doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.001

选择性收获机器人技术研究进展与分析

苑　进[1,2,3]

(1.山东农业大学机械与电子工程学院,泰安 271018;2.山东省园艺机械与装备重点实验室,泰安 271018;
3.山东省农业装备智能化工程实验室,泰安 271018)

摘要:鲜食果蔬成熟度不一致,需依据着色、尺寸等指标有选择地收获,是人工消耗最大、影响产业发展的瓶颈环节。选择性收获技术是农业机器人的重要研究领域,能降低人工成本并提高果蔬利润,已成为国际上果蔬收获技术发展的重要方向。近年来,以白芦笋为代表等地下部和苹果、草莓、番茄等为代表地上部的鲜食果蔬选择性收获技术进展加快,成为农业机器人的研究热点。本文阐述了近年具有市场化前景的选择性收获技术发展与应用情况,梳理出技术研发的实现路径、应用对象和发展脉络。着重分析了末端执行器与收获机构、收获目标识别与定位技术、选择性收获协同控制技术的共性关键问题,归纳了该领域技术研究的开放性问题。最后,总结了我国选择性收获技术面临的挑战和机遇,针对少人化或无人化果蔬生产的应用场景,指出了产业未来发展与技术产品化需考虑的平衡点。

关键词:农业机器人;选择性收获;果蔬采收

中图分类号:TP242.6　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)09-0001-17　　**OSID**:

Research Progress Analysis of Robotics Selective Harvesting Technologies

YUAN Jin[1,2,3]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Tai'an* 271018, *China*
2. *Shandong Provincial Key Laboratory of Horticultural Machinery and Equipment*, *Tai'an* 271018, *China*
3. *Shandong Agricultural Equipment Intelligent Engineering Laboratory*, *Tai'an* 271018, *China*)

Abstract: The maturity of fresh fruits and vegetables is inconsistent, requiring selective harvesting based on indicators such as color and size, which consumes the most labor and becomes a bottleneck affecting the development of the fruit and vegetable industry. Selective harvesting technology (SHT) is an important research field of agricultural robots, which can reduce labor costs and increase fruit and vegetable profits, and has become an important direction for the development of fruit and vegetable harvesting technology in the world. The SHT of fresh fruits and vegetables, including the representative underground parts such as white asparagus and the representative aerial parts such as apples, strawberries, tomatoes, has accelerated iteratively and has become a research hotspot of agricultural robots in recent years. It focused on the development of SHT with market-oriented prospects in the past three years, and sorted out the implementation path, application objects and development context of technology research and development. It focused on the common key issues of end effector and harvesting mechanism, harvesting target recognition and positioning technology, and selective harvesting collaborative control technology, and summarized the open problem of technical research in this field. Finally, it summarized the challenges and opportunities faced by SHT. Aiming at the application scenarios of dehumanized or unmanned fruit and vegetable production, it pointed out that the future development of the industry and the implementation of technology needed to be balanced.

Key words: agricultural robotics; selective harvesting technology; fruit and vegetable picking

收稿日期:2020-07-30　修回日期:2020-08-10

基金项目:国家自然科学基金项目(51675317)

作者简介:苑进(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农机装备研究,E-mail:jyuan@sdau.edu.cn

0 引言

据联合国粮农组织数据统计,2018 年我国新鲜果蔬产量达 9.65 亿吨,占全球果蔬产量的 50%,成为世界第一的果蔬生产大国。果蔬产业是典型的劳动密集型产业,在收获环节中是机器部件与鲜食器官间存在直接或间接的互作过程,容易造成果实损伤,限制了其收获效率,果蔬收获是最难实现机械化作业的瓶颈环节[1]。随着全球范围内的季节性农业产业劳动力急缺、劳动力成本骤升和消费者对蔬果商品化品质要求的日益提高,收获环节占全部投入成本比例越来越大[2],例如美国加州的草莓收获成本占到了生产成本的 60%。针对果蔬产业发展遇到发展瓶颈,解决收获环节的劳动力替代问题,选择性收获技术成为一种新兴技术,也是农业机器人技术的重要研究领域之一[3-5],可以降低人工成本,提高果蔬品质和利润,已成为国际果蔬收获技术发展的重要方向。

果蔬作物生产中,针对可一次性收获作物的机械化收获装备,发达国家技术发展较为成熟,作业已达到了高度自动化。然而仍有大量果蔬作物具有发育和成熟度不一致的生长特性,需要分批次或个性化选择性收获。针对需选择性收获的果蔬个体,其收获环节需要进行快速鲁棒地目标识别定位和高效自动化采收。即使在欧美发达国家高度自动化收获作业水平下,选择性收获技术仍然是尚未解决的技术难题,其发展过程经历着人工收获辅助技术阶段、半自动化收获阶段和机器人选择性收获阶段[6]。目前选择性收获机器人在生产效率和投入产出比方面仍不如人工作业,因此选择性收获仍然以人工作业为主,成为劳动力耗费最大的瓶颈环节[2]。

我国 80% ~90% 的果蔬属于鲜食生产,即采摘后直接进入超市和菜场,对成熟度、外观、品质、货架期的要求大大提高,因此我国对以选择性采收为特征的机器人应用更为急迫、要求也更高,已成为果蔬产业生产发展的重大现实需求。国内外学者针对选择性收获技术开展了大量研究并取得了重要阶段性成果[2]。然而,目前果蔬产业的选择性收获装备产品市场化尚处于空白,高效率、低损伤的选择性收获技术亟待取得突破[5-6]。

以白芦笋为代表的地下部产品和苹果、草莓、番茄等为代表的地上部产品的鲜食果菜是选择性采收机器人研究最为活跃、研发成果最为丰富的领域。针对典型果蔬,本文首先对近 5 年市场化前景较好的选择性收获机器人发展现状进行阐述,然后针对选择性收获涉及的 3 个关键技术展开分析,以高效率、低损伤、鲁棒性为目标,对选择性收获技术趋势和未来发展方向进行分析和展望。

1 选择性收获概念与内涵

依据作物的食用器官是否成熟度一致或是否鲜食,果蔬产品的收获方式分为选择性收获(Selective harvesting)和非选择性收获(Non-selective harvesting)两种(如图 1 所示)。其中,非选择性收获又可分为一次性收获(Clear harvesting)和批次收获(Bulk harvesting)两种。一次性收获是指收获植株所有食用和非食用器官,如马铃薯、花生、菠菜、甘蓝等;批量收获是指不加区分地分批次收获所有食用部分,如采用激振方法收获的非鲜食番茄、葡萄、苹果,击打方式收获的蓝莓,分层切割的茶叶等。需选择性收获的作物大多是多年生,或一年生但作物花期长、多次开花座果或鳞芽多次萌发,每次收获作业需要针对果实个体且仅收获成熟的果实。不同果蔬成熟收获期跨度差异很大,短则一周,长则数月。果蔬产品是否需要选择性收获,主要考虑一次性收获和选择性收获成本比较、收获后是否鲜食、收获批次成熟相对一致性、是否产品分级、果实价值梯度等与农产品商品性收益间的综合平衡。

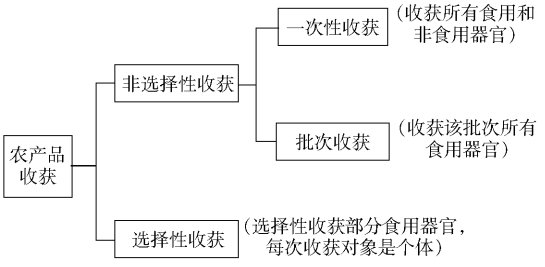


图 1 果蔬收获方式分类框图

Fig. 1 Taxonomy block diagram of fruit and vegetable harvesting

选择性收获最早来源于林业管理中有选择地进行树木间伐。目前国际上对选择性收获技术没有一个公认的定义,比较可行的定义为:移除单株或多棵植株,使其他植株仍生长在土壤上[7]。但这个定义并不适用于农业领域的农产品收获。

在果蔬的生长发育过程中,由于各食用器官个体所在根茎叶的结构位置差异及其对应的外部“光、温、气、肥、水”等不同输入,导致在相应的食用器官中营养物质积累、着色过程和干物质生长量等指标发育不均匀,在果实上表现出成熟度不一致。选择性地适期采收不仅能体现农产品的最佳品质和商品属性,而且能够获得最大的经济效益。此时相应的收获过程需要对目标物进行选择,依据其果实成熟度、产品尺寸、色泽、纹理、硬度等特征或食用部

分内含物的糖度等单个或多个指标综合评价，并根据产品特点、采后用途、运输特点和贮藏特点，确定其选择性采收标准，决定其是否符合即时收获条件，进行选择性收获[8]。更宽泛的定义是，选择性收获是相对于不加区分地一次性收获而言，即在一次收获过程中，需要对待收获食用部分或全部植株加以采收，允许剩余未采收的果实继续生长发育直至进入下个批次采收。

综合上述分析可知，选择性收获技术具备市场化的存在条件和刚性需求，但这并不等同于符合进入现有市场的应用条件。原因在于：相比现有选择性收获机器人，尽管人工采收存在收获质量因人而异、参差不齐问题，但人工选择性采收的优势在于功能多样性导致其成本边际效应低，因此现阶段产业工人采收仍然有其成本优势。只有当选择性机器人在采收速度和品质综合质量高于产业工人采收或选择性采收标准（如采用多光谱的内容物量化指标）是人工无法胜任的情况下，机器人选择性采收才具有市场化优势。目前看，国内外选择性收获技术成熟度和应用成本还未达到进入市场条件。然而在产业工人短缺和成本持续提高情况下，通过农业机器人降低农产品生产成本已成共识，为此各国都在加大研发工作以加速机器人选择性采收的市场化进程。

2　选择性收获技术研究进展

农业生产属于非结构化环境并且在天气条件、植株位置和时间上存在较大差异，本质上的不确定性对农业机器人提出了更高的灵活性和适应性要求。农业机器人领域涵盖了多个农业生产环节的不同技术领域[4]，收获过程中涉及到机器与果实互作，因而收获是果蔬生产中最具技术集成度的环节，而选择性收获更是因作业动作要求精细成为农业机器人技术最具挑战性的任务之一。

随着传感器、深度学习和机器人技术的快速发展，近年来选择性收获技术得到了快速发展，特别是以白芦笋为代表的地下部产品和苹果[6]、草莓、番茄等为代表的地上部产品的鲜食果菜成为最具活力的选择性收获机器人研究领域。特别是近 5 年来，农业机器人的选择性收获领域已出现了许多初创公司，为全球农业机器人研发增添了最为活跃的因素。考虑到其商业化的驱动因素，一方面，初创公司快速成为除大学和研究机构外的重要创新实体，并能最快速地吸收研究进展和技术要素；另一方面，初创公司能更好地平衡技术实现、装备成本和市场应用等因素，促进其成为引导选择性收获机器人发展的最重要力量。

