元仿真确定影响作业效果的关键因素，然后进行优化，结果表明顶芽和侧芽的采摘成功率分别为 93% 和 63%，如图 25(g)所示，蔡其锴[136]在 YOLOv5 模型中引入注意力机制，并结合双目立体视觉系统定位嫩芽，试验表明，嫩芽检测成功率达到 81.2%，采摘成功率为 73.3%，嫩芽完好率为 60%，如图 25(h)所示。

2.2.6　农业采摘机器人对比分析

农业采摘机器人作为提高作物采摘效率、减轻劳动负担的重要工具，正日益受到广泛关注。由于作物种类的多样性、果实形态的复杂性以及作业环境的多变性，农业采摘机器人的研发与应用面临着诸多技术挑战。为了深入探究不同农业采摘机器人在技术实现、采摘效率、果实损伤率及适应性等方面的差异，本研究对以上几种农业采摘机器人进行对比分析，旨在揭示各类采摘机器人的技术特点与优势，同时指出其存在的局限与不足，为农业采摘机器人的进一步优化设计与实际应用提供有价值的参考[137]。详细对比分析如表 2 所示。



图 25 茶叶采摘机器人

Figure 25 Tea picking robots

表 2 农业采摘机器人对比分析

Table 2 Comparative analysis of agricultural harvesting robots

机器人类型	关键技术	优点	缺点
水果采摘机器人	果实识别与定位、末端执行器设计与控制、导航与路径规划	提高采摘效率	果实识别准确率受遮挡和成熟度影响;末端执行器对不同水果适应性有限
蔬菜采摘机器人	视觉识别、运动规划、末端执行器控制	实现高效采摘;人工劳动强度	对复杂环境适应性较弱;部分蔬菜采摘难度大,易造成损伤
食用菌采摘机器人	目标检测与定位、柔性末端执行器设计	提高采摘效率和质量	对食用菌生长环境要求较高,识别难度大
花卉采摘机器人	视觉定位、机械臂运动控制	保证花卉采摘质量;提高采摘效率	对花卉形态和生长环境要求较高
名优茶采摘机器人	茶叶识别与定位、采摘路径规划、末端执行器设计	提高采摘效率;保证茶叶品质	茶叶生长环境复杂,对茶叶嫩芽识别精度要求高

3 农业机器人技术瓶颈与关键突破方向

3.1 精准信息感知与识别

精准信息感知与识别获取作物、周围环境和机器人自身位姿及状态数据是农业机器人实现智能作业的基础,而非结构性农业环境具有高动态性和高复杂性的特点,主要面临以下挑战:(1)作物高密度种植模式下植株丛生、姿态各异、枝叶遮挡,视觉传感器无法穿透遮挡层获取完整三维信息,且草莓、番茄等作物的茎秆与叶片在可见光波段色系相近,传统RGB图像难以有效判别目标区域;(2)非结构性农业环境动态光照变化显著,导致基于光谱和颜色阈值的识别方法失效,结果误差增大;(3)机器人自身传感器易受农业极端工况(振动、高湿等)影响,导致传感器标定参数漂移,监测数据出现偏差,难以维持长期稳定性,且单一模型对多作物、多生长阶段的泛化能力不足,易受环境噪声干扰,难以实现目标特征的稳定解耦与精准提取。

当前研究前沿正从3个维度构建解决方案:在感知层,融合多模态传感技术以增强环境表征能力。通过异构传感器(可见光、近红外、雷达)的时空对齐与特征互补,构建多尺度农田环境表征体系。开发基于注意力机制的自适应融合框架,动态加权不同模态数据贡献度,抑制环境干扰噪声;在算法层,将作物物候规律、栽培模式等先验知识嵌入深度学习网络,开发农业知识嵌入的轻量化模型以提升特征解耦精度,通过迁移学习与领域自适应策略,构建跨作物、跨生长阶段的共享特征空间,降低模型对标注数据的依赖性;在系统层,建立涵盖典型作物、环境条件与农事操作的数字孪生平台和分布式联邦学习框架,实现多机器人协同标定与模型在线快速迭代,提升系统在动态环境中的长期稳定性。

3.2 实时数据处理与智能决策

农业机器人的智能化水平高度依赖于其数据处理与智能决策系统的能力。作为协调“感知—决策—执

行”链路的中枢，数据处理与智能决策系统必须能够高效地进行多源异构数据的深度融合、动态环境的认知推理，以及多子系统协同控制的精准调度。在复杂的农业场景中，系统需要处理的数据量巨大且形式复杂，涉及传感器采集的土壤墒情、作物表型，以及外部动态变量（如天气、地形等），还需在计算资源有限的约束下，完成作业路径规划、机械臂和底盘位姿调整等复杂决策任务。当前技术体系面临双重挑战：(1)农业环境的动态复杂性导致数据维度高、时序关联性强，现有控制架构难以满足实时响应需求；(2)植株生长状态演化、农机与环境之间的交互扰动等非线性变量，对决策模型的泛化能力提出了更高要求。

