



农业装备与车辆工程  
Agricultural Equipment & Vehicle Engineering  
ISSN 1673-3142, CN 37-1433/TH

## 《农业装备与车辆工程》网络首发论文

题目：林果采摘机器人研究现状与展望  
作者：史孝杰，王树城，刘惠敏，王少伟，曲慧星，李宁，吴杰，杨化伟  
收稿日期：2023-11-14  
网络首发日期：2024-04-29  
引用格式：史孝杰，王树城，刘惠敏，王少伟，曲慧星，李宁，吴杰，杨化伟. 林果采摘机器人研究现状与展望[J/OL]. 农业装备与车辆工程.  
<https://link.cnki.net/urlid/37.1433.th.20240428.1914.006>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 林果采摘机器人研究现状与展望

史孝杰, 王树城, 刘惠敏, 王少伟, 曲慧星, 李宁, 吴杰, 杨化伟

(山东省农业机械科学研究院, 山东 济南 250100)

**摘要:**林果采摘是一项季节性和劳动密集型的工作, 任务耗时长且由于老龄化带来的农业劳动力的短缺, 人工采摘已经不能满足产业发展需求。随着深度学习等技术的发展, 结合种植、保存和加工技术的变化, 智能采摘机器人成为解决上述问题的有效方法。以苹果和草莓采摘机器人为例, 分析当前国内外林果智能采摘机器人发展现状、特点与制约因素, 重点阐述图像识别技术、果实定位技术和果实分离技术三大关键技术研究进展, 从结构化种植环境、识别定位算法、智能末端执行器三个方面展望了采摘机器人的发展方向, 以期为后续林果采摘机器人的进一步研究提供借鉴。

**关键词:**林果采摘; 农业机器人; 末端执行器; 识别定位

中图分类号:U462.3

文献标志码:A

## Current status and prospects of research on forest fruit picking robots

SHI Xiaojie, WANG Shucheng, LIU Huimin, WANG Shaowei, QU Huixing, LI Ning, WU Jie, YANG Huawei  
(Shandong Academy of Agricultural Machinery Sciences, Jinan 250100, Shandong, China)

**Abstract:** Forest fruit picking is a seasonal and labor-intensive task, which will affect the quality of fruits and the economic benefits of fruit farmers if the fruits are not harvested in time. Due to the high labor intensity of the picking process, the time-consuming task and the aging and shortage of the agricultural labor force in recent years, manual picking can no longer fully meet the rapid demand of various markets. With the development of deep learning and other technologies, combined with changes in planting, preservation and processing technologies, intelligent robots picking have become an effective way to solve the above problems. Taking apple and strawberry picking robots as examples, the current development status, characteristics, and limiting factors of intelligent fruit picking robots at home and abroad were analyzed. It focused on the research progress of three key technologies respectively for image recognition, fruit positioning, and fruit separation. The development direction of picking robots was discussed from three aspects: structured planting environment, recognition positioning algorithm, and intelligent end effector, to provide reference for further research on forest fruit picking robots in the future.

**Key words:** fruit picking; agricultural robot; end effector; identification and location

## 0 引言

中国幅员辽阔, 地跨寒、温、热三带, 拥有丰富的果树资源。不同地理环境和气候条件为各种水果的生长提供了机会, 中国也成为世界林果起源地之一。按照生长习性可以将林果分类四类: 以苹果、荔枝、梨为代表的乔木类林果, 它们大都有明显的主干, 树形高大, 以蓝莓、无花果为代表的灌木类林果, 它们无明显主干, 树冠较小, 从地面分枝呈丛生状; 以葡萄、猕猴桃为代表的藤木类林果, 它们的茎较为细长, 需要依靠支持物才能生长; 还有一类是以香蕉、草莓为代表的草本类林果, 它们特征是多年生植物并具有草质茎。作为林果主要生产国之一, 我国果树种植总面积巨大, 林果产量已位居世界前列。根据国家统计局的数据, 2021年我国林果产量和种植面积分别为 $3.1296 \times 10^9$ 吨和 $1.280 \times 10^7$   $\text{hm}^2$ <sup>[1]</sup>。随着社会经济的发展和人民对高品质水果的需要, 林果产业不断发展, 成为农民发家致富的主导产业。果树有助于改善土壤质量, 保护水源和生态系统, 发展林果产业对生态文明建设具有重要意义。