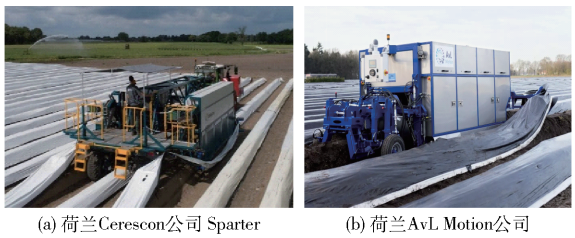
本文按果蔬产品分布的不同，分地下部和地上部两类，按照市场化前景情况，分析国内外选择性收获机器人技术发展进程。

2.1　地下部产品

地下部产品是指采收的可食用部分生长于土壤中，其选择性采收需要位置判断、茎芽切割、土壤分离等过程，这就意味着采收末端执行器不但要与地下根茎互作，还需要与土壤交互。地下部产品的选择性收获以白芦笋最为典型。我国白芦笋种植面积约 10 万公顷，种植面积和产量都居世界第一，是白芦笋最大生产国和出口国。白芦笋一次栽植多年采收，笋芽地下生长，嫩茎先后抽发，成笋时间不一，每年持续采收 3 ~ 5 个月[9]。非选择性（批次收获）白芦笋收获机，不区分笋芽长度，一次性切割，伤根严重，成笋率低，严重降低产量[10]，已被笋农弃用。白芦笋笋芽先后抽发，成熟时间不一，依据笋芽出土状态的选择性收获是目前公认的最佳收获方式，目前全部采用人工挖掘作业[9-10]。

白芦笋的选择性采收包含笋尖识别、垄面定位、快速入土、定距切根、笋体夹持、笋体拔取、土笋分离、土壤回填和笋体集箱等一体化作业。在此过程中涉及末端执行器、笋芽与土壤互作过程，容易影响到采收笋芽的商品化外观和品质属性；加之白芦笋生长于地下，笋芽在土壤中的形态存在差异，精准检测难度大，笋芽垄面识别存在更多不确定性，准确判断难度大；因此在上述离散化收获过程中难以实现高速低损伤采收，因此白芦笋被认为是机器人选择性收获难度最大的蔬果之一。

在白芦笋收获机器人领域，目前最具市场化前景的是荷兰 Cerescon 和 AvL Motion 初创公司（图 2）。前者研发了第一款拖拉机牵引式白芦笋选择性收获机器人 Sparter（图 2a）[11]，采用了 3 项创新专利技术：垄面下芦笋检测，精准白芦笋收获末端执行器和双臂并行收笋机构，这将使收获成本降低 50%，顶级芦笋的产量提高 20%，单产提高 20%。目前该原型系统还处于测试阶段，尚未完全达到商业化应用。该机器人的采收效率取决于芦笋的品种、天气状况和收获频率，收获效率约 0.3 hm^2/h。



(a) 荷兰Cerescon公司 Sparter　　(b) 荷兰AvL Motion公司 COMPACT S1560

图 2　白芦笋选择性收获机器人

Fig. 2　White asparagus selective harvesting robot

在一个芦笋采收季,单行作业机器人可覆盖约 30 hm^2,结合黑白膜覆盖的种植方式,收获频率降为每 2.5 天 1 次,每天收获 16 h,相当于 25 个人工采笋工作量。

AvL Motion 公司研发了第一款无需人工干预就能成功进行白芦笋选择性收获的 COMPACT S1560 型自主机器人(图 2b)[12],采用光学视觉手段检测出土笋芽,设计的末端执行器采用了入土、切割、柔性夹持和出土过程,几乎不需要进行土笋分离,采用基于运动链循环的 10 个末端执行器模块同时用于同一垄的收获。该机器人以 3.6 km/h 的恒定速度跟踪芦笋床,每株平均收获时间为 1.3 s,收获垄宽为 60 mm,芦笋收获长度为 240 ~ 340 mm。

2.2 地上部产品

地上部器官是指采收的可食用部分位于地上,即采收末端执行器不需要与土壤交互,直接与食用部分互作,或通过柄、茎间接与食用器官互作。苹果、草莓、番茄等是全世界最广泛种植和广受欢迎的鲜食果蔬,世界范围内鲜食比例为 80% ~90%。由于其采收期长达 14 ~ 150 d 不等,其鲜食果实是地上部器官选择性收获的典型目标,世界范围内仍主要依赖人工采收。

地上部产品的选择性采收方式主要有两大类:果实类(如苹果、大果番茄、猕猴桃等)采收和果梗类(如串番茄、葡萄、草莓等)采收。前者需要末端执行器直接接触果实,损伤可能发生在采收、输送和集箱环节;后者直接接触果梗不接触果实,损伤仅可能发生在集箱环节。地上部产品的选择性采收难度在于:不同栽培模式、果实之间贴碰聚集、果实与枝叶间遮挡重叠严重、果实容易机械损伤[13]、外形尺寸复杂多变、果实冠层内分布和待收获姿态差异大等因素,造成了识别上的不确定性和采摘机理与结构上的差异,从而造成选择性收获难以实现高效率、低损伤和鲁棒性。

在苹果收获机器人[6]领域,目前最具市场化前景的初创公司为以色列的 FFRobotics(图 3a)和美国的 Abundant Robotics(图 3c)。两者目前还在针对实际果园收获状况进行技术改进,并于 2019 年 10 月在美国华盛顿果园中,开展了苹果收获技术竞赛与性能评估。FFRobotics 开发了一种伸缩式三指末端执行器[14](图 3b),通过串行 PPP(Prismatic-prismatic-prismatic)方式接近采摘目标、伸缩抓取和扭断果梗实现果柄分类的快速采摘苹果。Abundant Robotics 公司则开发了一种具有基于真空吸入的末端执行器[15](图 3d)的并行机器人。两者都是采用深度相机方式识别和定位苹果,串行机器人的优势是能够覆盖更大苹果树冠,并由于其较小的径向尺寸允许伸入树冠中;并行机器人的优势在于快速和鲁棒的采收效果,并在收获的同时可以完成集箱过程,因而减少了采收环节,极大地缩短了苹果收获时间。FFRobotics 宣称,优质水果的采摘效率比人工高 10 倍,但没有给出单果平均采收时间。Abundant Robotics 则宣称能够每秒采摘一个苹果。



(a) 以色列FFRobotics公司研发的苹果采收机器人　(b) 三指抓取式末端执行器

(c) 美国Abundant Robotics公司研发的苹果采收机器人　(d) 真空吸入式末端执行器

图 3 苹果选择性收获机器人

Fig. 3 Apple selective harvesting robot

在设施环境下的番茄选择性收获领域,目前美国 Root AI 和以色列 Metomotion 初创公司具有较好市场化前景。Root AI 公司研发了小番茄单果选择性采摘机器人 Virgo(图 4a),实现了设施种植行内自动移动,应用 3D 相机所获取的空间图像信息和深度学习技术,检测果实成熟度和推断目标番茄的位置,采用食品级材料的小型三爪末端执行器[16],可以在不伤番茄的情况下快速完成小番茄果的采摘。



(a) 美国Root AI公司研发的小番茄采摘机器人　(b) 以色列Metomotion公司研发的串番茄采摘机器人　(c) 日本松下公司研发的小番茄采摘机器人

图 4 番茄选择性收获机器人

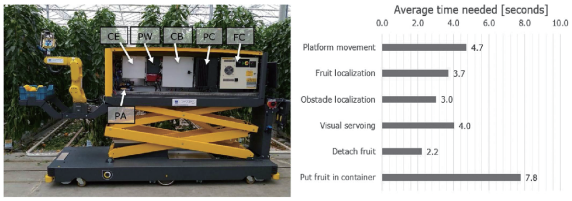
Fig. 4 Tomato selective harvesting robot

Metomotion 公司研发了温室大果番茄的成串选择性采摘机器人(图 4b),设计了与现在商业化生产配套的自主移动、双六自由度机械臂独立作业系统和集成机载系统,具有先进的 3D 视觉系统和机器视觉算法可识别和定位成熟的果实,设计的两自由度闭合链串番茄果梗套剪夹持末端执行器[17],用于分离其他碰触的果实,并夹持果梗以实现无损收获目标串番茄,从作业视频看,每串番茄收获速度为

8 ~ 12 s。

日本松下公司研发了温室小番茄单果采摘机器人(图 4c),使用相机和距离图像传感器检测待收获区域的植株与果实分布,依据获取的番茄颜色评估目标物的收获可行性,通过获取区域中茎叶和番茄的形状、位置和其他信息,形成对实际采摘路径和姿态规划,激活收获末端执行器和机械手分别抓住果实和茎,然后施加适当的力以分离它们。该方法是仿生人工拾取动作而开发的。目前速度达到 6 s 收获一颗番茄。

在设施甜椒收获机器人领域,ARAD 等[18]开发了设施用甜椒选择性收获机器人 SWEEPER(图 5a),采用六自由度工业臂配有甜椒采摘专用末端执行器实现无损收获,与带有结构光的深度相机配合深度学习方法检测甜椒和果柄,通过 ROS 系统实现收获过程控制。在生产性温室中的性能测试表明:在合理打叶条件下收获成功率为 61%,正常生产条件下收获成功率为 18%,甜椒采收平均时间是 24 s,通过提高 AGV 底盘的运动速度,可降低到 15 s。图 5b 给出了每个采收周期中各个子动作的平均消耗时间,从中可以看出视觉伺服、果实集箱和平台移动 3 个子过程耗费时间最长。

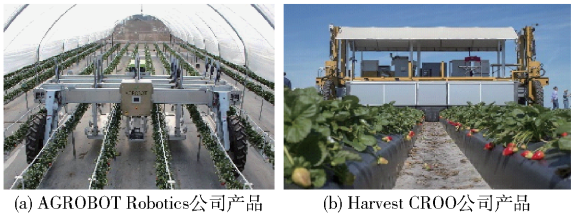


(a) 甜椒收获机器人SWEEPER　(b) 选择性收获子过程消耗时间

图 5　温室甜椒选择性收获机器人

Fig. 5　Greenhouse sweet pepper selective harvesting robot

西班牙初创公司 AGROBOT Robotics 开发了针对高垄栽培和架式栽培草莓选择性收获机器人[19](图 6a),通过 24 个独立机械臂以无线方式协同工作,每个机械臂带有一个短视距集成彩色和红外深度传感器和图像处理单元确定待收获草莓的成熟度,其末端执行器采用断茎夹持方式收获草莓,不直接接触果实,避免损伤。



(a) AGROBOT Robotics公司产品　(b) Harvest CROO公司产品

图 6　草莓选择性收获机器人

Fig. 6　Strawberry selective harvesting robot

美国初创公司 Harvest CROO 针对地面栽培和高垄栽培草莓设计了 4 行同时作业的选择性收获机器人[20](图 6b)。考虑到大田的高垄栽培模式中草莓与茎叶遮挡问题,设计了一种开卷式茎叶围拢装置,将草莓果从茎叶中暂时分离开,然后使用围绕植株旋转的光学相机识别并定位草莓果。创新设计了每行配置 6 个鸭嘴式食品级硅爪组成的采收轮,避免了拾取和移动以减少采收时间,采收的草莓依次转运到顶部的输送带上完成集箱和包装作业。