因此，突破边缘计算效能瓶颈、构建农业知识驱动的混合决策框架、开发农艺适配的控制算法，已成为提升农业机器人作业效能的关键突破口。针对农业场景中的多模态数据（如视觉、雷达、近红外等）面临的时空异步问题，设计基于边缘计算的轻量化时空对齐动态融合架构，实现多传感器数据的低延迟同步与空间配准。结合注意力机制动态分配计算资源，将关键感知信息优先处理，保障决策的实时性。为了进一步提升决策能力，融合深度学习与农业专家系统，通过在规则层嵌入作物生长模型、农业操作等先验知识，以及在学习层应用深度强化学习动态优化作业路径、机械臂轨迹等控制参数，来构建“数据驱动＋规则引导”的混合决策框架。此外，建立覆盖多作物生长模型和环境扰动参数的虚拟仿真平台，能够支持大规模并行仿真与决策策略预验证，从而加速决策模型的优化与验证。为了实现更高的适应性，设计可迁移的元策略模型，使机器人基于少量田间试验数据快速生成并适配新的农业场景的决策策略。

3.3　自适应底盘路径规划与自主导航系统

作为农业机器人实现全自主作业的核心使能技术，自适应底盘路径规划与自主导航系统需突破复杂农业场景下的环境适应性、运动稳定性与作业协同性3重技术挑战。主要涵盖3个核心维度：在底盘本体层，现有底盘宽度缺乏对复杂垄沟的适应性，降低了垄间通过率，且轮式底盘在软质土壤中易发生沉陷，履带式结构转向灵活性不足，现有多模态底盘（如轮—履复合构型）的切换效率难以满足动态环境需求；在环境感知层，农业环境中的动、静态障碍物与作物生长状态变化往往导致全局规划算法失效。在GNSS拒止环境中，基于视觉、雷达的定位系统受光照波动、作物遮挡影响，导致位姿估计偏差大，精度不足，进一步影响导航系统的稳定性和精确性；在控制执行层，多机器人群体作业场景下的任务分配与路径冲突难以高效协调，集中式调度架构存在通信延迟问题，而分布式策略易陷入局部最优，导致作业覆盖率下降，作业效率受限。

针对上述挑战，当前研究主要聚焦以下突破方向：设计模块化、可伸缩、可重构底盘架构，结合轮—履—足复合驱动单元与耦合控制系统，以适应多场景需求；建立运动学模型与多体动力学仿真框架，从而实现底盘—地形交互力的高维模态解析与稳定性控制；构建“感知—规划—控制”闭环增强架构，采用GNSS—雷达—惯导—视觉紧耦合定位技术，在GNSS拒止环境中有效降低定位误差，并通过分布式SLAM算法与多机器人协同建图，降低单机定位误差；结合农田语义信息（如作物行距、障碍物类型等），并运用动态势场避障算法等技术，形成环境自适应的导航决策能力。

3.4　作业执行机构设计与精准作业控制

作业执行机构包括机械臂和末端执行器，是农业机器人实现精准作业和低损伤作业的核心功能单元。作为协调“感知—决策—执行”链路的终端，机械臂与末端执行器的设计需在环境适应性、操作灵巧性和作业经济性之间实现平衡，克服以下技术挑战：现有的末端执行器多针对单一作物设计，缺乏对不同作物形态（如番茄的球状果实与黄瓜的条状果实）和力学特性差异（草莓的易损性与苹果的高硬度）的普适性，且对于作物生长周期变化的响应能力较弱，无法动态调整作业参数；柔性执行器的动态刚度调节范围有限，难以兼顾高效作业与安全碰撞双重需求；面对植株摆动、机械振动等动态作业场景，末端执行器的位姿跟踪误差增大，传统的PID控制策略难以满足非结构化场景需求；机械臂与末端执行器之间的高度耦合性及缺乏标准化接口协议，制约了农业机器人在多任务作业中的能力；尽管现有的多自由度机械臂在工业场景中表现良好，但在农业作业中却存在显著的冗余，导致系统效率较低；当前农业机器人多采用独立控制架构，底盘移动已可覆盖机械臂基座的前进和后退自由度，未充分挖掘底盘运动对机械臂工作空间的扩展潜力。

针对上述挑战，研究应重点聚焦以下突破方向：构建作物器官力学特征专家系统，并借鉴人类手部生物力学特性，设计可变刚度的柔性灵巧手，通过阻抗自适应控制实现“刚—柔”模态的动态切换，以适应不同作业场景的需求；开发时空对齐的多源信息融合算法，形成视觉、力觉与触觉的闭环控制；建立机械臂、末端执行器、作物以及环境的耦合动力学模型，通过卡尔曼滤波实时估计扰动分量并注入前馈控制回路，以实现更加稳定的作业执行；设计磁吸—机械复合快换接口，支持夹爪、切割器等工具快速切换；建立底盘与机械臂联合运动学模型，利用底盘位移补偿机械臂自由度的缺失。

