



2026年（第19届） 中国大学生计算机设计大赛

人工智能实践赛作品报告

作品编号： 2026029153

作品名称： 绿脉·六驱全地形自适应抓取机器人

填写日期： 2026年4月11日

填写说明：

- 1、本文档适用于人工智能实践赛；
- 2、尽管预选赛仅完成部分工作，但是本文档需要针对决赛做出方案设计；
- 3、正文、标题格式已经在本文中设定，请勿修改；标题#的快捷键为“Ctrl+#”，正文快捷键为“Ctrl+0”；
- 4、本文档应结构清晰，突出重点，适当配合图表，描述准确，不易冗长拖沓；
- 5、提交文档时，以PDF格式提交；
- 6、本文档内容是正式参赛内容的组成部分，务必真实填写。如不属实，将导致奖项等级降低甚至终止本作品参加比赛。

目录

第1章 作品概述	4
1.1 作品简介	4
第2章 问题分析	4
2.1 问题来源	4
2.2 现有解决方案	5
2.3 本作品要解决的痛点问题	6
2.3.1 农业场景下稳定通行问题	6
2.3.2 抓取前精准停靠问题	6
2.3.3 目标识别与三维定位问题	7
2.3.4 底盘与机械臂协同控制问题	7
2.4 解决问题的思路	8
第3章 技术方案	9
3.1 系统总体架构	9
3.2 六轮底盘设计	10
3.3 自主导航系统设计	10
3.3.1 环境感知	10
3.3.2 地图构建与路径规划	11
3.3.3 运动控制与姿态调整	13
3.4 机械臂系统设计	14
3.4.1 机械臂结构与末端执行器	14
3.4.2 目标检测与定位	14
3.4.3 抓取流程与动作规划	14
3.5 导航与机械臂协同机制	15
第4章 系统实现	15
4.1 硬件平台实现	15
4.1.1 六轮移动底盘搭建	16
4.1.2 机械臂与末端执行机构安装	16
4.1.3 传感器与控制单元集成	16
4.2 软件系统实现	16
4.2.1 自主导航模块实现	16
4.2.2 果实的检测与定位	17
4.2.3 机械臂控制模块实现	18
4.3 系统通信与协同控制实现	18
4.3.1 底盘与机械臂信息交互	18
4.3.2 协同作业流程实现	18
第5章 测试分析	19
5.1 测试目的与测试内容	19
5.2 底盘通过性测试	19
5.3 自主导航路径测试	20
5.3.1 感知算法的可行性	20
5.3.2 智能决策系统的可行性	21
5.4 果实识别与定位测试	21
5.5 机械臂摘取测试	22
5.6 协同作业测试	23
5.7 存在的问题与改进方向	23
第6章 作品总结	24
6.1 作品特色与前景	24
6.1.1 六轮底盘适应复杂地形	24
6.1.2 自主导航与机械臂一体化设计	25
6.1.3 面向实际作业的闭环任务流程	25

6.2 应用推广	25
6.3 作品展望	27
参考文献	28

第1章 作品概述

1.1 作品简介

本作品来源于对农业采摘场景实际需求的分析与思考。针对果园、温室等环境中地面复杂、通道狭窄、光照多变、人工采摘劳动强度大等问题，设计并实现了一套集六轮底盘、自主导航、视觉识别和机械臂摘取于一体的六轮自主移动采摘机器人系统。作品面向果园种植户、农业合作社、设施农业管理单位及农业科研教学团队，可应用于果实采摘、样本采集和定点取放等基础作业场景。

系统采用六轮底盘结构，具备较好的复杂地形通过能力和运行稳定性；结合RGB-D感知、路径规划与目标检测定位方法，可实现环境感知、障碍规避、目标识别和空间定位；结合机械臂执行模块，可完成接近、姿态调整和摘取等操作。整机能够实现“自主巡行—目标识别—精准对位—机械臂摘取”的连续作业流程。

本作品的特色在于突出自主导航与机械臂采摘之间的协同设计，使机器人不仅能够到达目标区域，还能够根据机械臂作业需求调整停车位置和车体姿态，提高摘取成功率。作品具有较强的系统集成性和工程应用价值，可为农业采摘等重复性作业提供智能化解决方案。未来，随着感知精度、控制稳定性和机械臂能力的进一步提升，该系统可拓展至更多果蔬场景及分拣、搬运、巡检等复合型农业任务，具有较好的推广前景。



图1 机器人系统总结图

第2章 问题分析

2.1 问题来源

农业采摘场景对机器人的要求，与普通室内移动机器人有明显不同。机器人不仅要能够在果园、温室或试验田等环境中自主移动，还要在接近目标植株后完成果实识别、位置判断和机械操作。因此，农业机器人面临的不是单一的导航问题，而是移动、感知与操作相互耦合的综合问题。

果园和温室环境通常具有明显的非结构化特征，表现为地面起伏不平、植株分布不规则、光照变化大、枝叶遮挡强、作业通道狭窄等。这些因素会同时影响底盘通行稳定性、视觉识别精度以及机械臂执行效果。对于果实摘取任务而言，若底盘停车位置不合适，机械臂就难以顺利完成操作；若视觉系统无法提供准确的目标位置，即使机器人到达目标附近，也难以实现稳定摘取。