新西兰新创公司 Robotics Plus 研发了多机械臂猕猴桃选择性收获机器人[21-22](图 7a)用于棚架式果园中自主作业。机器人由 4 个专为猕猴桃收获而设计的三自由度机械臂和末端执行器,机械臂采用平行四杆机构以确保末端执行器的垂直状态,末端执行器(图 7b)采用柔性二指夹持和扭转方式将猕猴桃从果梗上无损伤地快速分离。视觉系统利用深度神经网络和带结构光的立体视觉信息实现猕猴桃可靠检测和定位。机器人果园收获测试中收获成功率达到 86.0%,其中收获的 55.8% 猕猴桃中,每颗猕猴桃的收获周期为 2.78 s。

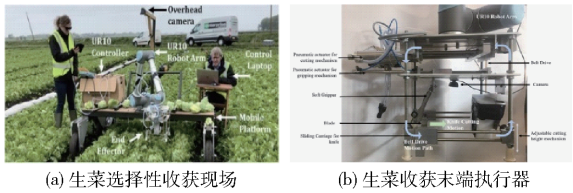


(a) 猕猴桃选择性收获机器人作业现场　(b) 猕猴桃收获末端执行器

图 7　猕猴桃选择性收获机器人

Fig. 7　Kiwi fruit selective harvesting robot

生菜生长存在成熟度不一致情况[23],英国剑桥大学 BIRRELL 等[24]开发了大田球形生菜选择性收获机器人 Vegebot(图 8a),包括深度相机、UR10 六自由度机械臂和末端执行器(图 8b),视觉系统使用两个集成的卷积神经网络来实现生菜图像的分类和定位,基于力反馈的无损收获控制方法确保可重复的收获一致性。在采收性能测试中,生菜到生菜的平均采摘周期为 31.7 s,采收成功率 88%,采后的非商品率仍高达 38%。



(a) 生菜选择性收获现场　(b) 生菜收获末端执行器

图 8　生菜选择性收获机器人

Fig. 8　Lettuce selective harvesting robot

与白芦笋不同,绿芦笋是笋芽破土后生长于地表,依据生长高度进行选择性收获经济效益高。德国不来梅大学的 LEU 等[25]设计了一种自主行走式绿芦笋选择性收获原型机器人(图 9a),实现了沿着

垄行走,采用深度相机检测芦笋茎秆,基于获取的三维点云信息评估,并识别收获笋芽位置,设计的柔性夹持剪切采收末端执行器完成无损收获。



(a) 德国大田收获现场 (b) 美国大田收获现场 (c) 日本设施收获现场

图 9 绿芦笋选择性收获机器人

Fig. 9 Green asparagus selective harvesting robot

美国 Geiger-Lund 公司设计了一种大田牵引式绿芦笋选择性收获机械[8](图 9b),达到采收高度的绿芦笋会触发传感器信号,进而触发相应位置的铲刀快速铲根,铲后绿芦笋在毛刷辊的夹持作用下依次输送到集箱传送带上。

日本初创公司 SAGA 设计了设施绿芦笋选择性收获机器人(图 9c),通过设施内地标线识别实现巡线自主行走,绿芦笋检测系统配备了红外传感器和深度相机,可根据识别的长度信息识别待采绿芦笋,采用了四自由度机械臂和两指柔性夹持末端执行器,切断绿芦笋并集箱。机器人可持续工作 10 h,甚至可晚上收获作业。现有的绿芦笋收获机器人还面临如何处理绿芦笋茎秆密度较大以及聚集状况下的选择性收获难题。

3 选择性收获关键技术

选择性收获研究始于 20 世纪 80 年代,近年来,传感器感知精度、识别速度、新型采收结构及其控制方法都在快速更新,不断完善,但主要受限于选择性收获属于离散化采收过程,现有种植农艺下食用果实的随机分布、果实密度低、果实间相互遮蔽、采收过程涉及子环节多等因素,造成采收机构执行速度低、成本过大、采收过程不可靠等问题,选择性收获技术还需要结合农艺创新共同攻克现有技术瓶颈。

选择性收获技术最重要的目标是高效率、低损伤、鲁棒性和低成本。其技术水平可参考的衡量指标为:收获效率:单位时间内收获数量;识别成功率:成功识别的可采收果实数量占符合选择指标果实数量的比例;收获成功率:成功集箱的果实数量占符合选择指标果实的数量比例;产品损伤率:损伤果实数量占成功集箱的果实数量比例;人机收获比:符合选择指标果实的人工收获质量与机器人收获质量比例,该指标可作为机器人收获能力的综合评价特征。

上述指标的重要程度依选择性收获实现难度、投入产出比、技术成熟度、产品市场化程度和选择性收获需求程度的具体情况存在差异,可作为装备选择或商业化运营的参考依据。

机器人选择性收获的流程(如图 10 所示)包括 3 个步骤:对目标与环境的感知;待收获目标的识别与定位;驱动单个或多个收获臂和末端执行器完成收获动作。依据目前选择性收获技术进展与动态,仅涉及直接相关的关键技术:末端执行器与收获机构;收获目标识别与定位技术;选择性收获协同控制技术。下面整理出选择性收获领域的主要技术特征和演化脉络,并给出本领域的研究开放性问题。

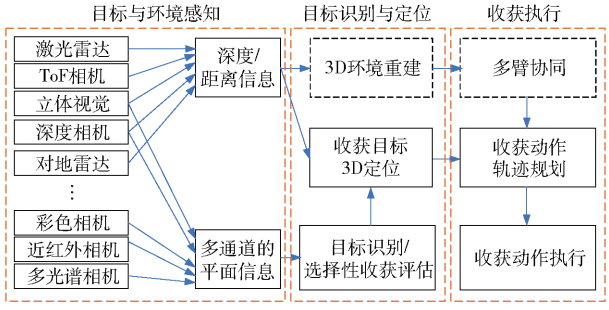


图 10 选择性收获流程图

Fig. 10 Flowchart for selective harvesting framework

3.1 末端执行器与收获机构

在收获过程中,末端执行器依靠力封闭直接抓取果实或通过夹持果梗与果实互作,具体包括:隔离聚集的非目标物、从植株上分离目标物、运输目标物至集箱作业的全部或部分过程。由于待收获目标物因形状、力学特性、接触部位、是否聚集等属性千差万别,收获方式不一而同,其末端执行器的实现形式也不同(见图 11)。这种互作方式是选择性收获的本质属性,决定果实是否易损和外观是否完整程度、收获环节长短、收获机构自由度,进而影响收获机构、控制方式等子系统的复杂度和成本,从而影响机器人的收获速度、采摘成功率和鲁棒性。

3.1.1 地下部末端执行器与收获机构

本节以典型地下部产品白芦笋的选择性收获为例,分析其收获方式与机构实现。针对地下部产品的选择性收获场景,一般地,末端执行器及收获机构完成果实收获需 4 个步骤:部件入土、茎芽切断、茎芽夹持和土茎分离。其中,部件入土子过程的要求是尽量减小对垄面破坏以利于后续作业、减少入土覆盖面积以减小对垄面下未成熟笋芽的损伤。目前其实现形式分为:垂直垄面的下插入土和垄侧入土两种方式。后者对垄面破坏较大,因此目前多数采取下插入土方式。茎芽切断是指将上部笋芽与基部笋茎分离的过程,其可分为:剪切型、咬合型、土壤固定的切割型 3 种切断方式,前两种是指末端执行器配有动定两个匹配刀片或两个相对咬合的动刀片,可以完成有支撑切割;后者是指只有一个动刀片,而

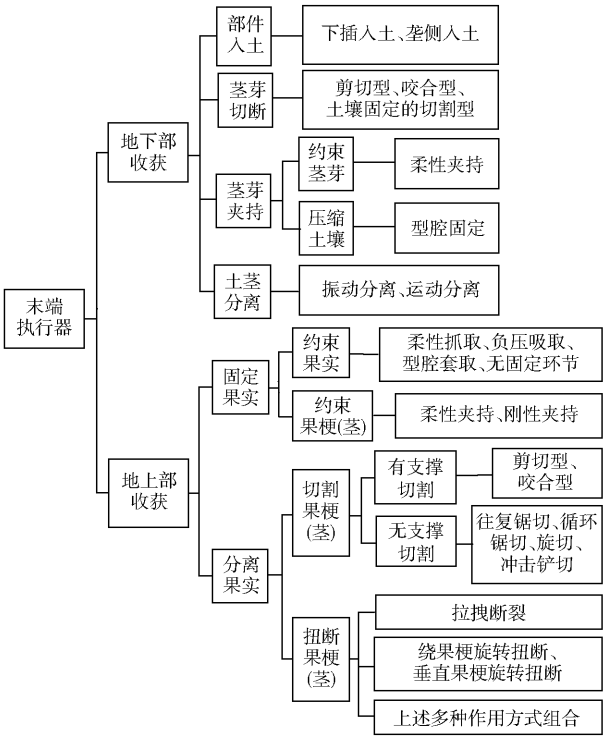


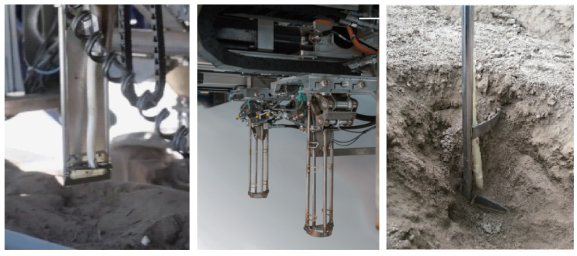
图 11　收获末端执行器分类框图

Fig. 11　Taxonomy of end-effectors of harvesting

笋芽被土壤固定，也同样可以完成有支撑切割。茎芽部位的夹持又分为：通过柔性材料直接夹持茎芽和通过型腔压缩土壤约束茎芽；夹持茎芽的优点在于同时完成茎芽夹持和土茎分离，且基本不需要土壤回填过程。如果采用土壤约束茎芽，则需要土茎分离环节，分为振动分离和运动分离两种分类方式，这种方式需要回填土壤和垄面恢复作业。

图 12 给出了白芦笋选择性收获末端执行器的不同形态，AvL Motion 公司的剪切夹持式（图 12a）、Cerescon 公司的咬合切断、型腔固定和振动分离式（图 12b）、山东农业大学的横切夹持式[26]（图 12c），后者的入土阻力更小，采用夹持笋芽方式出土几乎无需土壤回填，显著减少了后续作业环节。AvL Motion 公司采用固定在循环链条式结构上的 10 个末端执行器并行工作，而 Cerescon 公司则采用 2 个相互关联的末端执行器并行执行前置工序与土茎分离作业，这样提高了白芦笋的并行采收速度。两个初创公司都采取了采笋机械臂高速运动补偿机器人的行走策略，实现以恒定速度自走过程中白芦笋不停车收获。Cerescon 公司还设计了垄形修复机构以恢复因采收作业对垄面的破坏。