**基金项目:** 山东省重点研发计划 (2022CXGC020701); 山东省自然科学基金青年项目 (ZR2022QE172); 山东省科技型中小企业创新能力提升工程项目 (2022TSGC2253); 黄三角国家农高区省级科技创新发展专项资金项目 (2022SZX46)。

**收稿日期:** 2023-11-14

**作者简介:** 史孝杰 (1995—), 男, 机械工程师, 研究方向: 农业机械化。E-mail:sxj6198@163.com

林果生产过程需要大量劳动力,其中采摘环节约占40%,是整个生产过程最重要的环节之一。一般来说,林果收获需要在特定时间段内完成,否则就会造成水果的腐烂、变质,影响后期林果的销售,具有季节性特点。近年来,人口老龄化现象逐渐加剧,我国65岁及以上人口占总人口的比重逐年上升,从1990年的5.6%上升到2022年的14.9%<sup>[2]</sup>。随着社会经济的发展,劳动力不断向工商业等其他行业转移,从事农业生产的人数越来越少。农村地区的劳动力逐渐减少,导致农业生产出现用工荒、劳动力成本高的问题。目前,林果采摘以人工为主,采摘效率低、时间长,人工成本逐年上涨,导致农民水果种植逐年效益减少,严重影响林果产业的健康发展。因此,迫切需要研究和开发采摘效率高、成本低、损伤小的水果采摘机器人。通过对目前国内外林果采摘机器人的研究的整理,以苹果和草莓采摘机器人为例对机器人的视觉系统、机械臂和执行末端所涉及的关键技术进行了总结,指出目前林果采摘机器人存在的问题和不足,并给出了未来的研究方向。

## 1 林果采摘机器人研究进展

从20世纪70年代左右,研究人员就开始研发用于林果采收的机器人<sup>[3-4]</sup>。采摘机器人一般由视觉系统、采摘末端执行器、机械臂、控制系统、行走平台等组成,用以完成果实识别、定位和分离三大关键任务:其中视觉系统负责水果识别和定位,末端执行器负责水果分离。

目前,国外林果收获机器人发展较快主要是草莓采摘机器人和苹果采摘机器人。比利时自动化和机器人公司Octinion<sup>[5]</sup>经过5年的研发,于2019年推出了“Rubion”草莓采摘机器人(图1)。它使用三维视觉系统来识别定位单个水果。该机器每隔45秒就能采摘一颗草莓,根据品种的不同,它能收集到成熟度70%到100%的草莓。西班牙公司Agrobot<sup>[6]</sup>研发E系列草莓收获机器人(图2),该系列机器人有多达24个独立的机器人采摘臂,每个都配备了视觉系统来检测水果,并通过算法分析水果的颜色来确定成熟度。为了保护果实不被挤压或掉落,机器人用两片薄而锋利的刀片把它们从茎上割下来。



图1 Rubion草莓采摘机器人



图2 Agrobot草莓采摘机器人

Fig.1 Rubion strawberry picking robot

Fig.2 Agrobot strawberry picking robot

国外比较成熟的苹果采摘机器人公司有以色列FFRobotics公司和美国Abundant Robotics公司。FFRobotics公司<sup>[7]</sup>开发了一种苹果采摘机器人,该机器人配备了4到12个机械臂,每侧各有一半机械臂(图3)。它采用三指抓手在两边采摘水果,通过旋转把苹果从树枝上采摘下来。试验表明该机器人每天采摘1万个苹果,采摘成功率90%左右,果实损伤率只有3%-5%。Abundant Robotics公司<sup>[8]</sup>开发了一种基于自动驾驶拖拉机的苹果采摘机器人(图4),它使用激光雷达在果园中实现自动驾驶。该机器人通过计算机视觉技术来识别出成熟苹果,采用配备真空末端执行器的机械臂来收获苹果,从而最大限度地减少损坏苹果的机会,该机器人每2 s采摘一个苹果。