4 未来展望

农业机器人的未来将深度融入以 DeepSeek、ChatGPT 等大语言模型(LLM)为核心的认知革命,结合具身智能、云智一体、群体协同和多模态感知等前沿科技创新技术,构建“感知—决策—交互—执行”全链条智能化生态体系,逐步改变农业机器人依赖于单一感知、控制和执行模块技术框架的传统格局,实现从单机自动化向群体智能化的跃迁。未来将呈现以下发展趋势:

1)提升视觉识别与多模态数据处理能力。通过在农业机器人中部署 LLM,农业机器人可以解析多模态数据,精准识别作物成熟度、病虫害、杂草或营养缺失问题,生成动态农业策略并编译为农业机器人可执行代码,实现智能化、精准化的农业生产管理;通过触觉传感器阵列与柔性电子皮肤,机器人可同步感知果实硬度等物理特性,触觉与视觉融合模型实现触摸即识别,突破单一视觉模态的认知边界;多模态传感器与物理环境实时交互,构建动态世界模型,实现农田场景具身理解;通过云端预训练模型与边缘实时数据协同优化,构建跨农场、跨作物的视觉特征库,实现新作物适配周期的缩短。

2)提高实时数据处理与智能决策水平。云端 LLM 处理复杂农艺逻辑,边缘端部署轻量化模型执行实时控制,实现精准作业与执行;通过物理交互在线优化控制策略,基于 LLM 构建农艺因果约束,分析作业行为与结果之间的因果关系,优化决策模型,提高决策准确性和可靠性;通过从科研论文中自动学习知识,构建可解释的决策规则库,实现农业机器人对农田环境和作物需求的自适应调整。

3)推动路径规划与自主导航范式革新。农民以自然语言描述农田布局(如“东侧为草莓田,行距 60 cm,西侧有沟渠需绕行”),LLM 自动生成语义地图并编译为 ROS 导航节点,实现语言驱动的场景建模;基于具身智能赋予农业机器人动态环境中的“物理直觉”,感知动态障碍物变化,并做出快速反应,确保作业安全与效率;结合深度强化学习,农业机器人能够不断优化作业路径与决策流程,实现高度自主的智能农业作业;云端校正 GNSS 误差信号,边缘端融合视觉语义特征与惯导数据,实现温室、果园等复杂环境稳定定位。

4)降低技术门槛与加速创新。农民可通过自然语言直接操控机器人集群,例如下达“中午前完成成熟番茄的采摘”指令,LLM 将同步整合时序预测、机械臂和末端执行器参数以及果实成熟度等数据,自动规划采收路径与力度曲线,驱动机器人完成相应任务;全球农业机器人在云端共享脱敏数据,基于联邦学习微调框架,缩短新作物适配周期。

5)增强协同作业与规模化应用。联邦学习框架下,分散的机器人可作为“分布式神经节点”,其积累的田间经验经 LLM 提炼后反哺群体智能;农民经验被编码为 LLM 提示词,使农业机器人可以通过强化学习验证并优化这些经验;农民佩戴轻量化 AR 眼镜,实时叠加机器人感知数据,手势圈选区域触发集群响应,实现 AR 辅助人机协同;利用无人机进行广域监测、地面机器人进行精准作业,通过自然语言交互协商分工,实现高效协同作业。

通过 DeepSeek、ChatGPT 等大语言模型的认知赋能、云智一体的弹性架构与具身智能的物理交互能力,这一技术浪潮将重塑农业的价值链与生态系统。农业机器人将突破单机自动化局限,形成“感知—决策—协同”全链智能:从语言驱动的田间导航到因果推理的精准决策,从零代码惠普创新到虚实结合的规模应用,构建“人—机—环境”共融的农业生态。

参 考 文 献

[1] 刘成良, 贡亮, 苑进, 等. 农业机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7): 1—22, 55.
LIU Chengliang, GONG Liang, YUAN Jin, et al. Current status and development trends of agricultural robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 1—22, 55.

[2] 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.

[3] MUELLER-SIM T, JENKINS M, ABEL J, et al. The Robotanist: A ground-based agricultural robot for high-throughput crop phenotyping [C]. IEEE, 2017.

[4] SHAFIEKHANI A, KADAM S, FRITSCHI F, et al. Vinobot and vinoculer: Two robotic platforms for high-throughput field phenotyping [J]. Sensors, 2017, 17(1): 214.

[5] ZHANG Z, KAYACAN E, BENJAMIN T, et al. High precision control and deep learning-based corn stand counting algorithms for agricultural robot [J]. Autonomous Robots, 2020, 44(7): 1289—1302.

[6] CUBERO S, MARCO-NOALES E, ALEIXOS N, et al. RobHortic: A field robot to detect pests and diseases in horticultural crops by proximal sensing [J]. Agriculture, 2020, 10(7): 276.

[7] NGUYEN P, BADENHORST P E, SHI F, et al. Design

of an unmanned ground vehicle and lidar pipeline for the high-throughput phenotyping of biomass in perennial ryegrass [J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 20.

[8] XU R, LI C. A modular agricultural robotic system (MARS) for precision farming: Concept and implementation [J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(4): 387－409.

