

分类号: TP2
学号: 20232009016

密级:
单位代码: 10759

石河子大学

硕士学位论文



基于双臂协作的芒果采摘机器人控制研究

学位申请人	刁申港
指导教师	冯静安
申请学位门类级别	工学硕士
学科、专业名称	机械工程
研究方向	机械电子工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子
2026年5月

分类号：TP2
学号：20232009016

密级：
单位代码：10759

石河子大学

硕士学位论文



基于双臂协作的芒果采摘机器人控制研究

学位申请人	刁申港
指导教师	冯静安
申请学位门类级别	工学硕士
学科、专业名称	机械工程
研究方向	机械电子工程
所在学院	机械电气工程学院

中国·新疆·石河子

2026年5月

**Research on the control of a mango picking robot based on dual-arm
collaboration**

A Dissertation Submitted to

Shihezi University

In Partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master of Engineering

By

Diao Shen-gang

(Mechatronic Engineering)

Dissertation Supervisor: Prof. Feng Jing-an

May, 2026

石河子大学学位论文独创性声明及使用授权声明

学位论文独创性声明

本人所呈交的学位论文是在我导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明并表示谢意。

研究生签名：刁申港

时间： 2026年 5月 26日

使用授权声明

本人完全了解石河子大学有关保留、使用学位论文的规定，学校有权保留学位论文并向国家主管部门或指定机构送交论文的电子版和纸质版。有权将学位论文在学校图书馆保存并允许被查阅。有权自行或许可他人将学位论文编入有关数据库提供检索服务。有权将学位论文的标题和摘要汇编出版。保密的学位论文在解密后适用本规定。

研究生签名：刁申港

时间： 2026年 5月 26日

导师签名：冯静

时间： 2026年 5月 26日

摘要

芒果作为热带高效经济作物，其产业发展对农业增收具有重要意义。海南省芒果种植规模居国内前列，但当前采摘环节严重依赖人工，存在作业成本高、时效性差等现实困境，亟需引入智能自动化采摘设备以提升产业竞争力。本文在梳理国内外农业采摘机器人技术进展的基础上，结合海南芒果园种植农艺与果实生长特性的实地调研结果，确定了整机结构尺寸设计参数。从整机集成的角度出发，基于 ROS 系统设计了一套双臂协作的芒果采摘机器人控制系统方案。围绕非结构化果园环境下的协作采摘控制问题，开展视觉感知、双臂运动规划和任务分配等研究。首先对复杂环境下芒果识别与定位方法进行研究，实现对果实的精准感知与空间定位；在此基础上，对 RRT 系列运动规划算法进行对比优选，确保采摘路径的高效性；进一步提出基于 DBSCAN 聚类的双臂采摘任务分配与采摘顺序规划方法，实现双臂协作采摘的冲突消解与效率优化。最后，搭建双臂采摘机器人试验平台并开展田间试验验证，从整体上验证样机性能和所提方法的可行性与有效性。主要工作如下：

(1) 在海南省三亚市崖州区南滨农场芒果园开展实地调研，记录芒果园种植模式、果树生长信息和采摘农艺要求。基于调研结果，明确整机设计要求与方案。结合设计要求和整体方案，选用 RM-65 机械臂执行采摘任务，利用 ROS 平台建立了主机与双机械臂的分布式通信节点，完成了双机械臂控制系统的开发工作。运用 D-H 参数法建立了机械臂运动学模型，为机械臂运动规划奠定理论基础。借助蒙特卡罗法对双机械臂工作空间进行分析计算，证实该双臂采摘机器人参数设计合理，满足芒果采收实际需求。

(2) 基于芒果园种植场景，采集图像并构建收获期的芒果图像数据集。利用改进型 YOLOv8n 目标识别算法进行芒果识别，该算法以 MobileNetV4 替换 YOLOv8n 的主干网络，同时融合 IDC 模块降低模型复杂度。接着在 SPPF 中引入 MobiVari 结构提升特征融合能力。然后，颈部网络用 FasterC3 模块替代 C2f 提高特征提取能力。该改进模型的平均精度均值为 89.6%，与 YOLOv8n 模型相比提高了 1.2%，权重文件大小仅为 4.49 MB，模型浮点运算数为 7.0 G，参数量为 2.12×10^6 M，相较于 YOLOv8n 模型，分别降低 27.3%、13.5%和 29.6%。利用该改进模型结合深度相机手眼标定矩阵，实现了果实坐标转换和精确定位，为双臂视觉引导采摘控制奠定基础。