图3 FFRobotics苹果采摘机器人



图4 Abundant Robotics苹果采摘机器人

Fig.3 FFRobotics apple picking robot

Fig.4 Abundant Robotics apple picking robot



国内对林果采摘机器人的研究起步稍晚,经过多年国内科研人员的努力取得了较大的进步,采摘成功率提高到了70%以上。南京农业大学的顾宝兴<sup>[9]</sup>研发了一种智能移动苹果采摘机器人,采用基于Ostu阈值分割的图像识别算法,通过多段路径规划来实现对机械臂的运动控制,对苹果识别成功率为81.73%,采摘成功率为86.92%,每个苹果平均耗时9.50 s。浙江大学的Zhao等人<sup>[10]</sup>基于5自由度PRRRP结构的机械臂设计一款苹果采摘机器人,如图5所示,采用了履带式移动平台,开发了基于颜色和形状特征的支持向量机算法对苹果进行识别。在实验室环境下,苹果机器人的采摘成功率为86%,平均采摘时间为14.3 s。在实际果园环境下,平均采摘成功率为77%,采摘平均耗时15.4秒。北京农林科学院的冯青春等人<sup>[11]</sup>开发了一种鲜食苹果采摘系统,如图6所示,采用基于YOLOv4的果实区域检测与实例分割双重功能的算法来识别成熟苹果,设计了旋拧-拉拽的末端执行器来采摘苹果,通过四臂并行采摘的方式来提高采摘效率,约为单臂采摘的1.96倍,该“采-收-运”系统的果实识别率为92.94%,采收成功率为82%,对全部果实的采收率为75%左右,每7.12 s采摘一个苹果。



图5 基于5自由度机械臂的苹果采摘机器人



图6 四臂苹果采摘机器人

Fig.5 Apple picking robot based on 5-DOF robotic arm

Fig.6 Four-armed apple-picking robot

## 2 采摘机器人关键技术

### 2.1 图像识别技术

对于采摘机器人来说,首先要能够精准识别目标果实。采摘机器人视觉装置的工作环境非常复杂,他们的作业对象也非常复杂多样,这些果实的大小、形状、颜色和纹理各不相同,作物的背景和光照也不断变化。图像识别技术是将果实与有树枝、树叶和其他重叠果实的背景区分开来<sup>[12]</sup>。图像识别的一般过程主要包括四个步骤:数据采集,图像分割,特征提取,目标检测。数据格式从早期的黑白图像发展到最近的高分辨率彩色图像,数据处理方法从简单的算法(例如线性判别分析和近邻算法)发展到先进和更有效的算法,例如支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[13-15]</sup>和神经网络(neural network, NN)<sup>[16-17]</sup>。近些年,基于深度学习(例如YOLO模型和VGG-16)的神经网络方法成为研究前沿热点,被用于不同生长阶段的水果自动检测<sup>[18]</sup>。

Wang等<sup>[19]</sup>基于区域生长方法和颜色特性对苹果进行图像分割,提取颜色和形状特征后,将特征输入SVM和NN进行检测。实验结果表明,SVM的准确率达到约89%,优于神经网络的约67%的准确率。基于颜色和形状特征的SVM对苹果果实的识别率高于仅使用颜色或形状特征的SVM。王津京等人<sup>[20]</sup>为解决苹果采摘过程中视觉识别时间长、误差大的问题,提出了支持向量机的识别算法,结果显示该识别算法平均识别率和识别时间均优于传统的神经网络算法。采用颜色形状特征组合的方法明显优于单一特征。Wei等人<sup>[21]</sup>提出了一种用于采摘机器人视觉系统的复杂农业背景下目标识别方法。通过在OHTA颜色空间中提取颜色特征,作为Otsu阈值算法的输入,Otsu阈值算法自动计算分割阈值。该方法实现了果实目标的自动识别,输出结果以二值图像的形式呈现,可以从复杂的农业背景中识别成熟水果,识别精度在95%以上。贾伟宽等人<sup>[22]</sup>基于K-means和GA-RBF-LMS提出了一种新型果实识别算法,对遮挡果实的识别率为95.38%,重叠的果实识别率为96.17%,平均识别时间为1.75 s。

近年来,随着机器学习在农业领域应用的快速进展,研究人员开始测试和验证果实识别方面的创新算法,特别是深度学习算法,同时也使用了其他现代机器学习算法。Bresilla等人<sup>[23]</sup>提出了用于实时识别水果的单次卷积神经网络算法。他们拍摄了100多张果树照片,每棵树大约有50个水果,最后产生了超过5000