从产业落地和田间应用角度看，农业移动作业装备不仅要具备感知、规划和执行能力，还应满足作业链完整、系统可复现、异常可诊断和迭代成本可控等要求。由于农业环境中多种不确定因素相互叠加，任一子系统性能不足都可能在整机层面被放大，造成“单模块表现尚可，但整机作业成功率不高”的现象。因此，有必要从整机协同视角出发，对农业采摘机器人的关键问题进行系统分析。

2.2 现有解决方案

针对农业移动作业问题，现有研究主要集中在移动平台、自主导航、视觉识别和机械臂抓取等几个方面。在移动平台方面，常见方案多采用四轮或履带式结构，以提高机器人在田间环境中的通过能力；在导航方面，通常利用激光雷达、RGB-D 相机或视觉 SLAM 技术实现环境感知、路径规划和避障；在目标识别方面，广泛采用基于深度学习的目标检测方法，如 YOLO 系列模型，以提升果实识别的精度与实时性；在机械臂抓取方面，则多通过视觉定位与运动规划相结合的方法完成果实接近、夹取与摘取。

现有方案在单一模块上已取得一定进展。例如，轮式或履带式平台能够完成基础巡航任务，视觉检测模型能够识别果实目标，机械臂系统也能够在实验条件下完成简单抓取操作。但从整机应用来看，仍存在明显不足：其一，普通移动平台在泥地、草地和起伏路面上容易产生颠簸、打滑和定位误差，影响后续识别与抓取；其二，果实识别容易受到遮挡、逆光、反光和背景干扰影响，导致定位不稳定；其三，很多系统仅将导航目标设定为某一坐标点，忽略了机械臂作业所需的停车位置和朝向要求；其四，导航、视觉与机械臂多为分立设计，缺乏统一调度机制，导致整机作业连续性和稳定性不足。

因此，现有解决方案虽然能够分别处理“移动”“识别”或“抓取”等子问题，但在农业场景下实现“自主到达—精准对位—稳定摘取”的完整闭环方面仍有较大提升空间。



图2 现有方案概述图

2.3 本作品要解决的痛点问题

2.3.1 农业场景下稳定通行问题

机器人需要在果园、温室或田间环境中保持较好的通过性和稳定性，为后续识别和摘取提供基础平台。单一模态方法容易受 RGB 局限和深度噪声干扰，RGB 局限如光照变化、纹理缺失导致语义分割失效，深度噪声如传感器误差影响几何分析。为解决该问题需实时融合新观测数据调整可通行性判断，并且多模态容易产生冲突，如 RGB 预测的可通行区域与几何分析的矛盾。本项目使用双分支协同推理，语义分支 RGB 流预测逐像素类别概率，如地面、障碍物，几何分支深度流计算斜率、台阶高度和粗糙度，生成概率图，融合层通过置信加权或注意力机制整合两分支输出。并结合时序信息如 Slam 中的历史位姿平滑可行性预测，减少瞬时噪声的影响。该方法提升了复杂地形的可通行判断准确性，增强系统的鲁棒性，减弱颠簸，让后续视觉与机械臂在相对平稳的机身上工作。

2.3.2 抓取前精准停靠问题

机器人不仅要到达目标植株附近，还要根据机械臂作业范围进行停车位置和朝向调整，使果实处于便于操作的位置。在农田、果园等复杂 3D 环境中进行实时性自主探索与定位，是无人车自主探索领域的一大挑战。无人车需不断更新周围环境，追踪

已探索区域，并要识别未探索区域，这涉及对传感器从不同视点获取的表面感知数据进行实时处理，但环境中的噪声、遮挡及动态变化，增加了判断未探索区域的难度。在实际探索中还会受到算力的限制，传统方法如基于信息论的贪心策略以及基于随机采样的方法，存在效率低下、易忽略未探索区域和计算成本高的问题，如何有效解决这些问题，实现复杂 3D 环境下机器人的高效实时自主探索与定位，为机械臂作业留出空间。本文提出了一种基于分层框架的方法来应对这些挑战。

2.3.3 目标识别与三维定位问题

系统需要将视觉识别结果转化为机械臂可使用的空间位置（及接近方向等必要姿态信息），实现从图像中的果实到实际抓取点的有效转换。

须建立自像素经相机、基座至末端执行器的连续几何变换链：在检测层抑制漏检与误检；在度量层采用深度投影或旋转基线三角测量等方法恢复尺度；在规划层将目标以场景物体或位姿约束形式注入 MoveIt，使感知结果与抓取规划处于统一参考系，并便于量化标定误差与时间同步误差对末端位姿的影响。

2.3.4 底盘与机械臂协同控制问题

导航、视觉和机械臂需要形成完整闭环。底盘负责把机器人送到合适位置，视觉负责识别和修正目标状态，机械臂负责完成摘取动作，三者必须协同工作。

巡行、对位、感知触发、轨迹执行与失败恢复等环节具有不同时间尺度，须依托统一有限状态机进行编排。底盘应能响应规划不可行或需再观测等事件；视觉应在车体微动后支持检测再触发；机械臂应在坐标变换更新后支持轨迹重规划。上述子系统在任务语义层面保持一致，方可保障连续作业节拍与可重复演示。