(3) 选择 RRT、RRT*和 RRT-Connect 算法进行机械臂运动规划算法优选，通过二维、三维和基于 ROS 系统的仿真对比试验，其中 RRT-Connect 算法规划成功率和规划时间均优于另外两种算法，选择 RRT-Connect 作为双臂运动规划算法。接着提出一种基于 DBSCAN 算法的芒果采摘顺序规划方法用于双臂芒果协作采摘，通过仿真验证该方法安全有效。最后开展实验室内采摘试验验证，结果表明双臂平均规划时间为 0.67 s，识别率为 85.94%，平均识别时间 25.36 ms，在识别成功的情况下双臂定位成功率都高于 90%，左、右臂果实遍历时间分别为 2.34 s 和 3.26 s。同时实际双臂协作采摘

过程中机械臂未发生碰撞现象，说明所提出的协作采摘任务分配方法安全可靠。

(4) 在真实果园环境下开展双机械臂芒果并行采摘试验，验证所优选的机械臂路径规划算法和基于 DBSCAN 的芒果采摘顺序规划方法的有效性。结果表明 RRT-Connect 规划方法应用于采摘机械臂，成功率达到 90%，优于 RRT 和 RRT*算法。芒果遍历试验中双机械臂可以安全有效的进行目标点遍历。整体样机测试过程中双臂平均采摘时间为 10.85 s，采摘成功率为 89.20%，识别率为 88.96%，定位成功率均为 92%以上，平均遍历时间分别为 8.85 s 和 7.26 s，验证了该双机械臂在复杂环境下采摘芒果的作业性能的高效性和安全性。

关键词：双臂协作；YOLOv8n；运动规划；任务分配；采摘顺序规划；芒果采摘机器人

Abstract

As a highly efficient tropical economic crop, mangoes play an important role in increasing agricultural income through industrial development. Hainan Province ranks among the top domestic regions in mango cultivation, but the current harvesting stage heavily relies on manual labor, facing practical problems such as high operational costs and low timeliness. Therefore, the introduction of intelligent automated harvesting equipment is urgently needed to enhance the industry's competitiveness. Based on a review of the progress of agricultural harvesting robot technology at home and abroad, and combined with on-site investigations of the planting agronomy and fruit growth characteristics of mango orchards in Hainan, the design parameters for the whole-machine system were determined. From the perspective of whole-machine integration, a dual-arm collaborative mango harvesting robot control system scheme was designed based on the ROS system. Focusing on the challenges of perception and cooperative control in unstructured orchard environments, the study first investigates the methods for mango recognition and localization in complex environments to achieve accurate perception and spatial positioning of fruits. On this basis, RRT series motion planning algorithms were compared and optimized to ensure the efficiency of harvesting paths. Furthermore, a dual-arm harvesting task allocation and harvesting sequence planning method based on DBSCAN clustering was proposed to resolve conflicts and optimize efficiency in dual-arm collaborative harvesting. Finally, a dual-arm harvesting robot experimental platform was built and field tests were conducted to verify, overall, the performance of the prototype and the feasibility and effectiveness of the proposed methods. The main work is as follows:

(1) Conducted on-site research at a mango orchard in Nanbin Farm, Yazhou District, Sanya City, Hainan Province, recording the planting patterns, tree growth information, and harvesting agronomy requirements. Based on the survey results, clarified the requirements and plans for the overall machine design. In line with the design requirements and overall plan, the RM-65 robotic arm was selected to perform harvesting tasks, and a distributed communication node between the host and the dual robotic arms was established using the ROS platform, completing the development of the dual-arm control system. A kinematic model of the robotic arm was established using the D-H parameter method, providing a theoretical basis for motion planning of the robotic arm. Using the Monte Carlo method, the workspace of the dual robotic arms was analyzed and calculated, confirming that the parameter design of the dual-arm harvesting robot is reasonable and meets the practical requirements for mango harvesting.

(2) Based on the mango orchard planting scenario, images were collected to construct a mango image dataset during the harvest period, which includes various scenarios such as single-fruit clusters, multiple fruit stems, and different lighting conditions. The improved YOLOv8n object detection algorithm was used for mango recognition. This algorithm replaces the YOLOv8n backbone network with MobileNetV4 while integrating the IDC module to reduce model complexity. Then, the MobiVari structure was introduced into SPPF to enhance feature fusion capability. Next, the neck network uses the FasterC3 module instead of C2f to improve feature extraction. The mean average precision (mAP) of this improved model is 89.6%, which is 1.2% higher than the YOLOv8n model. The weight file size is only 4.49 MB, with 7.0G floating point operations and 2.12×10^6 M parameters, which is a reduction of 27.3%, 13.5%, and 29.6% respectively compared to the YOLOv8n model. By using the improved model combined with the hand-eye calibration

matrix of the depth camera, fruit coordinate transformation and accurate positioning were achieved, laying the foundation for dual-arm vision-guided picking control.