个图像。实验结果显示该算法的图像识别准确率为 90%，处理速度高于 20 FPS。Latha 等<sup>[24]</sup>提出了基于多层深度卷积神经网络的自动图像识别系统，识别的最高准确率达到 97.4%，平均耗时 19.5 ms。闫彬<sup>[25]</sup>针对苹果直接采摘和迂回采摘两种方式开发一种 YOLOv5m 的实时图像识别算法，提升了当前采摘行的苹果的识别精度，识别准确率提高到 81%，识别召回率为 85.9%<sup>[25]</sup>。Hu 等人<sup>[26]</sup>提出了一种基于 Mask-RCNN 草莓果实识别算法，平均检测准确率为 95.78%，召回率为 95.41%，实例分割的平均 MIoU 率为 89.85%。

## 2.2 果实定位技术

检测到目标果实后，它们的定位信息对于机器人收获的成功至关重要。因为它引导末端执行器抓住和分离果实。如果定位信息不准确，末端执行器将难以抓住和分离果实。前期大量研究使用单台相机来定位果实位置。Parrish 和 Goksel<sup>[27]</sup>在黑白图像中识别了苹果，并获得了它们的质心坐标。然后，基于数学转换模型将质心坐标从 2D 图像映射到 3D 坐标系，以引导末端执行器工作。为了准确定位在自然场景中重叠果实位置，Jiao 等<sup>[28]</sup>基于局部极大值的重叠苹果定位方法，实验结果表明在苹果轮廓完整的情况下，该方法能够准确、快速地定位重叠的果实。

为了提高对果实的定位精度，许多林果采摘机器人采用了立体视觉系统，它由多个分开的摄像机组成，通过左右图像之间的视差进行三角测量来获得图像中果实的 3D 位置<sup>[29]</sup>。王辉等<sup>[30]</sup>开发一种单、双目相机组合的苹果识别定位算法，可以 200 cm 以内的苹果全部识别并且定位标准差为 2.4 cm，大与 200 cm 时定位标准差为 4.9 cm。Kong 等<sup>[31]</sup>提出了基于双目立体视觉的苹果定位方法，X、Y、Z 方向的均方误差分别为 0.347 mm，0.212 mm 和 0.110 mm。立体视觉的主要难点是如何在左右图像中获得与实际视图中相同点对应的参考点，这被称为对应问题。Si 等<sup>[32]</sup>开发了立体视觉系统并尝试解决对应问题。在左侧图像中检测到苹果后，他们在搜索对应关系时专门关注右侧图像上具有相同高度的矩形区域。考虑到苹果在树冠上分布较密集，他们进一步增加了苹果序列的约束条件，以避免果实错配。该立体视觉系统定位水果的误差小于 20 mm。

近些年，红绿蓝深度（red-green-blue-depth, RGB-D）相机开始被用于获取果实的空间位置，主要有结构光、飞行时间（time of flight, TOF）和主动红外立体技术。果实的二维坐标信息是通过图像识别获得的，而深度信息是通过 RGB-D 相机获得的深度图像获取的。然后，采用一些特定的坐标变换方法将目标中心点的 2D 坐标转换为 3D 坐标，以实现水果的定位。Xiong 等<sup>[33]</sup>结合 RealSense R200 提供的深度信息和内在矩阵来计算草莓的 3D 位置，并实现了 7.0 mm 的定位误差。Hu 等<sup>[34]</sup>利用 ZED 立体摄像机对草莓果实进行三维定位，结果表明 YOLOv3 的定位精度为 3.1 mm，而 Mask R-CNN 为 3.9 mm。采摘机器人上的 RGB-D 相机存在一个问题，在室外环境中获得的点云信息可能不准确，进而导致果实定位不准。为了解决这个问题，Yoshida 等<sup>[35]</sup>提出了一种测量水果在三维空间位置的方法，定位误差在 3mm 左右。

## 2.3 果实分离技术

水果收获机器人的末端执行器通常需要针对不同的收获对象，特别要根据目标水果的物理特性进行自适应设计。执行末端有负压吸附、抓扭、剪切等类型。在负压吸附型执行末端，利用真空发生器产生负压，从而吸附目标果实的果体，在横向剪切力的作用下，果茎会断裂。持扭转型末端执行器在扭转时能将果体夹紧，利用扭力将果茎剪断。在夹持扭转型末端执行器一般具有较大的夹持力，便于它牢牢地抓住目标果实，从而避免在收获过程中扭曲时的相对滑动。因此，通常需要一个力传感器来精确控制夹持力<sup>[36]</sup>。在剪切型末端执行器中，最常用是刀片直接切割果柄。其他类型剪切形式也被广泛使用，如高温切割，激光切割。通常末端执行器的夹紧结构是为了适应目标物体而设计的，但即使是相同的水果，其形状和大小仍然不同。因此，类人多指结构因其灵活性和良好的自适应性而被广泛应用。