[9] XU R, LI C. A review of high-throughput field phenotyping systems: Focusing on ground robots [J]. Plant Phenomics, 2022.

[10] CHEN Y, WANG X, ZHANG X, et al. Spectral quantitative analysis and research of fusarium head blight infection degree in wheat canopy visible areas [J]. Agronomy, 2023, 13(3): 933.

[11] 王楠, 李震, 李佳盟, 等. 智能型作物植株叶绿素检测系统设计与开发[J/OL]. 农业机械学报, 1－13[2025－03－01].
WANG Nan, LI Zhen, LI Jiameng, et al. Design and development of intelligent plant chlorophyll index detection system [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1－13[2025－03－01].

[12] XU N, SUN G, BAI Y, et al. Global reconstruction method of maize population at seedling stage based on kinect sensor [J]. Agriculture, 2023, 13(2): 348.

[13] 孙国祥, 黄银锋, 汪小旦, 等. 基于LIO-SAM建图和激光视觉融合定位的温室自主行走系统[J]. 农业工程学报, 2024, 40(3): 227－239.
SUN Guoxiang, HUANG Yinfeng, WANG Xiaochan, et al. Autonomous navigation system in a greenhouse using LIO-SAM mapping and laser vision fusion localization [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(3): 227－239.

[14] 李培艺, 汪小旦, 王延鑫, 等. 基于LiDAR多维点云优化的垄作菊花采摘机器人自主导航方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2024, 47(04): 809－822.
LI Peiyi, WANG Xiaochan, WANG Yanxin, et al. Autonomous navigation system for chrysanthemum picking robot based on LiDAR multidimensional point cloud optimization [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(4): 809－822.

[15] 孟小前, 李俊磊, 胡伟, 等. 基于LiDAR数据与光谱影像融合的单木提取方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 203－211.
MENG Xiaoqian, LI Junlei, HU Wei, et al. Single wood extraction method combining LiDAR data and spectral images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 203－211.

[16] 王宇唯, 马旭, 谭穗妍, 等. 无人机遥感与地面观测的多模态数据融合反演水稻氮含量[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 100－109.
WANG Yuwei, MA Xu, TAN Suiyan, et al. Inverting rice nitrogen content with multimodal data fusion of unmanned aerial vehicle remote sensing and ground observations [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(18): 100－109.

[17] 冯权泷, 任燕, 姚晓闯, 等. 基于多源光学雷达数据融合的黄淮海平原冬小麦识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 160－168.
FENG Quanlong, REN Yan, YAO Xiaochuang, et al. Identification of winter wheat in Huang-Huai-Hai Plain based on multi-source optical radar data fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 160－168.

[18] QIU Q, FAN Z, MENG Z, et al. Extended ackerman steering principle for the coordinated movement control of a four wheel drive agricultural mobile robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 152: 40－50.

[19] QIU Q, SUN N, BAI H, et al. Field-based high-throughput phenotyping for maize plant using 3D lidar point cloud generated with a "phenomobile" [J]. Frontiers in Plant Science, 2019: 10.

[20] 汪小旦, 李泽晟, 陈彦宇, 等. 高地隙农田信息采集机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 65－77.
WANG Xiaochan, LI Zesheng, CHEN Yanyu, et al. Design and experiment of farmland Information collection robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 65－77.

[21] Technology-Arugga AI Farming [EB/OL]. https://www.arugga.com, 2024－11－24.

[22] WILLIAMS H, NEJATI M, HUSSEIN S, et al. Autonomous pollination of individual kiwifruit flowers: Toward a robotic kiwifruit pollinator [J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(2): 246－262.

[23] OHI N, LASSAK K, WATSON R, et al. Design of an autonomous precision pollination robot [C]// 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018.

[24] SMITH T, RIJAL M, TATSCH C, et al. Design of stickbug: A six-armed precision pollination robot [J]. 2024.

[25] LI K, HUO Y, LIU Y, et al. Design of a lightweight robotic arm for kiwifruit pollination [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107114.

[26] GAO C, HE L, FANG W, et al. A novel pollination robot for kiwifruit flower based on preferential flowers selection and precisely target [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107762.

[27] WEI J, PAN Y, SUN L, et al. A novel redundant cooperative control strategy for robotic pollination [J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108846.

[28] 文朝武, 龙洁花, 张宇, 等. 基于3D视觉的番茄授粉花朵定位方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 320－328.
WEN Chaowu, LONG Jiehua, ZHANG Yu, et al. Positioning method of tomato pollination flowers based on 3D vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 320－328.

[29] 赵春江, 文朝武, 林森, 等. 基于级联卷积神经网络的番茄花期识别检测方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(24): 143－152.
ZHAO Chunjiang, WEN Chaowu, LIN Sen, et al. Tomato florescence recognition and detection method based on cascaded neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(24): 143－152.

[30] MCCOOL C S, BEATTIE J, FIRN J, et al. Efficacy of mechanical weeding tools: A study into alternative weed management strategies enabled by robotics [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018: 1184－1190.

[31] UTSTUMO T, URDAL F, BREVIK A, et al. Robotic in-row weed control in vegetables [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 36－45.