(3) RRT, RRT*, and RRT-Connect algorithms were selected to optimize motion planning algorithms for robotic arms. Through comparative simulations in 2D, 3D, and ROS-based systems, the RRT-Connect algorithm outperformed the other two algorithms in both planning success rate and planning time, and was thus chosen as the dual-arm motion planning algorithm. Next, a mango picking sequence planning method based on the DBSCAN algorithm was proposed for dual-arm collaborative mango picking, and simulations verified that this method is safe and effective. Finally, laboratory picking experiments were conducted for verification, showing that the average dual-arm planning time was 0.67 s, the recognition rate was 85.94%, and the average recognition time was 25.36ms. Under successful recognition conditions, the dual-arm positioning success rate was higher than 90%, with fruit traversal times for the left and right arms being 2.34 s and 3.26 s, respectively. Additionally, during the actual dual-arm collaborative picking process, no collisions occurred, indicating that the proposed collaborative picking task allocation method is safe and reliable.

(4) Conducted parallel mango picking experiments with dual robotic arms in a real orchard environment to verify the effectiveness of the selected robotic arm path planning algorithm and the DBSCAN-based mango picking sequence planning method. The results show that the RRT-Connect planning method applied to the picking robotic arm achieves a success rate of 90%, outperforming the RRT and RRT* algorithms. In the mango traversal tests, the dual robotic arms can safely and effectively traverse the target points. During the overall prototype testing, the average picking time for the dual arms was 10.85 seconds, the picking success rate was 89.20%, the recognition rate was 88.96%, the positioning success rate was over 92% for each, and the average traversal times were 8.85 seconds and 7.26 seconds, respectively, verifying the high efficiency and safety of the dual robotic arms in mango picking tasks in complex environments.

Key words: Dual-arm collaboration; YOLOv8n; Motion planning; Task allocation; Picking sequence planning; Mango picking robot

目录

摘要.....	I
Abstract	III
主要缩略词表.....	VIII
主要符号对照表.....	IX
第1章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 果实识别与定位研究现状.....	2
1.2.2 机械臂采摘机器人研究现状.....	4
1.2.3 双机械臂协作控制研究现状.....	6
1.3 研究内容与技术路线.....	8
1.3.1 研究内容.....	8
1.3.2 技术路线.....	9
1.4 本章小结.....	10
第2章 双机械臂芒果采摘机器人方案设计.....	11
2.1 芒果园实地调研分析.....	11
2.1.1 种植模式调研分析.....	11
2.1.2 果树与芒果生长信息分析.....	12
2.1.3 芒果采摘农艺要求.....	12
2.2 设计要求与整机方案设计.....	13
2.2.1 设计要求.....	13
2.2.2 整机方案设计.....	13
2.3 关键部件选型与控制系统设计.....	15
2.3.1 机械臂选型.....	15
2.3.2 双机械臂控制系统设计.....	16
2.4 机械臂运动学模型.....	21
2.4.1 正运动学分析.....	21
2.4.2 逆运动学分析.....	23
2.5 双机械采摘作业空间分析.....	25
2.5.1 双机械臂工作空间分析.....	25
2.5.2 芒果采摘机器人作业空间分析.....	26

2.6 本章小结	28
第 3 章 复杂环境下芒果识别与定位研究	29
3.1 芒果数据集构建	29
3.1.1 图像采集	29
3.1.2 构建数据集	30
3.2 轻量化芒果与果柄识别模型构建	30
3.2.1 YOLOv8 网络模型	30
3.2.2 改进型 YOLOv8 模型	31
3.2.3 模型轻量化策略	32
3.2.4 颈部网络优化	35
3.3 模型训练结果与分析	36
3.3.1 试验平台	36
3.3.2 模型评价指标	36
3.3.3 主干网络对比试验	37
3.3.4 颈部网络对比试验	38
3.3.5 消融对比试验	39
3.3.6 不同目标检测模型对比试验	40
3.3.7 模型关注区域可视化	41
3.3.8 不同模型检测效果可视化	42
3.4 芒果目标定位	44
3.4.1 手眼协同标定	44
3.4.2 坐标转换	46
3.4.3 芒果三维坐标定位	47
3.5 本章小结	48
第 4 章 双机械臂运动规划与协作采摘任务分配研究	49
4.1 机械臂运动规划	49
4.1.1 路径规划算法	49
4.1.2 二维环境下路径规划仿真	51
4.1.3 三维环境下路径规划仿真	52
4.1.4 ROS 系统下的双机械臂路径规划仿真	53
4.2 双机械臂采摘任务分配	55
4.2.1 双机械臂芒果采摘区域	55
4.2.2 双机械臂芒果采摘任务分配策略	55