美国公司 Abundant Robotics<sup>[8]</sup>开发了另一种采用负压吸附的苹果收获机器人，如图 7 所示。采用可行的非接触式末端执行器，产生负压，对苹果在采摘口附近产生吸附力。利用负压吸附产生的力来完成水果采摘。浙江大学的 Ji 等<sup>[37]</sup>设计了一种用于苹果采摘的勺形末端执行器（图 8），在内侧的左右两端配备特殊的压力传感器。利用 ANSYS 软件建立苹果的有限元模型，对平面手指和弧形手指抓取苹果的过程进行了仿真。仿真结果表明弧形指对苹果的变形和应力比平面指对苹果的变形和应力要小<sup>[38]</sup>。

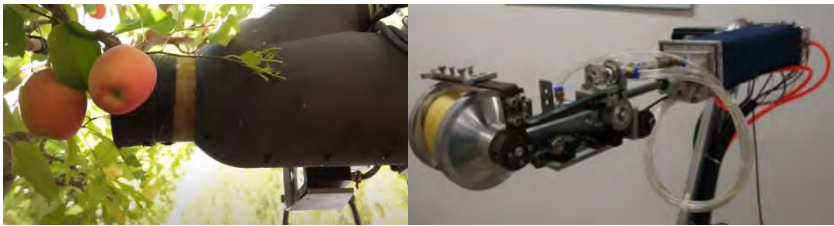


图 7 负压苹果采摘执行末端 图 8 勺形末端执行器

Fig.7 Negative pressure apple picking end effector      Fig.8 Scoop end effector

Yamamoto 等<sup>[39]</sup>设计一种用于草莓采摘的抓扭式末端执行器。该末端执行器底部吸盘贴紧目标水果后，向相邻水果吹入压缩空气，迫使目标水果远离目标水果，然后伸出的两个“指”钩住果实的花萼，将目标水果夹在手指上的软垫之间，将果实倾斜并拔出，使其与花梗分离。Xiong 等<sup>[40]</sup>研发了一种具有感知能力的草莓电驱采摘执行末端，它由传感、拾取、传输和存储四个功能部分组成。如图 10 所示，它有六个张开的手指，形成一个封闭的空间，能将吞下目标草莓果实的同时把周围的其他浆果推开。该末端执行器可以储存多个草莓，这减少了机械手的总行程距离，大大减少了采摘单个草莓所需的时间。

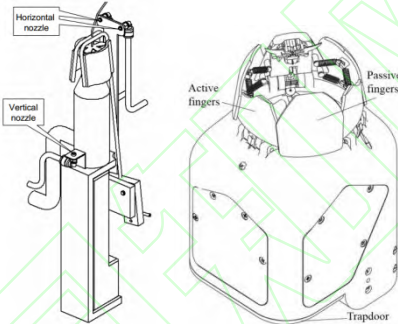


图 9 抓扭式草莓采摘末端执行器 图 10 草莓采摘末端执行器

Fig.9 Grapple-type strawberry picking end effector      Fig.10 End effector for Strawberry picking

软体末端执行器本身具备柔顺性、柔韧的弯曲运动以及简单的形态结构，能够在较低损伤下完成采摘。为了增强抓取能力，同时提高驱动速度和指尖力，Park 等<sup>[41]</sup>开发并测试了一种软体采摘抓手，结果表明该抓手具有增强的指尖力和快速的驱动速度，无需复杂的控制即可夹持各种物体，能够很好的抓取苹果。Abeach 等<sup>[42]</sup>设计了一种变刚度软体三指末端执行器，如图 11 所示。它结合了收缩和伸展气动肌肉的拮抗作用，能够独立地改变手指的位置和刚度，很好抓取苹果等水果。