LI 等[27]采用离散元方法比较了两种不同的白芦笋采收末端执行器（横切夹持式和夹切夹持式）与土壤和笋芽互作的采收过程，也分析了茎芽夹持中的白芦笋所受作用力以及部件入土时土壤阻力，为末端执行器的采收控制提供了数据支持。



(a) 剪切夹持式　(b) 咬合切断、型腔固定和振动分离式　(c) 横切夹持式

图 12　白芦笋选择性收获末端执行器

Fig. 12　End effector of white asparagus selective harvesting

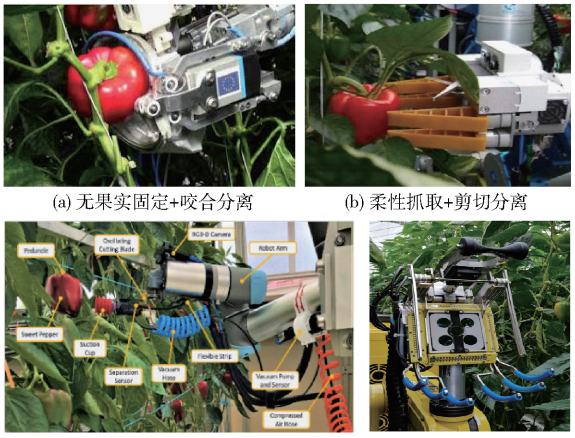
3.1.2　地上部末端执行器与收获机构

针对地上部产品的选择性收获场景，一般地，末端执行器及收获机构完成果实收获分为 2 个步骤：固定果实和分离果实，理论上这两步可以分开，也可以一体[28]。固定果实可能发生在分离果实前后两个阶段中，前阶段是为分离果实而固定，后阶段是为集箱而固定。固定果实可归纳为约束果实和约束果梗（茎）两种固定方式，前者如苹果[29-30]、猕猴桃、单果采摘番茄、绿芦笋等，约束果梗如串摘番茄、鲜食葡萄等。约束果实的方式可归纳为 4 种：柔性抓取、负压吸取、型腔套取和无需固定环节。柔性抓取一般采用全柔性材料（硅胶等）、刚性结构覆盖柔性材料（海绵等）或可结构变形柔性材料（柔性手指[31]），其驱动方式常见有机械直驱、绳牵引[32]或气动驱动[33]等。负压吸取是利用果实光滑表面与真空吸嘴的吸附关系固定果实，例如甜椒真空吸附[34]。型腔套取是利用固定形状的半封闭型腔承接并约束果实，一般的型腔套取方式没有驱动部件。无需固定环节通常与分离果实环节结合在一起，例如 Abundant Robotics 公司的真空吸入收获方式中（图 3d），并无直接接触苹果的部件。约束果梗（茎）是指在果实分离后通过固定果梗（茎）实现果实固定。一般地分为柔性材料覆盖的刚性部件夹持或刚性部件直接夹持。

分离果实是收获的核心子过程，大致可分为扭断果梗和切断果梗两种分类方式。由于在果梗基部存在未木质化的离层，具有较小的机械强度，如苹果、番茄等，通过正确的角度扭转[35]，即可将果实从果梗上分离下来，这种方式更有利于果实储运和商品货架期。扭断果梗（茎）有拉拽断裂、绕果梗旋转扭断或垂直果梗旋转扭断[36]以及上述多种作用方式组合 3 种实现方式。例如 Root AI 公司的小番茄果采收和 FFRobotics 公司的苹果采摘扭断分离方式。对于果实的果梗离层发育不明显或茎芽不存在离层的情况，需要借助于刀片切断果梗或茎部，切割果梗（茎）可归纳为有支撑切割和无支撑切割两种

方式,其中前者又分为剪切型[37]和咬合型[38-39],后者分为往复锯切[18]、旋切[40]、循环锯切和冲击锯切[34]4 种实现形式。

以设施中的甜椒收获为例,图 13 给出了不同末端执行器的 4 种收获方式。其中无果实固定是通过果梗自然固定果实,因此对末端执行器采摘姿态要求较高,而果实固定方式则更有利于果实分离点的确定。上述方案均没有提及果实聚集下的收获情况。



(a) 无果实固定+咬合分离 (b) 柔性抓取+剪切分离

(c) 负压吸取+冲击铲切 (d) 无果实固定+往复锯切

图 13 甜椒末端执行器收获方式对比

Fig. 13 Comparison of end effector types for sweet pepper harvesting

以番茄收获为例,图 14 给出了大小果番茄果收和串收的 4 种收获方式。图 14a、14b 分别为采用柔性抓取 + 垂直果梗旋转扭断的分离方式采收大番茄单果和小番茄单果;图 14c、14d 分别为采用剪切型切断果梗 + 刚性夹持果梗的固定方式采收大番茄串果和小番茄串果;串收方式效率更高些,但需要从育种和农艺上保证同串果成熟度一致性高,否则只能采取果收方式。



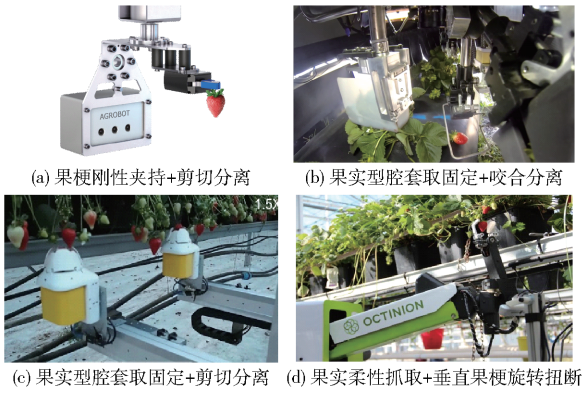
(a) 大番茄单果采收 (b) 小番茄单果采收

(c) 大果番茄串收 (d) 小果番茄串收

图 14 大小果番茄果收和串收的 4 种收获方式

Fig. 14 Four harvesting methods for large and small tomatoes

以草莓收获为例,高架种植模式[41]最有利于形成半结构化的选择性收获结构,高垄栽培次之,地面栽培最不利。图 15 给出了不同栽培模式下末端执行器的 4 种收获方式。高架栽培模式下,图 15a 为果梗刚性夹持 + 剪切分离方式;图 15c 为果实型腔套取固定 + 剪切分离方式[42-43];图 15d 为果实柔性抓取 + 垂直果梗旋转扭断分离方式。高垄栽培模式下,图 15b 为果实型腔套取固定 + 咬合分离方式。由于草莓果型小,若采收频率不高,容易产生聚集现象,将极大地影响采收效率,因此末端执行器设计需要考虑如何分隔非采收目标,相对果梗固定,果实固定方式对采摘姿态和采收空间要求较高。



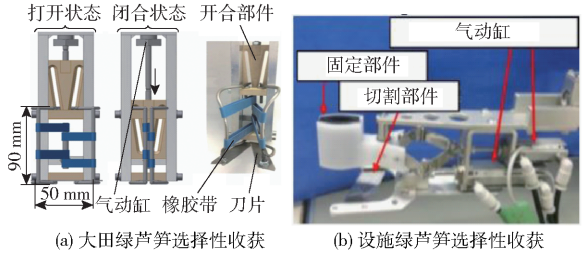
(a) 果梗刚性夹持+剪切分离 (b) 果实型腔套取固定+咬合分离

(c) 果实型腔套取固定+剪切分离 (d) 果实柔性抓取+垂直果梗旋转扭断

图 15 草莓选择性收获末端执行器

Fig. 15 End effector for selective harvesting of strawberries

以绿芦笋收获为例,图 16 给出了大田和设施种植绿芦笋选择性收获的两种收获末端执行器。图 16a 为采用 4 条柔性橡胶夹持笋芽 + 底部茎芽切断分离方式采收大田绿芦笋;夹持部件有较长的开口便于引导末端执行器采收笋芽,但由于不同长度的笋芽会出现聚集现象,如何将聚集的非目标笋芽隔离而仅夹持目标笋芽,且此种情况下末端执行器是否有足够自由度用于调整采收角度未见描述。图 16b 为采用两指柔性抓取笋芽 + 底部茎芽切断分离方式[44]采收设施起垄种植的绿芦笋。



(a) 大田绿芦笋选择性收获 (b) 设施绿芦笋选择性收获

图 16 绿芦笋选择性收获末端执行器

Fig. 16 End effector for selective harvesting of green asparagus

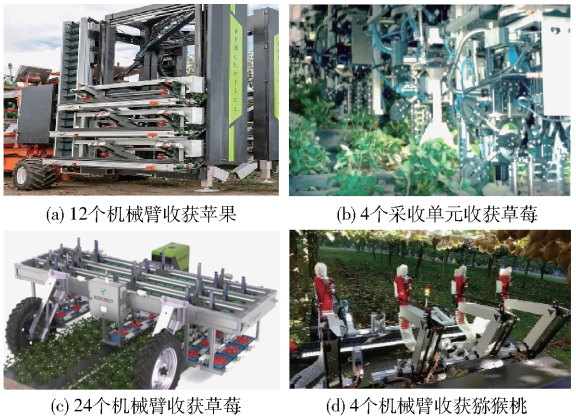
3.1.3 多机械臂并行收获技术

选择性采收过程的本质离散化特点,决定了其无法实现像非选择性收获一样的高速性能。为了提高收获速度,很多选择性收获机器人设计方案开始选择多机械臂并行收获技术[45-47],以提高收获效率。当食用器官在收获区域内的分布密度足够大且

分布相对均匀，或者单个机械臂单次收获周期较长时，多臂并行收获有效。

目前多机械臂并行技术分为两种：区域独立的绝对并行、区域共享的相对并行和两种混合方案。前者是将待收获区域划分成没有交集的子区域，每个机械臂只在相应子区域上作业，这种方案既可以通过机械设计实现隔离，也可通过运动控制实现隔离。其缺点是果实分布不均匀时无法互补作业。区域共享的相对并行方式是多机械臂在同一采收区域作业，机械臂通过分时共享物理上的采收区域，这种方案的优点是多个机械臂可以在果实分布不均匀时通过互补提高作业效率，但由于多机械臂可能会出现干涉现象，因而控制策略复杂且对控制实时性要求高。

图 17 给出了多机械臂并行选择性收获实现方案。图 17a 为 FFRobotics 公司开发的多机械臂并行收获方案[47]，将 12 个机械臂布置在两侧针对两行苹果同时采摘，每侧为 3 组，每组配置 3 个机械臂，其中每组将苹果分布分成 3 个相互独立子区域[14]，且组间在高度方向上共享、组内在水平方向上共享采收区。为避免机械臂模块间的碰撞和干涉，采用了机械臂物理区域隔离和控制策略隔离两种混合方式。图 17b 为 Harvest CROO 公司开发的高垄栽培草莓采收的 4 个采收单元并行收获方案，将每垄区域分配一个独立的采收单元，属于区域独立的绝对并行的方式。图 17c 为 AGROBOT Robotics 公司开发的采收高架栽培草莓的 24 个采收机械臂的并行收获方案，将 24 个机械臂布置在 6 个直线模组单元上，4 个机械臂共享该单元的直线模组，6 个直线模组单元在前进方向上机械隔离，同单元内的 4 个机械臂在控制策略上实现隔离。图 17d 为 Robotics Plus 公司设计的棚架式猕猴桃 4 个机械臂并行采收方案，4 个机械臂共享采收区域，要通过控制策略来约束相邻两个机械臂的采收行为。