[32] Autonomous laser weeder demo unit-carbon robotics [EB/OL]. https://carbonrobotics. com/autonomous-weeder, 2024－11－24.

[33] RAJA R, SU W, SLAUGHTER D C, et al. Real-time precision crop identification in high weed-density environments for robotic weed control using spectral fluorescence imaging in celery [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 110022.

[34] SULZBACH E, SCHEEREN I, TORRES VERAS M S, et al. Deep learning model optimization methods and performance evaluation of YOLOv8 for enhanced weed detection in soybeans [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110117.

[35] 李恒达. 农田杂草鲜重检测模型与对靶施药系统[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2022.
LI Hengda. Detection model of farmland weed fresh weight and target application system [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2022.

[36] 姜伟. 面向复杂农田环境的损伤施药行内除草机器人研制[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2022.
JIANG Wei. Development of an intra-row weeding robot for applying herbicides after injury in complex farmland environment [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2022.

[37] OBERTI R, MARCHI M, TIRELLI P, et al. Selective spraying of grapevines for disease control using a modular agricultural robot [J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 203－215.

[38] CANTELLI L, BONACCORSO F, LONGO D, et al. A small versatile electrical robot for autonomous spraying in agriculture [J]. Agri Engineering, 2019, 1(3): 391－402.

[39] RINCÓN V J, GRELLA M, MARUCCO P, et al. Spray performance assessment of a remote-controlled vehicle prototype for pesticide application in greenhouse tomato crops [J]. Science of The Total Environment, 2020, 726: 138509.

[40] 江苏岚江智能科技有限公司[EB/OL]. https://www.lanjiangtech.com/, 2024－11－24.

[41] 廷捷智蜂—专业果园植保与智慧农业解决方案[EB/OL]. https://smartbee-robot.com, 2024－11－24.

[42] TAN H, ZHAO X, ZHAI C, et al. Design and experiments with a SLAM system for low-density canopy environments in greenhouses based on an improved cartographer framework [J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15.

[43] 张青松, 陈志凌, 杜文斌, 等. 遥控自走式雪茄植株中下层烟叶植保喷雾机设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 122－133.
ZHANG Qingsong, CHEN Zhiling, DU Wenbin, et al. Design and experiment of novel sprayer for protecting middle and lower leaves of cigar tobacco plants [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 122－133.

[44] BAO X, NIU Y, LI Y, et al. Design and kinematic analysis of cable-driven target spray robot for citrus orchards [J]. Applied Sciences, 2022, 12(18): 9379.

[45] ZHANG J, YIN H, ZHOU L, et al. Variable rate air-assisted spray based on real-time disease spot identification [J]. Pest Management Science, 2023, 79(1): 402－414.

[46] 极飞科技 XAG: 提升农业生产效率[EB/OL]. https://www.xa.com/, 2024－11－24.

[47] DJI 大疆农业无人机－让农业更轻松,让生命更美好。[EB/OL]. https://ag.dji.com/cn, 2024－11－24.

[48] 王志翀, HERBST A, BONDS J, 等. 植保无人机低空低量施药雾滴沉积飘移分布立体测试方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 54－62.
WANG Zhichong, ANDREAS H, JANE B, et al. Stereoscopic test method for low-altitude and low-volume spraying deposition and drift distribution of plant protection UAV [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(4): 54－62.

[49] XU H, YI L, LI C, et al. Design and experiment of ecological plant protection UAV based on ozonated water spraying [J]. Drones, 2023, 7(5): 291.

[50] 沈跃，张凌飞，沈亚运，等．基于相邻争夺算法的无人机多架次植保作业路径规划[J]．农业工程学报，2024，40(16)：44－51.
SHEN Yue，ZHANG Lingfei，SHEN Yayun，et al. Path planning for the multiple drones plant protection operations of UAV based on adjacent contention algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2024，40(16)：44－51.

[51] 姜锐，周志艳，徐岩，等．植保无人机药箱液量监测装置的设计与试验[J]．农业工程学报，2017，33(12)：107－115.
JIANG Rui，ZHOU Zhiyan，XU Yan，et al. Design and experiment of liquid quantity monitor for pesticide tank in spraying UAV [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2017，33(12)：107－115.

[52] SILWAL A，YANDUN F，NELLITHIMARU A，et al. Bumblebee：A path towards fully autonomous robotic vine pruning [J]. arXiv e-prints，2021.

[53] WILLIAMS H，SMITH D，SHAHABI J，et al. Modelling wine grapevines for autonomous robotic cane pruning [J]. Biosystems Engineering，2023，235：31－49.

[54] ZAHID A，MAHMUD M S，HE L，et al. Development of an integrated 3R end-effector with a cartesian manipulator for pruning apple trees [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2020，179：105837.

[55] CUEVAS-VELASQUEZ H，GALLEGO A J，TYLECEK R，et al. Real-time stereo visual servoing for rose pruning with robotic arm [J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)，2020.

[56] HUANG C，CAI D，WANG W，et al. Development of an automatic control system for a hydraulic pruning robot [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，214：108329.