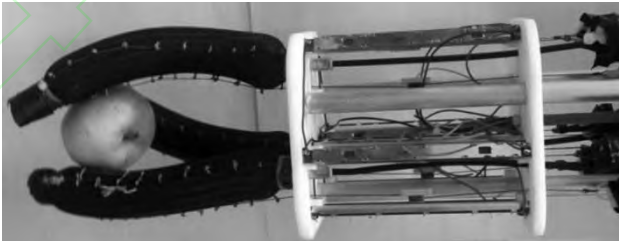


图 11 变刚度软体三指末端执行器

Fig.11 Variable-stiffness soft three-finger end effector

3 存在的问题和挑战

3.1 复杂多变的工作环境

林果的生长环境一般可分为室内和室外 2 种模式。在室外环境中，天气会引起光线、温度和湿度环境的一些较大变化，特别是在用于视觉系统识别和定位的光线方面；在室外环境中，果实可能生长在枝叶茂密的地方。在室内环境中，影响因素比室外环境少。室内作物在位置上更加一致，在光照参数上更加可控，



然而,在室外环境中,作物的种植密度要大得多,导致作物之间的空间更小。因此,对采摘机器人的外形和避障性能提出了更高的要求。此外,室内建筑背景也可能对果实识别造成一定的影响。

### 3.2 识别定位系统无法满足实际需求

非结构化的果园环境增加了果实识别定位的难度。实际工作环境中,光照条件的变化容易影响目标水果的颜色特征,而树枝、树叶等背景物体的遮光以及水果的重叠,容易导致漏果等问题。传统的目标识别技术很大程度上受限于实际工作的复杂环境,水果识别效率较低。虽然深度学习技术可以提高复杂环境下拣选机器人的目标识别性能,但仍然存在许多不可控的影响因素,视觉系统识别的稳定性需要考虑。为了获得更加准确的水果 3D 信息,基于视觉的 3D 重建技术可以作为一种有效的手段,但现有的 3D 重建技术仍然面临着各种挑战。例如,基于立体视觉系统的 3D 重建技术难以在三个维度上精确匹配重叠的水果,基于 RGB-D 视觉传感器的 3D 重建技术在采集细长树枝时存在填充率不足的问题。因此,非结构化的果园环境增加了果实识别定位的难度。水果采摘机器人视觉系统的实时性使其难以满足实际生产需求。为了提高视觉系统的识别定位性能,经常检查识别定位算法。该方法虽然能够有效提高算法的识别精度,但这也使得算法的结构更加复杂,运算时间更长。因此,往往无法满足实际生产需求。

### 3.3 采摘末端执行器通用性差,损伤率高

目前,使用的采摘末端执行器大部分不具备通用性,只能抓取某一种或者某一类的果实。末端执行器与采摘机器人的接口也不具备同在农业中。林果采摘末端执行器需要完成一些特殊的要求,如适应多种形状、不损坏产品、要求的位置精度以及适当的抓取力。由于水果成熟过程中尺寸和形状各异、容易碰伤以及硬度变化,抓握力太大或太小都会导致在拾取和放置果实时容易被抓伤和碰伤等。对于林果采摘机器人来说,由于复杂的非结构化农业环境,采摘末端执行器的运动是具有挑战性的问题,需要将障碍物与目标分开,以躲避水果选择收获中不确定和多变的障碍物。采摘机器人放置作业时,对于不同果实需要根据感官数据和物理特性进行最佳的灵活和安全的抓取控制。

## 4 发展方向

### 4.1 结构化种植环境

目前,多数果园都是非结构化种植,不利于机器人作业。复杂的种植环境往往需要采摘机器人具有较强的躲避障碍物的能力,以便进行采摘作业。为了提高机器人的避障能力,人们提出了更多的自由度和更复杂的避障算法,这无疑增加了机器人的生产成本,同时降低了机器人的收获效率。可以从改变果园种植方式入手,探索适合机器人采摘的作业环境。比如对于苹果采摘来说,已经出了高纺锤形、树墙型、V 型等种植模型,可以减少枝叶对果实的遮挡,降低目标识别和执行末端采摘难度,提高机器人的采摘成功率和作业效率<sup>[43]</sup>。

### 4.2 复杂环境下的通用轻量化识别定位算法

复杂的工作环境仍然是采摘机器人发展的制约因素之一。尽管许多研究人员针对水果检测模型提出了各种改进措施,但不同的光照条件、重叠和遮挡仍然会影响采摘机器人的识别性能。同时,复杂的环境也对果实的 3D 重建提出了一定的挑战。因此,提高复杂环境下采摘机器人视觉识别系统的鲁棒性和通用性具有重要意义。由于采摘机器人对目标检测模型提出了很高的要求,不仅要求检测速度快,实现实时检测,而且模型尺寸小,以便模型可以嵌入到设备中。因此,接下来的重点应该是开发可用于边缘设备的轻量级目标识别模型,用于实时水果识别,并提高嵌入式设备中视觉识别系统的性能。