(a) 12个机械臂收获苹果　(b) 4个采收单元收获草莓

(c) 24个机械臂收获草莓　(d) 4个机械臂收获猕猴桃

图 17　多机械臂并行选择性收获

Fig. 17　Multiple robotic arms parallel selective harvesting

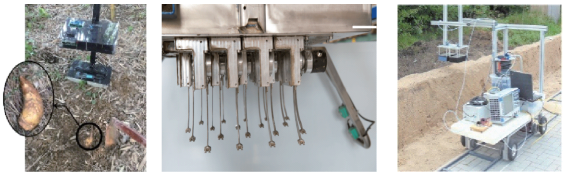
综上分析可以看出，多机械臂的设计方案需要平衡作物果实的分布密度和每个采收机械臂的负荷。

3.2　收获目标识别与定位技术

选择性收获机器人的优势之一是借助目标物感知，可靠地判断目标物是否符合采收指标的能力且设置不同的采收指标阈值，可方便地决定采收标准[48]。选择性收获过程中，需要使用传感器感知目标物的尺寸、形状、色泽、纹理、硬度等信息，进行选择性评估、目标物识别和确定空间位置信息。由于果实分布随机、果实聚集、目标物与非目标物相互遮挡、背景信息和光照持续变化等因素，加之传感器的振动、传播路径误差、感知误差等，造成采收目标识别、选择与定位过程中存在诸多不确定性，从而影响识别鲁棒性与定位精度，进而影响机器人的收获速度和采摘成功率[49]。

3.2.1　地下根茎的无损检测与定位

针对地下部食用器官检测，林为政等[50]通过分析高频下冬笋-土壤介电常数模型，提出一种基于时域反射的冬笋探测方法（图 18a），利用幅值比和相位差有效对冬笋进行探测，准确率达到 70%。Cerescon 公司也使用同样原理的检测方法，应用多个分布式接近传感器（图 18b）在不接触芦笋的情况下无损检测垄下芦笋位置，定位信息传送给收获机器人，设计的探测指快速回缩装置防止与芦笋机械接触，从而使其保持完好无损。SEYFRIED 等[51]采用对地雷达技术非侵入地感知垄面下笋芽的长度（图 18c）。



(a) 地下冬笋探测　(b) 垄下白芦笋检测与定位　(c) 对地雷达白芦笋检测

图 18　地下根茎选择性收获的无损检测

Fig. 18　Non-destructive test of underground spears for selective harvesting

3.2.2　地上果蔬的目标识别与定位

地上部产品的选择性收获技术更多采用彩色相机、立体视觉、深度相机[52-54]、激光雷达[55]、ToF 相机、近红外相机甚至多光谱相机，主要提供感知范围内的两类信息：多通道的 2D 形态特征和场景的 3D 坐标特征[55-56]，用于表征果实和背景环境及其变化。主要任务包括：目标与背景识别或分割、选择性收获评估和目标物定位[57-61]。

选择性收获技术的目标识别与定位多借鉴或集成应用机器视觉、模式识别和机器学习领域中技术

成果。其技术演化脉络[62]如图 19 所示。在目标与背景识别早期,通常以彩色、近红外[63]、光谱等图像或 3D 点云特征为数据源,分析并提取颜色、形态、大小、纹理、反射光谱等可视化特征[50]或 SIFT、HOG、SURF、DPM 等底层特征[64],将单一特征或多个特征融合[65]表征,结合机器学习理论,如决策树、支持向量机、集成学习等算法,形成了数据预处理、特征计算、分类识别与语义分割[66-67]等。

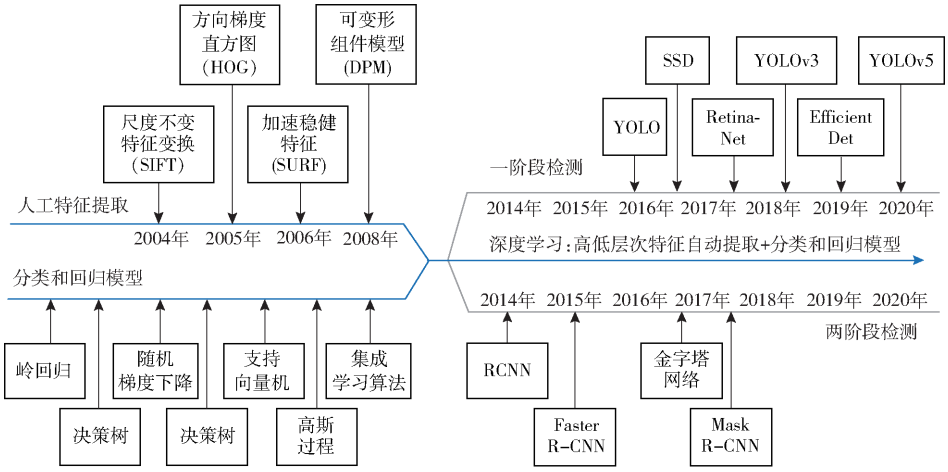


图 19 目标识别与定位技术演化脉络

Fig. 19 Evolution of object detection and localization

由于目标物和非目标物特征表征受限于:样本量不足和正负样本不平衡,特征水平、特征数量和抽象层级不足等因素,以及检测模型存在泛化不足等问题,传统机器视觉方法在选择性收获的半结构化环境中对光照变化敏感[68],还广泛存在着果实、果梗、叶片、花萼间相互遮挡与聚集现象[66,69]和果实晃动等问题,导致机器人识别与定位精度不高[70]、鲁棒性不强等问题[71],算法普遍适用性仍需提高[72]。

从图 19 可以看出,近 5 年来深度学习[73-74],特别是卷积神经网络(CNN),在多类别物体识别和定位领域取得了巨大进步[64,75-78]。其原因在于深度学习可以堆叠更多更深的多层感知器和多个隐藏层,用监督式或半监督式的特征学习和分层特征提取算法来替代人工获取特征,从大量数据或图像中直接学习到不同层次的特征表征,寻求更好的表示方法并创建更好的模型,如早期的两阶段目标检测算法(如 RCNN、Faster R-CNN[79-80]、Mask R-CNN[81]等),近期的一阶段目标检测算法(如 SSD[82]、YOLO[83-84]系列算法)。研究人员将这些算法创新并应用于农业机器人,较好地解决机器视觉在自然环境下识别泛化性较弱问题,大幅提高了待收获目标识别的准确率[85,61]。

WILLIAMS 等[22]将猕猴桃采收区图像 1 936 像素×1 216 像素采用下采样算法变换到 500 像素×500 像素的图像,然后采用 GPU 加速的 Faster R-CNN 算法对猕猴桃采收点进行识别,图 20 实现了在 3 种光照环境下均表现出了较好识别结果,显示出识别模型具有较好泛化性。

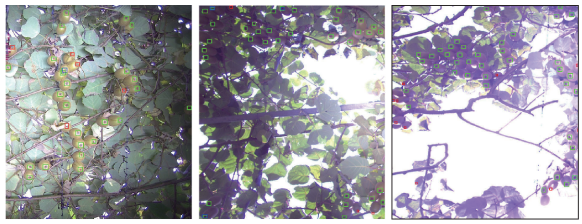


图 20 正常、曝光过度和强光光照下猕猴桃的目标识别结果

Fig. 20 Kiwi detection under typical, overexposed and glare condition

Metomotion 公司采用深度学习方法处理 3D 视觉信息(图 21a),实现对番茄和背景的分类(图 21b),可以完成对串果识别(图 21c),也可以借助于 YOLOv3 实现对单果的识别和选择性采收指标的评估,列出待识别目标集,再借助 3D 信息,确定待收目标的空间坐标信息。

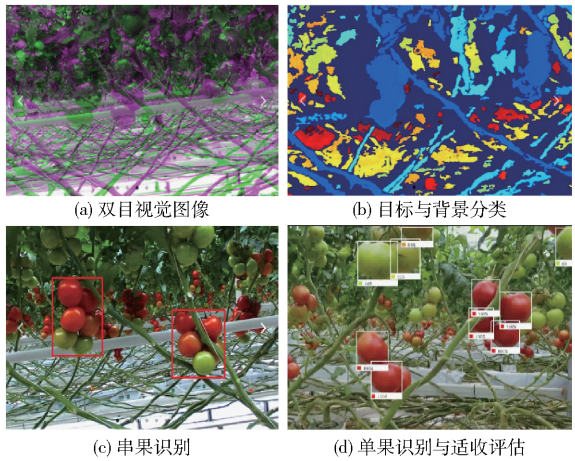


图 21 番茄选择性收获识别与定位

Fig. 21 Tomato selective harvesting identification and location

LV 等[86]提出在机械臂每次采收苹果操作时，选择视场中最大的苹果作为采收目标，减少了 70% 算法执行时间。梁喜凤等[87]采用目标果实串分割图像，根据果实质心和轮廓边界确定果梗的感兴趣区域，采用快速并行细化算法提取果梗骨架，利用 Harris 算法获得串番茄采摘点位置信息。

ONISHI 等[72]使用 SSD 算法识别并定位目标水果，并使用立体视觉获得三维坐标。通过逆向运动学规划机械臂关节运动轨迹，通过扭转末端执行器收获果实，识别成功率超过 90%，收获周期为 16 s。针对果实与茎叶颜色相似[88]、形状不规则及复杂生长环境导致机器视觉检测不准确的问题，MAO 等[89]提出了一种多径卷积神经网络（MPCNN）结合颜色成分选择和支持向量机（SVM）检测新方法，黄瓜识别成功率超过 90%，叶片错误识别率低于 22%。

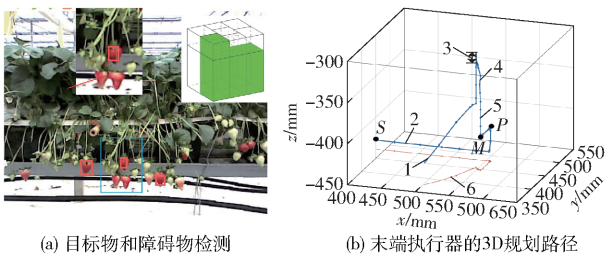
PEEBLES 等[90]比较了 Faster R－CNN 和 SSD 算法用于检测绿芦笋笋芽的性能，Faster R－CNN 在单类笋芽检测中能提高 38% 的性能，两者在多类笋芽检测中比单类检测性能降低 27%。

综上可以看出，随着对半结构化环境感知精度提高，深度学习等方法一定程度上提高了选择性收获目标识别的准确度和鲁棒性。

3.3　选择性收获协同控制技术

机器人末端执行器[91]、机械臂和移动底盘的控制性能也极大地影响着收获性能。为了实现对收获动作的有效控制，依据立体视觉感知信息重建采收环境 3D 地图、通过逆向运动学规划机械臂关节运动轨迹[34,47,92－93]，并结合果实抓取模型及抓取位姿计算[94－95]，实现末端执行器的伺服控制[96]。