[57] SONG P，CHEN K，ZHU L，et al. An improved cascade R-CNN and RGB-D camera-based method for dynamic cotton top bud recognition and localization in the field [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2022，202：107442.

[58] 马丽娜，徐扬杰，罗承铭，等．茶园自走式修剪机接触式循垄导航系统设计与试验[J]．农业工程学报，2024，40(16)：34－43.
MA Lina，XU Yangjie，LUO Chengming，et al. Design and experiment of the contact-style ridge-following navigation system for a tea garden self-propelled trimming machine [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2024，40(16)：34－43.

[59] 极飞科技 XAG：提升农业生产效率[EB/OL]．https://www.xa.com/，2024－11－24.

[60] 纬尔科技：用科技赋能农业生产力[EB/OL]．https://viewer.tech，2024－11－24.

[61] OCTINION—Engineering the future [EB/OL]．http://www.octinion.com/products，2024－11－24.

[62] I'm BERRY，nice to meet you！ [EB/OL]．https://www.organifarms.de/product? utm_source=chatgpt.com，2024－11－24.

[63] HARVEST CROO ROBOTICS [EB/OL]．https://www.harvestcroorobotics.com/，2024－11－24.

[64] Harvesting Robots [EB/OL]．https://dogtooth.tech/products/，2024－11－24.

[65] WANG D，WANG X，CHEN Y，et al. Strawberry ripeness classification method in facility environment based on red color ratio of fruit rind [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，214：108313.

[66] 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检测[J]．农业机械学报，2023，54(S2)：244－251.
LIU Mochen，CHU Zhenyuan，CUI Mingshi，et al. Red ripe strawberry recognition and stem detection based on improved YOLO v8-Pose [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54 (S2)：244－251.

[67] 杨珍，龚惟新，李凯，等．高架草莓的果实识别与果梗分割[J]．农业工程学报，2023，39(17)：172－181.
YANG Zhen，GONG Weixin，LI Kai，et al. Fruit recognition and stem segmentation of the elevated planting of strawberries [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2023，39(17)：172－181.

[68] FENG Q，CHEN J，ZHANG M，et al. Design and test of harvesting robot for table-top cultivated strawberry [C]// IEEE，2019.

[69] ZHANG Y，ZHANG K，YANG L，et al. Design and simulation experiment of ridge planting strawberry picking manipulator [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，208：107690.

[70] 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.

[71] WANG F，URQUIZO R C，ROBERTS P，et al. Biologically inspired robotic perception-action for soft fruit harvesting in vertical growing environments [J]. Precision Agriculture，2023，24(3)：1072－1096.

[72] 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.

[73] 杨震宇，汪小昱，祁子涵，等．基于改进 YOLOv8 的草莓

识别与果梗采摘关键点检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 167－175.
YANG Zhenyu, WANG Xiaochan, QI Zihan, et al. Recognizing strawberry to detect key points for peduncle picking using improved YOLOv8 model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(18): 167－175.

[74] FFRobotics [EB/OL]. https://www. ffrobotics. com/, 2024－11－24.

[75] RIPE ROBOTICS [EB/OL]. https://www. riperobotics. com/#mission, 2024－11－24.

[76] 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.

[77] ZHU F, ZHANG W, WANG S, et al. Apple-harvesting robot based on the YOLOv5-RACF model [J]. Biomimetics, 2024, 9(8): 495.

[78] 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.

[79] 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.

[80] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(13): 25－33.

[81] 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.

[82] 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.

[83] Nanovel [EB/OL]. https://www. nanovel. ag/technology, 2024－11－24.

[84] 刘静, 林冲, 郭世财, 等. 柑橘类水果采摘机器的设计与研究[J]. 包装工程, 2019, 40(17): 56－62.
LIU Jing, LIN Chong, GUO Shicai, et al. Design and research of citrus fruit picking machine [J]. Packaging Engineering, 2019, 40(17): 56－62.

[85] TANG Z, XU L, WANG Y, et al. Collision-free motion planning of a six-link manipulator used in a citrus picking robot [J]. Applied Sciences, 2021, 11(23): 11336.

[86] YIN H, SUN Q, REN X, et al. Development, integration, and field evaluation of an autonomous citrus-harvesting robot [J]. Journal of Field Robotics, 2023, 40(6): 1363－1387.

[87] 鲍秀兰, 马志涛, 马萧杰, 等. 丘陵果园自然环境下柑橘采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 124－135.
BAO Xiulan, MA Zhitao, MA Xiaojie, et al. Design and experiment of citrus picking robot in hilly orchard natural environment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 124－135.

[88] 王毅, 许洪斌, 张茂, 等. 仿蛇嘴咬合式柑橘采摘末端执行器设计与实验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(10): 54－64.
WANG Yi, XU Hongbin, ZHANG Mao, et al. Design and experiment of bite-model end-effector for citrus harvesting by simulating with mouth of snake [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(10): 54－64.

[89] XIAO X, WANG Y, ZHOU B, et al. Flexible hand claw picking method for citrus-picking robot based on target fruit recognition [J]. Agriculture, 2024, 14(8): 1227.