### 4.3 智能自适应末端执行器

果实的大小、形状、物理特性各不相同,柔性自适应抓手可以增加接触面积,最大限度地减少损坏风险,并提供稳定的抓握。除此之外,基于多种传感器和人工智能的末端执行器还能实现智能、精准抓取。智能末端执行器不仅是抓取工具,也是夹具和目标之间的接口。同时,自学习、在线决策和形状记忆能力是智能末端执行器的重要特征。抓取力、位置和其他抓取状态可以根据感觉反馈进行实时控制和调整。智能传感器网络可以使抓取器更加智能和精确,并像人手一样执行各种智能操作。同时,在抓取操作过程中

还可以测量目标的信息。多传感器、高自由度、智能控制策略的采摘末端执行器将是未来的发展发展方向, 它无论在外形还是运动幅度上都可以匹配拟人化的效果, 也可以为各种水果提供更可靠、更稳健的抓取。

## 5 结语

本文从果实识别、定位和分离三个方面总结了国内外林果采摘机器人关键技术发展现状。林果采摘机器人面临着多种问题和挑战, 复杂的种植环境往往需要采摘机器人具有较强的躲避障碍物的能力, 以便进行采摘作业。为了提高机器人的避障能力, 需要研发更多自由度的机器人和更复杂的避障算法, 增加了生产成本, 也降低了收获效率。尽管多种基于深度学习的图像识别模型被设计出来, 但不同的光照条件、重叠和遮挡仍然会影响果实的识别性能。水果成熟过程中果实尺寸和形状各不相同、容易碰伤以及硬度变化, 抓握力太大或太小都提高了林果采摘机器人末端执行器的拾取和放置难度。未来林果机器人的发展方向应加强农机农艺结合程度, 推广结构化的种植模式; 开发稳定性高、通用性强的复杂果实识别定位算法, 设计多传感器融合、智能化水平高、形状自适应的末端执行器。研究结果可为后续林果采摘机器人的研制提供参考, 加快商用采摘机器人的落地, 缩小与国外发达国家的技术差距, 促进中国果树产业更快更好发展。

## 参考文献

- [1] 侯煜庐, 赵俊晔. 2022 年中国水果市场形势分析与后市展望[J]. 农业展望, 2023, 19(06): 7-12.
- [2] WANG Z H, XUN Y, WANG Y K, et al. Review of smart robots for fruit and vegetable picking in agriculture[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(1): 33-54.
- [3] SARIG Y. Robotics of fruit harvesting: A state-of-the-art review[J]. Journal of agricultural engineering research, 1993, 54(4): 265-280.
- [4] CECCARELLI M, FIGLIOLINI G, OTTAVIANO E, et al. Designing a robotic gripper for harvesting horticulture products[J]. Robotica, 2000, 18(1): 105-111.
- [5] BOGUE R. Fruit picking robots: has their time come?[J]. Industrial Robot: the international journal of robotics research and application, 2020, 47(2): 141-145.
- [6] FEDOROV D. Modern trends in developing robotic systems in agro-industrial complex[C]//Proceedings of the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science: Earth and Environmental Science, 2022, 949: 012016.
- [7] THORNE J. Apple-picking robots gear up for US debut in Washington State[M]. 2019.
- [8] 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: 1-14.
- [9] 顾宝兴, 姬长英, 王海青, 等. 智能移动水果采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 153-160.
- [10] ZHAO Dean, LV Jidong, JI Wei, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112-122.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] MIZUSHIMA A, LU R. An image segmentation method for apple sorting and grading using support vector machine and Otsu's method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 94: 29-37.
- [14] PATEL H, PRAJAPATI R, PATEL M. Detection of quality in orange fruit image using SVM classifier[C]//Proceedings of the IEEE: 2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI), 2019.