XIONG 等[42]针对聚集果实的采摘问题，提出了一种仿生人工晃动采收方式的动态障碍物分离路径规划策略（图 22）。由于其采用了一种型腔套取方式分离草莓，因此其方法通过 3D 点云确定目标物周围的 RoI 区域，然后对目标物和障碍物分类（图 22a），然后以米字形运动规划推拉运动（图 22b），以推开障碍物，套取目标物，实现目标物采摘。



(a) 目标物和障碍物检测　　(b) 末端执行器的3D规划路径

图 22　动态障碍物分离路径规划

Fig. 22　Active obstacle separation path-planning strategy

由于物理试验费时费力，为开展采摘机器人智能防碰损作业行为及规划算法的仿真验证，设计了一种基于虚拟现实的采摘机器人仿真试验系统[97]，实现机器人的采摘机械手视觉伺服控制[98]。

SHAH 等[99]设计了一种适用于柑橘类选择性收获的低成本、柔性末端执行器，应用积分型滑模变结构控制（Integral sliding mode control，ISMC）实现了摘橘过程的柔顺控制，并避免了末端执行器与果实碰撞。

主控系统的协同控制能力也影响着收获性能。在选择性收获机器人系统中存在感知（眼）与执行（手和脚）的协同和执行部件间（多臂和手脚）的协同两类。上述协同可以借助于机器人分布式操作系统 ROS 的消息强实时性通信机制实现，加上分布式独立运动控制器，可以增加运动控制响应的实时性。目前大部分的选择性收获机器人选择 ROS 作为其主控系统。

WILLIAMS 等[22]提出了以最小收获时间为目标的动态猕猴桃采摘协同算法，首先将视觉系统识别后的多个果实位置聚类，然后依据机械臂采摘是否干涉作为条件，将聚类后果实依据动态分配给 4 个采收机械臂，将单颗猕猴桃平均采收周期缩短至 5.5 s。

ZION 等[100]将果实与机械手匹配描述为一种 k 阶可着色子图问题，提出了基于启发式算法和局部搜索的近似算法，用以协作方式分配多臂收获最大数量果实。

JOSEPH 等[101]针对传统单臂“抓取-放置”的果实收获方式耗时过长，提出了一种果实抓取臂和采后拾取臂协同模式的作业方式，试验结果表明可以节省 50% 以上的采收时间。

3.4　选择性收获技术研究的开放性问题

果实聚集、分布随机、果茎叶相互遮挡和非结构化采收环境，造成选择性采收过程中存在诸多不确定性，对实现支撑商业运营的采收速度、收获效率、低损伤率均带来极大的挑战，选择性收获机器人技术研发仍存在以下开放性问题亟待解决：

（1）末端执行器与机械臂设计与优化

国内外学者研究了不同食用部位的果实固定与果实分离科研课题，已取得了诸多研究成果[102]，以期实现高速低损的选择性收获。但不同收获方式和末端执行器，收获性能差异性很大，如 Abundant 公司采用了真空吸附方式的末端执行器采收苹果，极大地缩短了苹果采收子过程所需时间，FFRobotics 公司设计的伸缩式三指末端执行器，可以穿透叶片遮挡收获隐藏在冠层中的果实。然而现有的多种末

端执行器和多臂并行收获方案,即使生产现场的环境经过人为结构化后,采摘机器人作业仍难以达到理想试验效果。

因此,一方面,在轻简栽培条件下,如何设计适用于目标物固定和非目标物分离、高速低损收获的末端执行器,解决果实聚集和茎叶遮挡的问题;另一方面,如何优化多机械臂对复杂非结构环境的作业适应能力和平衡多臂设计与装备成本是主要技术挑战,成为影响选择性收获机器人技术走向成熟和生产应用的瓶颈问题。

(2)复杂场景下动态识别与快速决策

随着深度学习的引入,学者针对自然光照和重叠遮挡条件下的果实识别已开展了诸多研究,选择性收获机器人对果实识别的性能已经有所提高[50],然而仍然无法解决隐藏在叶子或果梗重叠遮挡条件下的果实精准定位,例如 FFRobotics 的苹果收获机器人可以将它们识别为苹果,但果实定位却无法精准获取,从而造成末端执行器抓取果实失败,无法进一步提高收获成功率。

由于果梗有更强的重叠遮挡概率,果梗有连续性且果梗剪切点的判断更不容易识别,有学者采用图像语义分割、边缘检测和区域推断等传统方法,基于 3D 点云[103]或图像[18]信息实现果梗采摘点的识别[104]。这些方法的鲁棒性不足,不容易在复杂场景中实现高准确率判断。

综上,在遮挡条件下的果实精准定位、果实活动或移动状态下的动态感知[105]以及果梗[106]采摘点的快速识别和决策[107]等问题,以及针对环境和目标识别的大规模未标记数据中学习,并能够实现自主学习和智能推理是复杂场景下动态识别与快速决策的开放性研究问题。

(3)机器人系统协同控制与作业优化

从目前选择性收获机器人的执行效率看,仍然无法与人工处理相抗衡,原因之一在于:信息感知(看)、动作决策(想)与执行环节(做)上的不匹配。例如目前"看 + 想"不能实时,视觉伺服控制[108]仍依赖于环境精确建模"看好再做"的开环模式为主,若目标物因风或机械手引起的振动以及各种不确定因素导致碰撞和晃动,则很可能导致采摘失败等问题[109]。

还有沿行或沿垄自走的不停车收获,因其收获区域不断变化的前提下,"看 + 想 + 做"的实时性仍然不能满足,达到与人工抗衡的收获性能仍有一定距离。因此多机械臂协同[101]、共融作业优化[110]、手眼协同[111]、手脚协调等开放性问题仍需深入研究,以实现高速高效地选择性收获。

4 我国选择性收获技术应用面临的挑战与机遇

选择性收获由于存在果蔬生产上的农艺需求和机器换人的现实需求,其技术应用与市场化是不可回避的问题。我国选择性收获技术发展较晚,果蔬品种比国外多且杂,受农艺与成本约束强,果蔬产业机械化难度更大,农业机器人研发资金投入大,科研工作以高校院所为主,由于缺乏市场主体参与,产业发展缓慢。

2020 年 6 月,农业农村部印发了《关于加快推进设施种植机械化发展的意见》,明确提出要大力推进设施布局标准化、设施建造宜机化、生产作业机械化、设施装备智能化和生产服务社会化[1]。意见也明确了研制采收等农业机器人,实现精细生产管控、高效运维管理。近年来,我国已出现相当数量的规模化果蔬产业集团和现代农业产业园,随着劳动力成本上升与自动化装备成本下降、栽培管理水平与品质控制需求的日益提升以及少人化、无人化农场观念[112]的推进,果蔬选择性收获技术将首先出现在这类公司和园区中。

目前农业机器人技术要素集合中,对作业环境的认知仍然从属于现阶段人工智能发展的弱人工智能阶段,因此现阶段农业机器人的应用,一方面受限于传感器感知内容的匮乏,另一方面受限于成本约束的计算能力和认知能力,因此现阶段的机器人定位为有限功能应用的选择性收获。基于此,未来 5 年或10 年,选择性收获技术的技术应用与市场化需要平衡以下关系:

(1)柔性生产与投入产出

过度追求选择性收获机器人的柔性生产将带来更多不确定性,造成机器人操作环境复杂,增加机器人成本,降低鲁棒性。选择性收获应用场景能否落地应用的 3 个关键因素:高附加值作物、作业规模足够大和收获场景一致性。前两者是确保机器人应用成本与获取经济收益的平衡,后者确保机器人感知与认知相匹配的适度不确定性,以及机器人收获机构与作业结构相匹配的适度复杂度。以苹果或猕猴桃采摘[21]为例,要收获树冠中隐藏在树枝、树叶和非选择目标后面的水果需要更昂贵的传感器、更复杂的目标识别方法、更高自由度的末端执行器和收获机构以及复杂的控制系统,这样的选择性收获是可能的,但这样的系统会降低收获效率,增加机器人的成本,因而不实用。而尝试种植密度更高、果实二维平面化分布的果树,将使选择性收获更轻简高效。

(2)专用收获与通用收获

我国果蔬生产的品种多样,农艺不统一,因此增加了收获环节的复杂性和不确定性。作物类别专用的收获机器人从末端执行器、机械臂、主控系统到感知部分均有所差异,由此专用收获提高了装备成本,限制了其推广应用范围。果蔬生产中需要选择性收获的场景比较多,因此在选择性收获机器人设计中既要考虑收获专用性,又要考虑相近品种收获原理的通用性。再者,利用收获机器人功能的模块化设计[113],提升部件通用性,进而提高部件利用率,降低使用成本。

(3)技术应用与经济效益

选择性收获仅是栽培管理的瓶颈环节之一,应当从果蔬生产的产业链和价值链甚至供应链综合考虑选择性收获技术应用和由此带来的经济效益[114],只有这样才是可持续发展的果蔬产业。因此通过种植标准化、设施建造宜机化和栽培管理轻简化配合农艺管理措施,系统性地将半结构化生产环境适应改造成适合选择性收获场景,降低生产投入,提高生产效率,是实现少人化、无人化设施和现代果园数字化生产的前提[115-116],通过优化生产管理上的人机共融策略,标准化适宜地选择性收获应用场景,降低自主作业复杂性,加速实现其实际应用。

5　结论与展望

(1)源于果蔬成熟度不一致的限制、人工采收成本的约束和果蔬品质控制的需求,选择性收获技术是果蔬产业可持续发展的瓶颈问题已成为共识。

(2)针对典型果蔬的半结构化场景下专用选择性收获技术更新加快,特别是环境感知成本下降、深度学习技术进步和计算能力提升,近年来选择性收获机器人发展迅猛,使装备市场化成为可能。

(3)果实聚集和遮挡条件下的果实固定与分离的末端执行器及收获机构设计、多机械臂设计与共融作业优化、复杂场景下果实动态识别与快速决策和机器人系统协同控制与作业优化,成为选择性收获机器人技术亟待研发的开放性问题。

(4)通过装备技术、栽培农艺和设施环境的深度融合,构造合理的目标分布-作业环境-人机共融,减少自主作业复杂度,降低作业设备成本,是加速实现选择性收获机器人市场化应用的发展方向。

参　考　文　献

[1] 农业农村部. 关于加快推进设施种植机械化发展的意见[Z/OL]. 2020-06-27[2020-07-20]. http://www.njhs.moa.gov.cn/tzggjzcjd/202006/t20200629_6347402.htm

[2] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J/OL]. 农业机械学报, 2017,48(12):1-18.
LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(12):1-18. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20171201&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.001. (in Chinese)

[3] VOUGIOUKAS S G. Agricultural robotics[J]. Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems, 2019,2(1):365-392.

[4] YANG G, BELLINGHAM J, DUPONT P E, et al. The grand challenges of science robotics[J]. Science Robotics, 2018(3):1-14.