[90] 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.

[91] MA L, HE Z, ZHU Y, et al. A method of grasping detection for kiwifruit harvesting robot based on deep learning [J]. Agronomy, 2022, 12(12): 3096.

[92] WANG Y, HE Z, CAO D, et al. Coverage path planning for kiwifruit picking robots based on deep reinforcement learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107593.

[93] 王佳虹, 王迪, 叶宏宝, 等. 猕猴桃采摘机器人设计及试验[J]. 浙江农业科学, 2023, 64(10): 2418－2422.
WANG Jiahong, WANG Di, YE Hongbao, et al. Design and experiment of kiwi fruit picking robot [J]. Journal of Zhejiang Agricultural Sciences, 2023, 64(10): 2418－2422.

[94] 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.

[95] 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.

[96] 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.

[97] 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.

[98] 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.

[99] 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.

[100] 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.

[101] 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.

[102] 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.

[103] 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.
ZHANG Fan, ZHANG Shuaihui, ZHANG Junxiong, et al. Design of greenhouse cucumber picking robot system [J]. Applied Engineering Technology, 2020, 40 (25): 16－20.

[104] AVL Motion [EB/OL]. https://www.avlmotion.com/nl/?utm_source=chatgpt.com, 2024－11－24.

[105] LEU A, RAZAVI M, LANGSTADTLER L, et al. Robotic Green Asparagus Selective Harvesting [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017, 22 (6): 2401－2410.

[106] LAJPAH S, MUNIH M, MIHELJ M. Mobile robot system for selective asparagus harvesting [J]. Agronomy, 2023, 13(7): 1766.

[107] 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.

[108] 刘雪美，杜帅，苑进，等. 白芦笋选择性收获机末端执行器作业分析与试验[J]. 农业机械学报，2018，49(4)：110－120.
LIU Xuemei, DU Shuai, YUAN Jin, et al. Analysis and experiment on selective harvesting mechanical end-effector of white asparagus [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49 (4): 110－120.

[109] ZHANG P, DAI N, LIU X, et al. A novel lightweight model HGCA-YOLO: Application to recognition of invisible spears for white asparagus robotic harvesting [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108852.

[110] BAC C W, HEMMING J, 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.

[111] 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.

[112] 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.

[113] 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.

[114] 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.

[115] 汪龙. 基于卷积神经网络的语义分割算法研究及其在甜椒图像识别中的应用[D]. 镇江：江苏大学，2021.
WANG Long. Research of semantic segmentation algorithm based on convolution neural network and its application in image recognition of sweet pepper [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2021.

[116] MAVRIDIS P, MAVRIKIS N, MASTROGEORGIOU A, et al. Low-cost, accurate robotic harvesting system for existing mushroom farms [C]. IEEE, 2023.

[117] RONG J, WANG P, YANG Q, et al. A field-tested harvesting robot for oyster mushroom in greenhouse [J]. Agronomy, 2021, 11(6): 1210.

[118] 施浩楠. 移动式仿人双孢菇采摘机器人设计[D]. 南京: 南京农业大学, 2021.
SHI Haonan. Design of mobile robot for picking bisporus mushroom [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2021.

[119] 周顺. 面向工厂化生产的瓶栽白玉菇采收装置设计与试验[D]. 泰安: 山东农业大学, 2023.
ZHOU Shun. Design and test of the bottle-planted white hypsizygus marmoreus harvesting device for factory production [D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2023.

[120] ZHAO K, LI H, JI J, et al. Pressure-stabilized flexible end-effector for selective picking of agaricus bisporus [J]. Agriculture, 2023, 13(12): 2256.

[121] 孙龙霞, 吕宁, 於锋, 等. 蘑菇采摘机器人的结构设计及优化[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(3): 295－301.
SUN Longxia, LÜ Ning, YU Feng, et al. Structure design and optimization of mushroom picking robot [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(3): 295－301.

[122] Vision+Robotics [EB/OL]. https://www.wur.nl/en/research-results/research-institutes/plant-research/vision-robotics-3.htm, 2024－11－24.

[123] 新疆莎车县:"机器人"进田地 解农户"采摘之忧" [EB/OL]. https://www.robot－china.com/news/202309/04/84624.html, 2024－11－24.

[124] 科技把控未来 犍小茉第三代茉莉花采摘机器人荣耀面市 [EB/OL]. https://www.jxsg-tech.com/newsinfo/1100157.html, 2024－11－24.

[125] 陈飞, 葛云, 张立新, 等. 红花采摘机器人集条预定位机构设计与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 10－19.
CHEN Fei, GE Yun, ZHANG Lixin, et al. Design and experiment of the strip-collected pre-positioning mechanism for safflower picking robots [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(15): 10－19.

[126] 郭辉, 陈海洋, 高国民, 等. 基于YOLOv5m的红花花冠目标检测与空间定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 272－281.
GUO Hui, CHEN Haiyang, GAO Guomin, et al. Safflower corolla object detection and spatial positioning methods based on YOLOv5m [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 272－281.