- [15] WANG J J, ZHAO D A, JI W, et al. Application of support vector machine to apple recognition using in apple harvesting robot [C]//Proceedings of the IEEE: 2009 International Conference on Information and Automation, 2009.
- [16] JIANG Y, YANG C, NA J, et al. A brief review of neural networks based learning and control and their applications for robots[J]. Complexity, 2017, 2017(4): 1-14.
- [17] HUA X, LI H, ZENG J, et al. A Review of target recognition technology for fruit picking robots[J/OL]. From Digital Image Processing to Deep Learning, 2023, 13(7).
- [18] TANG Y, CHEN M, WANG C, et al. Recognition and localization methods for vision-based fruit picking robots: a review[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 510.
- [19] WANG J, ZHAO D, JI W, et al. Application of support vector machine to apple recognition using in apple harvesting robot [C]//Proceedings of the IEEE: 2009 International Conference on Information and Automation, 2009.
- [20] 王津京, 赵德安, 姬伟, 等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(1): 148-151, 147.
- [21] WEI X, JIA K, LAN J, et al. Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot[J]. Optik, 2014, 125(19): 5684-5689.
- [22] 贾伟宽, 赵德安, 刘晓洋, 等. 机器人采摘苹果果实的 K-means 和 GA-RBF-LMS 神经网络识别[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 175-183.
- [23] BRESILLA K, PERULLI G D, BOINI A, et al. Single-shot convolution neural networks for real-time fruit detection within the tree[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 611.
- [24] LATHA R S, SREEKANTH G R, SUGANTHE R C, et al. Automatic fruit detection system using multilayer deep convolution neural network[C]//Proceedings of 2021 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), 2021.
- [25] 闫彬, 樊攀, 王美茸, 等. 基于改进 YOLOv5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 28-38, 59.
- [26] YU Y, ZHANG K L, 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.
- [27] PARRISH E A, GOKSEL A K. Pictorial pattern recognition applied to fruit harvesting[J]. Transactions of the ASAE, 1977, 20(5): 822-827.
- [28] JIAO Y H, LUO R, LI Q W, et al. Detection and localization of overlapped fruits application in an apple harvesting robot[J]. Electronics, 2020, 9(6): 1023.
- [29] ONISHI Y, YOSHIDA T, KURITA H, et al. An automated fruit harvesting robot by using deep learning[J]. ROBOMECH Journal, 2019, 6(1): 13.
- [30] 王辉, 毛文华, 刘刚, 等. 基于视觉组合的苹果作业机器人识别与定位[J]. 农业机械学报, 2012, 43(12): 165-170.
- [31] KONG D Y, ZHAO D A, ZHANG Y, et al. Research of apple harvesting robot based on least square support vector machine[C]//Proceedings of the 2010 International Conference on Electrical and Control Engineering, 2010.
- [32] SI Y S, LIU G, FENG J. Location of apples in trees using stereoscopic vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 68-74.
- [33] 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.
- [34] HU H M, KAIZU Y, ZHANG H D, et al. Recognition and localization of strawberries from 3D binocular

- cameras for a strawberry picking robot using coupled YOLO/Mask R-CNN[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2022, 15(6): 175-179.
- [35] YOSHIDA T, KAWAHARA T, FUKAO T. Fruit recognition method for a harvesting robot with RGB-D cameras[J]. *ROBOMECH Journal*, 2022, 9(1): 15.
- [36] KONDO N, TING K. Robotics for plant production[J]. *Artificial intelligence review*, 1998, 12: 227-243.
- [37] 卢伟, 宋爱国, 蔡健荣, 等. 柑橘采摘机器人结构设计及运动学算法[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2011, 41(1): 95-100.
- [38] JI W, QIAN Z J, XU B, et al. Grasping damage analysis of apple by end-effector in harvesting robot[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2017, 40(6): e12589.
- [39] YAMAMOTO S, HAYASHI S, YOSHIDA H, et al. Development and field evaluation of a strawberry harvesting robot with a cable-driven gripper[C]//*Proceedings of International Society for Horticultural Science (ISHS)*, Leuven, Belgium, 2008.
- [40] XIONG Y, FROM P J, ISLER V. Design and evaluation of a novel cable-driven gripper with perception capabilities for strawberry picking robots[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2018.
- [41] PARK W, SEO S, BAE J. A hybrid gripper with soft material and rigid structures[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(1): 65-72.
- [42] AL ABEACH L A T, NEFTI-MEZIANI S, DAVIS S. Design of a variable stiffness soft dexterous gripper[J]. *Soft robotics*, 2017, 4(3): 274-284.
- [43] 陈青, 殷程凯, 郭自良, 等. 苹果采摘机器人关键技术研究现状与发展趋势[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(4): 1-15.