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

[6] ZHANG Z, IGATHINATHANE C, LI J, et al. Technology progress in mechanical harvest of fresh market apples[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,175:105606.

[7] Meaning selective harvesting[2020-04-14]. https://dictionary.university/selective%20harvesting.

[8] CLARY C D, BALL T, WARD E, et al. Performance and economic analysis of a selective asparagus harvester[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2007, 23(5): 571-577.

[9] CHEN D, ZHANG Q, WANG S. Current status and technical challenges of asparagus mechanical harvesting[C]// 2010 Pittsburgh, Pennsylvania, 2010: 1008866.

[10] GEYER M. Mechanisation of white asparagus harvest-overview and perspectives[J]. Acta Horticulturae, 2018,1223:239-250.

[11] VERMEER A J, PETRUS M. Method and a system for harvesting asparagus in ground: EP3357322A1[P]. 2018-08-08.

[12] ARNO L. Machine for harvesting asparagus: NL2019923B1[P]. 2019-09-23.

[13] 周俊,孟一猛,张娜,等. 机械手不同抓取控制方式对番茄机械损伤的影响分析[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(11):21-27.
ZHOU Jun, MENG Yimeng, ZHANG Na, et al. Impact of robot grasping control modes on mechanical damage of tomato[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(11):21-27. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20171103&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.003. (in Chinese)

[14] AVIGAD G, SALOMON S, KAHANI A, et al. Robotic fruit harvesting machine with fruit-pair picking and hybrid motorized-pneumatic robot arms: US2020/0128744A1[P]. 2020-04-30.

[15] CURT S, JACOB S, RICH M. End effector for robotic harvesting: WO2016/090012A1[P]. 2016-06-09.

[16] KNOPF R R, LESSING J A, CHRISOS J A. Gripper with tunable compliance for dexterous object manipulation: US20190387678A1[P]. 2019-12-26.

[17] NIR A, NIR O. Automated harvester effector: WO2018167784A1[P]. 2018-09-20.

[18] 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.

[19] TRINIDAD J B. Machine for automatically harvesting fruits cultivated in rows: EP3498076A1[P]. 2017-12-15.

[20] PITZER R. Automated selective harvesting of foreign crops with continuous offload: US 9554513B2[P]. 2017-01-31.
[21] WILLIAMS H, TING C, NEJATI M, et al. Improvements to and large-scale evaluation of a robotic kiwifruit harvester[J]. Journal of Field Robotics, 2020,37(2): 187-201.
[22] 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.
[23] ANTONELLI M G, BEOMONTE P Z, DURANTE F, et al. Development of an automated system for the selective harvesting of radicchio[J]. International Journal of Automation Technology, 2017,11(3):415-424.
[24] BIRRELL S, HUGHES J, CAI J Y, et al. A field-tested robotic harvesting system for iceberg lettuce[J]. Journal of Field Robotics, 2020, 37(2): 225-245.
[25] LEU A, RAZAVI M, LANGSTÄDTLER L, et al. Robotic green asparagus selective harvesting[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2017,22(6):2401-2410.
[26] 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/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 110-120. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180413&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.013. (in Chinese)
[27] LI J, LIU X, ZOU L, et al. Analysis of the interaction between end-effectors, soil and asparagus during a harvesting process based on discrete element method[J]. Biosystems Engineering, 2020, 196:127-144.
[28] 陈燕,蒋志林,李嘉威,等.夹剪一体的荔枝采摘末端执行器设计与性能试验[J/OL].农业机械学报,2018, 49(1):35-41.
CHEN Yan, JIANG Zhilin, LI Jiawei, et al. Design and testing of litchi picking end-effector integrated clamping and cutting performance [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(1):35-41. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180104&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.004. (in Chinese)
[29] 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.
[30] 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.
[31] 彭艳,刘勇敢,杨扬,等.软体机械手爪在果蔬采摘中的应用研究进展[J].农业工程学报,2018,34(9):11-20.
PENG Yan, LIU Yonggan, YANG Yang, et al. Research progress on application of soft robotic gripper in fruit and vegetable picking[J]. Transactions of the CSAE, 2018,34(9):11-20. (in Chinese)
[32] DAVIDSON J R, MO C, ZHANG Q, et al. Robotic systems, methods, end-effectors for harvesting produce: US2017/0105346A1[P]. 2017-04-20.
[33] 赵云伟,耿德旭,刘晓敏,等.气动柔性果蔬采摘机械手运动学分析与实验[J/OL].农业机械学报,2019,50(8):31-42.
ZHAO Yunwei, GENG Dexu, LIU Xiaomin, et al. Kinematics analysis and experiment on pneumatic flexible fruit and vegetable picking manipulator[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 31-42. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20190804&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.004. (in Chinese)
[34] 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: http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/rob.21973.
[35] LIU J, PENG Y, FAHEEM M. Experimental and theoretical analysis of fruit plucking patterns for robotic tomato harvesting [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,173:105330.
[36] MU L, CUI G, LIU Y, et al. Design and simulation of an integrated end-effector for picking kiwifruit by robot[J]. Information Processing in Agriculture, 2020,7(1):58-71.
[37] FENG Q, CHEN J, ZHANG M, et al. Design and test of harvesting robot for table-top cultivated strawberry[C]//2019 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation (WRC SARA), Beijing, 2019:80-85.
[38] WANG Y, YANG Y, YANG C, et al. End-effector with a bite mode for harvesting citrus fruit in random stalk orientation environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,157: 454-470.
[39] 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/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(10):54-64. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20181007&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.10.007. (in Chinese)
[40] 尹建军,陈永河,贺坤,等.抓持-旋切式欠驱动双指手葡萄采摘装置设计与试验[J/OL].农业机械学报,2017,48(11):12-20.
YIN Jianjun, CHEN Yonghe, HE Kun, et al. Design and experiment of grape-picking device with grasping and rotary-cut type of underactuated double fingered hand[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(11): 12-20. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20171102&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.002. (in Chinese)
[41] 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.
[42] 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.
[43] FUNAMI Y, KAWAKURA S, TADANO K. Development of a robotic arm for automated harvesting of asparagus[J]. European Journal of Agriculture and Food Sciences, 2020,2(1):1-10.
[44] CURT S, DANIEL C S, ERIKSEN M D. End-effector for robotic harvesting: WO2019/055263A1[P]. 2019-03-21.
[45] CURT S, JACOB S, RICH M. Multiple channels for receiving dispensed fruit: WO2020/047211A1[P]. 2020-03-05.
[46] 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/OL].农业机械学报, 2016, 47(12):14-21,29.
LI Guoli, JI Changying, GU Baoxing, et al. Kinematics analysis and experiment of apple harvesting robot manipulator with multiple end-effectors[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(12):14-21,29. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20161203&journal_id=jcsam. DOI:10.

6041/j. issn. 1000-1298. 2016. 12. 003. (in Chinese)
[47] AVI K. Multi-robot crop harvesting machine: US9475189B2[P]. 2016 - 10 - 02.
[48] LIU T, EHSANI R, TOUDESHKI A, et al. Identifying immature and mature pomelo fruits in trees by elliptical model fitting in the Cr - Cb color space[J]. Precision Agriculture, 2019, 20:138 - 156.
[49] KAPACH K, BARNEA E, MAIRON R, et al. Computer vision for fruit harvesting robots-state of the art and challenges ahead [J]. International Journal of Computational Vision and Robotics, 2012,3(1/2):4 - 34.
[50] 林为政, 王俊楠, 倪忠进, 等. 基于时域反射法的冬笋地下位置探测器设计[J]. 农业工程学报, 2019,35(7): 31 - 38.
LIN Weizheng,WANG Junnan,NI Zhongjin, et al. Design of underground position detector for winter bamboo shoot based on time domain reflectometry[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(7):31 - 38. (in Chinese)
[51] SEYFRIED D, SCHOEBEL J. Ground penetrating radar for asparagus detection[J]. Journal of Applied Geophysics, 2016, 126:191 - 197.
[52] JORDI G, VERÓNICA V, JOAN R R P, et al. Multi-modal deep learning for Fuji apple detection using RGB - D cameras and their radiometric capabilities[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162:689 - 698.
[53] SARABU H, AHLIN K, HU A P. Leveraging deep learning and RGB - D cameras for cooperative apple-picking robot arms [C]//2019 ASABE Annual International Meeting, Boston,2019.
[54] IRIE N, TAGUCHI N, HORIE T, et al. Asparagus harvesting robot coordinated with 3-D vision sensor[C]// IEEE International Conference Industrial Technology, Gippsland, Australia, 2009.
[55] SAKAI H, SHIIGI T, KONDO N, et al. Accurate position detecting during asparagus spear harvesting using a laser sensor [J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2013,6(3):105 - 110.
[56] GE Y, XIONG Y, TENORIO G L, et al. Fruit localization and environment perception for strawberry harvesting robots[J]. IEEE Access, 2019,7:147642 - 147652.
[57] KANG H, CHEN C. Fast implementation of real-time fruit detection in apple orchards using deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020,168:105108.
[58] WANG C, LUO T, ZHAO L, et al. Window zooming-based localization algorithm of fruit and vegetable for harvesting robot [J]. IEEE Access, 2019,7:103639 - 103649.
[59] GONGAL A, AMATYA S, KARKEE M, et al. Sensors and systems for fruit detection and localization: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015,116:8 - 19.
[60] 熊俊涛,林睿,刘振,等.夜间自然环境下荔枝采摘机器人识别技术[J/OL].农业机械学报,2017,48(11):28 - 34.
XIONG Juntao, LIN Rui, LIU Zhen, et al. Visual technology of picking robot to detect litchi at nighttime under natural environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(11):28 - 34. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20171104&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.11.004. (in Chinese)
[61] ARAD B, KURTSER P, BARNEA E, et al. Controlled lighting and illumination-independent target detection for real-time cost-efficient applications. The case study of sweet pepper robotic harvesting[J]. Sensors, 2019,19(6):1 - 15.
[62] ZOU Z, SHI Z, GUO Y, et al. Object detection in 20 years: a survey[J]. Sensors,2019, arXiv:1905.05055v2.
[63] LEE C H, CHOI D, PECCHIA J, et al. Development of a mushroom harvesting assistance system using computer vision[C]// 2019 ASABE Annual International Meeting, Boston,2019.
[64] ZHAO Y, GONG L, HUANG Y, et al. A review of key techniques of vision-based control for harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 127:311 - 323.
[65] LUO L, TANG Y, LU Q, et al. A vision methodology for harvesting robot to detect cutting points on peduncles of double overlapping grape clusters in a vineyard[J]. Computers in Industry, 2018, 99:130 - 139.
[66] 刘晓洋,赵德安,贾伟宽,等.基于超像素特征的苹果采摘机器人果实分割方法[J/OL].农业机械学报,2019,50(11):15 - 23.
LIU Xiaoyang, ZHAO Dean, JIA Weikuan, et al. Fruits segmentation method based on superpixel features for apple harvesting robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(11):15 - 23. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20191102&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.11.002. (in Chinese)
[67] XU W, CHEN H, SU Q, et al. Shadow detection and removal in apple image segmentation under natural light conditions using an ultrametric contour map[J]. Biosystems Engineering, 2019,184:142 - 154.
[68] FU L, TOLA E, AL-MALLAHI A, et al. A novel image processing algorithm to separate linearly clustered kiwifruits[J]. Biosystems Engineering, 2019,183:184 - 195.
[69] ZHUANG J J, LUO S M, HOU C J, et al. Detection of orchard citrus fruits using a monocular machine vision-based method for automatic fruit picking applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018,152: 64 - 73.
[70] ZHUANG J, HOU C, TANG Y, et al. Computer vision-based localisation of picking points for automatic litchi harvesting applications towards natural scenarios[J]. Biosystems Engineering, 2019,187: 1 - 20.
[71] 孙红,李松,李民赞,等.农业信息成像感知与深度学习应用研究进展[J/OL].农业机械学报,2020,51(5):1 - 17.
SUN Hong, LI Song, LI Minzan, et al. Research progress of image sensing and deep learning in agriculture[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):1 - 17. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200501&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.001. (in Chinese)
[72] ONISHI Y, YOSHIDA T, KURITA H, et al. An automated fruit harvesting robot by using deep learning[J]. Robomech Journal, 2019,6:13.
[73] CHEN S W, SHIVAKUMAR S S, DCUNHA S, et al. Counting apples and oranges with deep learning: a data-driven approach [J]. IEEE Robotics Automation Letter, 2017,2:781 - 788.
[74] TANG Y, CHEN M, WANG C, et al. Recognition and localization methods for vision-based fruit picking robots: a review[J]. Frontiers Plant Science, 2020,11:510.
[75] ALTAHERI H, ALSULAIMAN M, MUHAMMAD G. Date fruit classification for robotic harvesting in a natural environment using deep learning[J]. IEEE Access, 2019,7:117115 - 117133.
[76] TOON O P, ZAKARIA M A, NASIR A F A, et al. Autonomous tomato harvesting robotic system in greenhouses: deep learning classification[J]. Mekatronika, 2019,1(1):80 - 86.
[77] JIAO L, ZHANG F, LIU F, et al. A survey of deep learning-based object detection[J]. IEEE Access, 2019,7:128837 -