4.3 基于 DBSCAN 双臂协作采摘顺序规划	58
4.4 实验室双臂采摘试验	60
4.5 本章小结	63
第 5 章 双机械臂协作采摘芒果田间试验	64
5.1 双臂芒果采摘样机搭建	64
5.2 双机械臂协作芒果采摘试验	65
5.2.1 材料与方法	65
5.2.2 评价指标	66
5.2.3 试验结果与分析	66
5.3 本章小结	69
第 6 章 总结与展望	71
6.1 总结	71
6.2 展望	72
参考文献	74
致谢	80

主要缩略词表

缩写	英文全称	中文全称
ROS	Robot Operating System	机器人操作系统
URDF	Unified Robot Description Format	统一机器人描述格式
Rviz	Robot Visualization	机器人可视化工具
D-H	Denavit Hartenberg	参数法建模
OMPL	Open Motion Planning Library	开源运动规划库
SPPF	Spatial Pyramid Pooling Fast	快速空间金字塔池化
PAN	Path Aggregation Network	路径聚合网络
MobiVari	MobileNet Variants	轻量级卷积神经网络变体
UIB	Universal Inverted Bottleneck	通用倒瓶颈卷积模块
IB	Inverted BottleNeck	倒置瓶颈模块
IDC	Inception Depthwise Convolution	Inception 深度卷积模块
PConv	Partial Convolution	部分卷积模块
SGD	Stochastic Gradient Descent	随机梯度下降
TP	True Positive	真阳性样本
FP	False Positive	假阳性样本
FN	False Negative	假阴性样本
P	Precision	准确率
R	Recall	召回率
mAP	Mean Average Precision	平均精度值
GFLOPS	Giga Floating-point Operations Per Second	浮点运算数
FPS	Frames Per Seconds	帧率
Grad-CAM	Gradient-Weighted Class Activation Mapping	梯度加权类激活映射
RRT	Rapidly-exploring Random Trees	快速扩展随机树路径规划
RRT*	Rapidly-exploring Random Trees Star	渐进最优的快速搜索随机树
RRT-Connect	Rapidly-exploring Random Tree Connect	双向快速扩展随机树
K-means	k-means clustering algorithm	k 均值聚类算法
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise	基于密度的带噪声应用空间聚类

主要符号对照表

符号	定义	单位
L	芒果纵径	mm
W	芒果横径	mm
W_0	果树冠幅	mm
H_0	机械臂基座离地高度	mm
H_1	最高采摘点离地高度	mm
H_2	最低采摘点离地高度	mm
H_3	芒果挂果高度	mm
d_i	横距	mm
a_{i-1}	公共法线间距离	mm
θ_i	关节角	°
α_{i-1}	连杆扭角	°
x_{start}	起点	/
x_{rand}	随机点	/
x_{obs}	障碍物	/
x_{new}	新节点	/
x_{goal}	目标点	/
$x_{nearest}$	最近节点	/
P_s	识别成功率	%
P_G	规划成功率	%
P_d	定位成功率	%
P_M	采摘成功率	%
T_b	果实遍历时间	s
T_P	采摘时间	s
Q	识别可采摘芒果的数量	个
Q_n	实际可采摘芒果的数量	个
G	规划成功次数	个
G_n	规划次数	/
D_l	执行器定位成功次数	/
D_n	总定位次数	/
M_0	采摘成功次数	/
M_n	可采摘芒果数量	个
T_e	果实遍历结束时间	s
T_s	果实遍历开始时间	s
T_{el}	果实采摘结束时间	s
T_{sl}	果实采摘开始时间	s
M_p	成功采摘芒果数量	个