[127] 王延鑫, 汪小旦, 李培艺, 等. 包络式金丝皇菊采摘机械手设计与试验优化[J]. 南京农业大学学报, 1－18[2025－03－03].
WANG Yanxin, WANG Xiaochan, LI Peiyi, et al. Design and experimental optimization of an enveloping golden chrysanthemum harvesting manipulator [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 1－18[2025－03－03].

[128] 陶澄宇. 自主采茶机器人的茶叶剪切位置视觉识别及导引研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2021.
TAO Chengyu. Visual recognition and guidance of tea cutting position for autonomous tea picking robot [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2021.

[129] XU L, XIE Y, CHEN X, et al. Design of an efficient combined multipoint picking scheme for tea buds [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13.

[130] 李亚涛. 茶叶采摘机器人的视觉检测与定位技术研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2022.
LI Yatao. Research on the visual detection and localization technology of tea harvesting robot [D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2022.

[131] 蒋宗祥. 多臂协同的名优茶单芽精准采摘机器人研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
JIANG Zongxiang. Research on the precise picking robot of high-quality tea sprout with multi-arm coordination [D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2022.

[132] LIN G, XIONG J, ZHAO R, et al. Efficient detection and picking sequence planning of tea buds in a high-density canopy [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108213.

[133] WU Y, CHEN J, WU S, et al. An improved YOLOv7 network using RGB-D multi-modal feature fusion for tea shoots detection [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108541.

[134] WU L, LIU H, YE C, et al. Development of a premium tea-picking robot incorporating deep learning and computer vision for leaf detection [J]. Applied Sciences, 2024, 14(13): 5748.

[135] 陈建能, 陈倩雯, 刘林敏, 等. 旋转式两工位名优茶采摘收集一体末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 136－144.
CHEN Jianneng, CHEN Qianwen, LIU Linmin, et al. Design and experiment of rotating two workstations integrated effector for famous tea picking and collection [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 136－144.

[136] 蔡其锴. 名优茶采摘机器人的视觉识别和采摘技术研究[D]. 成都：电子科技大学，2024.
CAI Qikai. Research on visual recognition and picking technology of tea picking robot [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2024.
[137] 白振伟，严富威，袁培海，等. 基于嵌入式机器视觉智能果实分拣机器人设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(3)：61－70.
BAI Zhenwei, YAN Fuwei, YUAN Peihai, et al. Design and experiment of fruit sortingrobot based on embedded machine vision [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(3): 61－70.

Management and harvesting technologies in agricultural robotics: Current status, challenges and future developments

WANG Dezhi, WANG Yanxin, WANG Xiaochan*, SHI Yinyan, ZHANG Yongnian

(*College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing* 210031, *China*)

Abstract: Agricultural robots constitute a crucial trajectory in the evolution of modern agriculture, and has emerged as a focal point of strategic global competition in agricultural equipment technology. As a specialized domain within robotics, agricultural robots are fundamentally composed of an information perception system, decision-making control system, operation execution mechanism, and autonomous mobile platform, having gone through multiple development stages from semi-automation to intelligence. This paper aims to provide a precise understanding of the contemporary research landscape and future trajectories of agricultural robots by delineating their conceptual framework, reviewing relevant national and international development policies, and outlining the underpinning technical background. Agricultural management robots and picking robots are two core directions in the field of agricultural robotics. Management robots achieve precise control of production management operations through real-time monitoring of crop growth parameters and environmental conditions. Picking robots, on the other hand, automatically perform crop picking tasks through autonomous navigation, intelligent recognition and precise control technology. This paper focuses on cutting-edge progress, technical bottlenecks, and key breakthrough directions concerning various management robots, including those for information acquisition, pollination, weed control, plant protection, leaf pruning and intelligent irrigation systems, as well as picking robots dedicated to fruits, vegetables, flowers, and tea. Considering the distinct requirements and characteristics of China′s agriculture, this analysis critically analyzed the technological bottlenecks and key breakthrough directions of agricultural robots, including precise information perception and recognition, real-time data processing and intelligent decision-making, adaptive chassis path planning and autonomous navigation, and operational actuator design and precise operational control. It is envisioned that agricultural robots will be widely applied in the fields of crop management, precision irrigation, pest control and picking, thereby accelerating the the evolution of agriculture towards a more intelligent, precise, and autonomous paradigm. Relying on advanced technology to address challenges in agricultural production, it will promote the optimization of agricultural workforce and the improvement of production efficiency, and server as a foundational pillar for the realization of smart agriculture.

Keywords: agricultural robot; management technology; harvesting technology; smart agriculture; precise operation

Foundation items: National Key Research and Development Program of China(2023YFD2000304); Jiangsu Provincial Key Research and Development Program(BE2021302); Jiangsu Agricultural Science and Technology Innovation Fund Program (CX(21)2006)

First Author: WANG Dezhi, E-mail: 2024212004@stu.njau.edu.cn

***Correspondence Author:** WANG Xiaochan, E-mail: wangxiaochan@njau.edu.cn