128868.
[78] 项荣,张杰兰. 基于改进 PCNN 的番茄植株夜间图像分割算法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(3):130 - 137.
XIANG Rong,ZHANG Jielan. Image segmentation for tomato plants at night based on improved PCNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(3):130 - 137. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200315&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.015. (in Chinese)
[79] YU Y, ZHANG K, YANG L, et al. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask - RCNN[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,163:104846.
[80] 孙哲,张春龙,葛鲁镇,等. 基于 Faster R - CNN 的田间西兰花幼苗图像检测方法[J/OL]. 农业机械学报,2019, 50(7):216 - 221.
SUN Zhe,ZHANG Chunlong,GE Luzhen,et al. Image detection method for broccoli seedlings in field based on Faster R - CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(7):216 - 221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190723&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.023. (in Chinese)
[81] 杨长辉,王卓,熊龙烨,等. 基于 Mask R - CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J/OL]. 农业机械学报,2019, 50(8):22 - 30,69.
YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R - CNN[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(8):22 - 30,69. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190803&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.003. (in Chinese)
[82] 肖德琴,蔡家豪,林思聪,等. 基于 IFSSD 卷积神经网络的柚子采摘目标检测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(5):28 - 35,97.
XIAO Deqin, CAI Jiahao, LIN Sicong, et al. Grapefruit detection model based on IFSSD convolution network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(5):28 - 35,97. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200503&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.003. (in Chinese)
[83] 刘芳,刘玉坤,林森,等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(6):229 - 237.
LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen,et al. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6):229 - 237. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200624&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.06.024. (in Chinese)
[84] 杨长辉,刘艳平,王毅,等. 自然环境下柑橘采摘机器人识别定位系统研究[J/OL]. 农业机械学报,2019, 50(12):14 - 22.
YANG Changhui, LIU Yanping, WANG Yi, et al. Research and experiment on recognition and location system for citrus picking robot in natural environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(12):14 - 22. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20191202&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.12.002. (in Chinese)
[85] 熊俊涛,郑镇辉,梁嘉恩,等. 基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法[J/OL]. 农业机械学报,2020, 51(4):199 - 206.
XIONG Juntao, ZHENG Zhenhui, LIANG Jiaen, et al. Citrus detection method in night environment based on improved YOLO v3 network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020, 51(4): 199 - 206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200423&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.023. (in Chinese)
[86] LV J, WANG Y, XU L, et al. A method to obtain the near-large fruit from apple image in orchard for single-arm apple harvesting robot[J]. Scientia Horticulturae, 2019, 257:108758.
[87] 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)
[88] 熊俊涛,刘振,汤林越,等. 自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(4):45 - 52.
XIONG Juntao,LIU Zhen,TANG Linyue, et al. Visual detection technology of green citrus under natural environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(4):45 - 52. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180405&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.005. (in Chinese)
[89] MAO S, LI Y, MA Y, et al. Automatic cucumber recognition algorithm for harvesting robots in the natural environment using deep learning and multi-feature fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170:105254.
[90] PEEBLES M, LIM S H, DUKE M, et al. Investigation of optimal network architecture for asparagus spear detection in robotic harvesting[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30):283 - 287.
[91] LI Z, MIAO F, YANG Z, et al. Factors affecting human hand grasp type in tomato fruit-picking: a statistical investigation for ergonomic development of harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,157:90 - 97.
[92] 覃艳明,赵静一,仝少帅,等. 八自由度机械臂位置运动学模型解析解[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(1):400 - 405.
QIN Yanming, ZHAO Jingyi, TONG Shaoshuai, et al. Analytical solution of kinematics model of eight-degree-of-freedom manipulator[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(1):400 - 405. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190146&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.046. (in Chinese)
[93] 尹建军,武传宇,YANG Simon X,等. 番茄采摘机器人机械臂避障路径规划[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(12):171 - 175,157.
YIN Jianjun,WU Chuanyu,YANG Simon X, et al. Obstacle-avoidance path planning of robot arm for tomato-picking robot[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2012,43(12):171 - 175,157. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20121231&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.12.031. (in Chinese)
[94] 周俊,张娜,孟一猛,等. 番茄粘弹性参数机器人抓取在线估计[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(8):26 - 32.

ZHOU Jun, ZHANG Na, MENG Yimeng, et al. Online estimation of tomato viscoelastic parameters during robot grasping[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 26 – 32. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170802&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.002. (in Chinese)

[95] 王皓,高国华,夏齐霄,等. 连续体采摘机械臂末端静态承载姿态等效模型建立与验证[J]. 农业工程学报,2018,34(5):23 – 31.
WANG Hao, GAO Guohua, XIA Qixiao, et al. Establishment and verification on static equivalent model of end load posture of continuum picking manipulator[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(5): 23 – 31. (in Chinese)

[96] RASOULI P, FOROUZANTABAR A, MOATTARI M, et al. Fault-tolerant control of teleoperation systems with flexible-link slave robot and disturbance compensation[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2020: 1 – 13.

[97] 罗陆锋,邹湘军,卢清华,等. 采摘机器人作业行为虚拟仿真与样机试验[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(5):34 – 42.
LUO Lufeng, ZOU Xiangjun, LU Qinghua, et al. Virtual simulation and prototype test for behavior of robot in picking process[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 34 – 42. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180504&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.004. (in Chinese)

[98] 梁喜凤,彭明,路杰,等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的采摘机械手视觉伺服控制方法[J]. 农业工程学报,2019,35(19):230 – 237.
LIANG Xifeng, PENG Ming, LU Jie, et al. Servo control method of picking manipulator based on adaptive traceless Kalman filter[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19): 230 – 237. (in Chinese)

[99] SHAH S H, ARSALAN M, KHAN S G, et al. Design and compliance control of a robotic gripper for orange harvesting[C]// International Multitopic Conference (INMIC), 2019: 1 – 5.

[100] ZION M, MANN D, LEVIN A, et al. Harvest-order planning for a multiarm robotic harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 103: 75 – 81.

[101] JOSEPH R D, CAMERON J H, CHANGKI M, et al. Dual robot coordination for apple harvesting[C]//2017 ASABE Annual International Meeting, 2017: 1700567.

[102] BACHCHE S. Deliberation on design strategies of automatic harvesting systems: a survey[J]. Robotics, 2015, 4(2): 194 – 222.

[103] YOSHIDA T, FUKAO T, HASEGAWA T. Fast detection of tomato peduncle using point cloud with a harvesting robot[J]. Journal of Robotics and Mechatronics, 2018, 30(2): 180 – 186.

[104] 熊俊涛,何志良,汤林越,等. 非结构环境中扰动葡萄采摘点的视觉定位技术[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(4):29 – 33,81.
XIONG Juntao, HE Zhiliang, TANG Linyue, et al. Visual localization of disturbed grape picking point in non-structural environment[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 29 – 33, 81. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20170403&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.04.003. (in Chinese)

[105] KURTSER P, EDAN Y. The use of dynamic sensing strategies to improve detection for a pepper harvesting robot[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, 2018: 8286 – 8293.

[106] 崔永杰,高宗斌,刘浩洲,等. 基于卷积层特征可视化的猕猴桃树干特征提取[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(4):181 – 190.
CUI Yongjie, GAO Zongbin, LIU Haozhou, et al. Feature extraction of kiwi trunk based on convolution layer feature visualization[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 181 – 190. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200421&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.021. (in Chinese)

[107] 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.

[108] LEE B, KAM D, MIN B, et al. A vision servo system for automated harvest of sweet pepper in Korean greenhouse environment[J]. Application Science, 2019, 9(12): 2395.

[109] FENG Q C, ZOU W, FAN P F, et al. Design and test of robotic harvesting system for cherry tomato[J]. International Journal of Agriculture and Biology, 2018, 11(1): 96 – 100.

[110] XIONG Ya, GE Yuanyue, FROM P J. An obstacle separation method for robotic picking of fruits in clusters[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 115: 105397.

[111] RUUD B, JOCHEN H, ELDERT J V H. Design of an eye-in-hand sensing and servo control framework for harvesting robotics in dense vegetation[J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 71 – 84.

[112] 李道亮,李震. 无人农场系统分析与发展展望[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(7):1 – 12.
LI Daoliang, LI Zhen. System analysis and development prospect of unmanned farming[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 1 – 12. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20200701&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.001. (in Chinese)

[113] LEVIN M, DEGANI A. A conceptual framework and optimization for a task-based modular harvesting manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 166: 104987.

[114] LOWENBERG-DEBOER J, HUANG I Y, GRIGORIADIS V, et al. Economics of robots and automation in field crop production[J]. Precision Agriculture, 2020, 21: 278 – 299.

[115] 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.

[116] DUCKETT T, PEARSON S, BLACKMORE S, et al. Agricultural robotics: the future of robotic agriculture[R]. UK – RAS White Papers, UK – RAS Network, London, 2018.