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

芒果作为一种热带水果，因其丰富的营养价值和经济价值在全球范围内备受欢迎。我国芒果种植主要集中于广东、广西、海南、云南及台湾等省区，其中海南凭借其热带地理条件与优越的气候资源，成为芒果产业的核心区域。该地区气候温暖、降水丰富、土壤条件适宜，为芒果种植提供了良好的自然基础。同时，芒果具有土壤适应性广、经济周期长、产出效益高等突出特点，产业发展潜力显著，已成为海南农业的重要支柱产业之一^[1]。根据中国海关总署数据，2025年5月我国芒果出口量为6391.68吨，与2024年同期相比，出口量增加了14.89%。2024年5月至2025年5月，全国芒果出口量从5563.40吨增长至6391.68吨。这一数据表明，近年来中国芒果产业实现了跨越式增长，我国芒果种植面积持续扩大，产业规模稳步增长，同步市场也在逐步拓宽。

当前，我国芒果产业已进入传统生产方式与现代科技深度融合的转型关键期。2026年中央一号文件作为“十五五”开局之年的纲领性文件，明确指出在发展现代农业的进程中，需结合各地实际条件培育新质生产力，促进人工智能技术在农业领域的深度渗透，不断拓宽无人机、物联网与智能化装备的应用场景^[2]。这是无人机和机器人首次被写入中央一号文件，标志着以智能设备为核心的“新农具”正式上升为国家战略，为农业机械化、智能化发展指明了方向。然而，我国芒果产业在高速发展阶段依旧面临着诸多严峻考验。伴随城镇化进程的持续推进，大量农村青壮年劳动力向城市转移并参与非农就业，使得果园在施肥灌溉、中耕除草、采收运输等全流程日常管护环节面临日益突出的劳动力短缺问题。特别是对于规模化种植果园，采收期需在短时间内集中完成大量果实的采摘与转运作业，若采收时机不当或运输衔接不畅，极易造成果实滞采烂落，给果农带来严重经济损失。因此，推动以机械化作业替代人工劳动，利用自动化技术完成采摘、灌溉等重复性农事操作，已成为破解果园用工困境的核心路径。其中芒果采摘是果园生产过程中的重要环节之一，也是一项典型的劳动密集型工作。果实采摘所需的劳动力占果园整个生产过程的35-45%^[3]。目前芒果采摘方式仍以人工采摘为主，存在操作强度大、采摘效率低、人工成本高、容易对果实造成一定程度的损坏等问题。因此，加快芒果机械化采摘技术的推广应用，是提升产业竞争力、实现可持续发展的重要举措，也是芒果生产现代化进程中的关键一环，更是响应国家发展农业新质生产力战略部署的具体实现。

在智能快速发展的时代，人工智能在农业领域的应用也越来越广泛^[4, 5]。将信息技术与传统机械相结合，开发智能采摘机器人，可以有效实现高效农业生产，显著降低芒果收获环节对人工作业的依赖程度，从而有效缓解劳动力成本增高带来的压力。因此，开发采摘机器人是实现芒果机械化、智能化采摘的重要途径。

鉴于此，为顺应我国芒果生产的发展趋势，为提高采摘效率并替代人工，研究双机械臂协作芒果采摘机器人已成为亟待解决的问题。本研究基于多关节机械臂开展芒果采摘的关键技术研究，对机械臂本体进行研究，利用深度学习算法实现芒果的识别定位，完成机械臂作业任务分配，通过机器人操作系统实现双机械臂协作控制，并对采摘机器人平台进行搭建完成双机械臂采摘任务。本研究对于降低人工成本、改善果园生产效益、加快农业智能化建设，具有深远影响，并对为后续研究多机械臂采摘控制研究提供理论基础和技术支持。

1.2 国内外研究现状

果蔬采摘机器人涉及整机结构设计、目标识别与定位，运动路径规划和决策控制等技术有机整合。为明确本研究的切入点与技术路径，本节从果实识别与定位算法、机械臂采摘机器人、双机械臂协作控制三个维度，系统梳理了国内外相关研究进展，并对现有成果进行分析评述，从而为本文后续研究提供理论依据与方法支撑。

1.2.1 果实识别与定位研究现状

随着人工智能发展，深度学习技术逐步应用在果蔬采摘机器人^[6]，尤其是基于深度学习的卷积神经网络算法，由于强大的学习能力和特征提取能力，面对果园环境时，在芒果和果茎检测性能上有一定的优越性。Qureshi 等^[7]提出两种芒果树冠层图像自动计数方法，一种是基于纹理差异的密集分割，另一种是利用椭圆拟合来实现果实检测，但上述方法对树冠结构复杂、果实密集重叠场景适应性不足。薛月菊等^[8]提出了一种改进 YOLOv2 方法，通过多层特征输入策略与前景区域标注训练，有效提升了复杂背景下未成熟芒果的检测精度。Liang 等^[9]提出一种改进 SSD 网络架构用于芒果实时检测，性能优于 Fater-RCNN。Kestur 等^[10]提出了一种名为 MangoNet 的网络架构，通过语义分割与基于轮廓的连通对象检测相结合的方式，实现田间条件下芒果的检测与计数，但芒果检测精度较低为 73.6%。Li 等^[11]基于改进的 YOLOv8 架构，同时识别果实果茎，并结合形态学处理分析果茎结构，制定采摘点定位策略，将算法集成制作端到端的芒果采摘点定位系统，定位点准确率提高，推理时间大幅降低。陈鹏飞^[12]基于改进 Mask R-CNN 算法构建了集芒果实例分割、采摘点定位与计数功能于一体的多任务检测系统。Zheng 等^[13]

将芒果分割和采摘点定位整合到一个端到端的网络，并行分支同时执行两项任务，采摘点检测精度达 98.4%，但分割精度不高为 75%。Zhang 等^[14]提出多任务学习方法 YOLOM 用于芒果和果柄的识别与分割，通过对分割图像的后处理获得主干采摘点位置并准确定位。

学者通过识别算法对葡萄，柑橘，龙眼，荔枝，香蕉等多种水果已实现果实或果柄检测。如周馨翌等^[15]利用改进 YOLACT++ 模型对葡萄果梗，葡萄果实等关键结构多目标识别和分割，但由于背景复杂果梗会分割错误。宁政通等^[16]利用改进 Mask R-CNN 模型对葡萄果梗进行识别和分割，但当处于果梗重叠，遮挡，背景相似等环境下时使得识别和分割准确率降低。Hou 等^[17]利用改进 Mask R-CNN 模型对柑橘花梗和柑橘果实进行检测，提出最大判别准则将柑橘果实和检测到的花梗关联起来，但实例分割计算成本较高检测时间较长。Zhao 等^[18]提出 YOLO-GP 轻量化模型，实现了对葡萄簇和果茎的检测。Li 等^[19]利用改进的 YOLOv5s 模型对复杂果园环境下的龙眼果簇和主果枝进行检测，龙眼果簇和主果枝的平均检测精度为 85.50%。Liang 等^[20]通过 YOLOv3 与 U-Net 的级联架构，实现了高精度的果实定位与结果茎分割，为夜间采摘作业提供了技术支撑。Zhu 等^[21]提出了一种改进的 YOLOv5-CFD 模型来实现葡萄和葡萄茎的识别。Fu 等人^[22]提出并比较了两种改进的 YOLOv4 网络，用于同时检测香蕉束和香蕉茎。Du 等^[23]提出一种 DSW-YOLO 网络模型，该模型在复杂环境中可准确检测草莓及其遮挡程度。

采摘机器人实现果实成功摘取的关键在于通过视觉感知信息获取果实的精确三维坐标。在实际作业中，由于机器人与目标果实之间的作业距离较近，常采用 RGB-D 相机同步采集彩色图像和深度数据，并结合目标检测算法完成果实定位。目前主流的深度图像采集设备包括微软 Kinect 系列及英特尔 RealSense 系列产品^[24]。赵海东^[25]在实际田间环境下，以墙式栽培的富士苹果为研究对象，利用 Kinect 相机获取 RGB 图像及对应深度图像，通过图像配准获得果实的三维空间坐标，并依此规划采摘次序。闫彬^[26]则采用 RealSense D435 深度相机识别与定位苹果目标，基于田间采摘试验结果，该深度相机能够实现对果实的精确定位，为双臂协作采摘系统提供高精度视觉引导，满足了自动化采摘任务的性能要求。

以上研究表明，利用深度学习模型可效识别果实和果柄，但是面对果园复杂环境时，如芒果果实颜色和背景颜色相似，果实重叠遮挡，果梗细小等问题仍存在准确度不理想的问题。同时模型复杂度较高，芒果采摘机器人硬件检测实时性受到影响。因此，可以考虑轻量化模型，从而减小硬件推理时间。在果园实地环境中，当前采用深度学习算法与摄像设备相结合的方式，能够有效实现芒果的识别与定位。基于此，结合采摘机器人的整体设计方案，需合理选用深度相机型号并确定恰当的安装策略，以确保手眼协同达到最优效果。