本作品要解决的痛点问题示意图

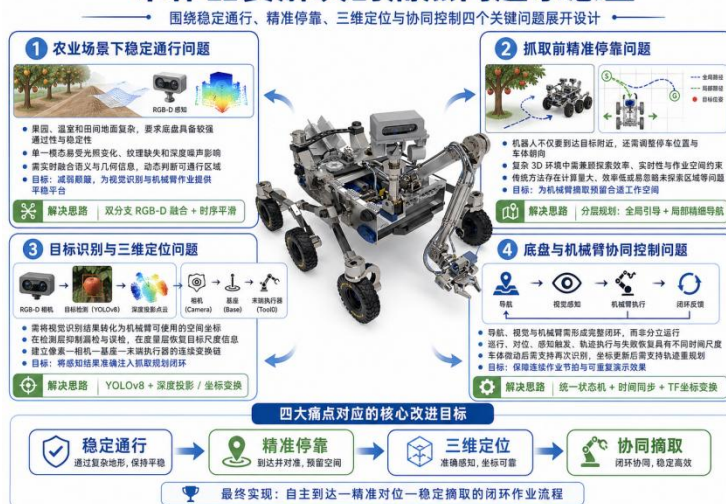


图3 作品需解决的问题示意图

2.4 解决问题的思路

针对农业场景中的移动和采摘需求，本作品采用“六轮移动底盘 + 自主导航系统 + 果实识别模块 + 机械臂执行机构”的总体方案。机器人首先利用六轮底盘提高对农业环境的适应能力，在自主导航系统支持下到达目标植株附近；随后通过视觉模块识别果实并确定目标位置；最后由机械臂根据目标位置执行简单摘取动作。

与一般移动机器人不同，本作品将采摘需求提前纳入导航设计。也就是说，导航系统不只是为了避障和到达，还要为机械臂提供合适的作业站位。通过这种任务导向的设计方式，使机器人能够在农业场景中实现从自主行驶到简单果实摘取的连续作业。

导航感知算法采用双分支分割融合网络（SFNet），RGB 分支和深度分支，RGB 分支经ResNet下采样后与深度分支通过特征互补（FC）模块融合，提升可通行性估计准确性；引入自监督模块，利用SLIC方法从RGB图像提取超像素作为参考表面法线指导训练，显著减少对昂贵手动标注农作物数据的依赖。在路径规划层面采用分层框架：局部层级维持高分辨率环境表示，规划运动-动力学可行路径；全局层级采用低分辨率表示，在较远区域计算连接路径。该分层设计基于：在机器人附近进行详细处理最为有效，而在距离机器人较远的地方，有限的处理工作已能提供足够的实用性。

机械臂感知采用 YOLOv8，并视硬件条件扩展深度或双目度量；执行层依托 MoveIt2 与 OMPL 在关节空间内保证无碰撞与可执行性。软件统一基于 ROS2 通信并完成时间同步；任务层以有限状态机组织巡回、对位、抓取与恢复等阶段，以利于原理追溯、模块集成及分项与整机测试评价。

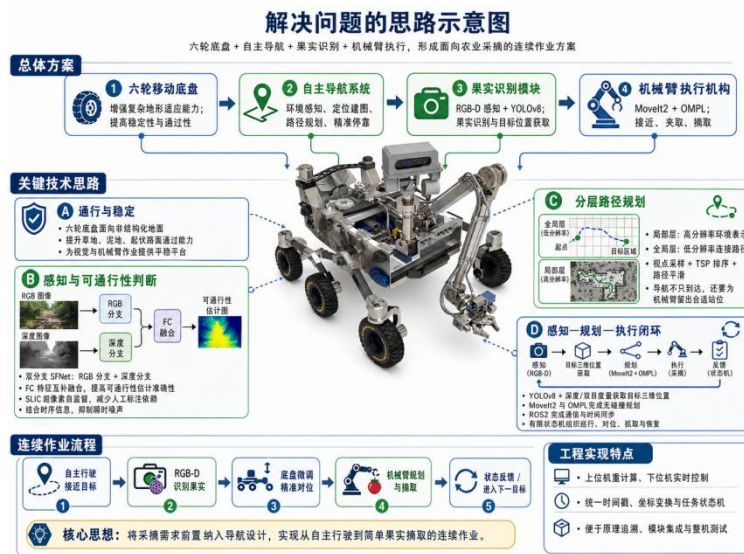


图4 解决问题思路示意图

第3章 技术方案

3.1 系统总体架构

本作品整体由六轮移动底盘、自主导航模块、视觉识别模块、机械臂执行模块和分布式控制单元组成。六轮底盘负责复杂地面的移动通过，自主导航模块负责环境感知、定位和路径规划，视觉模块负责果实识别与位置判断，机械臂模块负责完成摘取动作；在工程实现上可采用上位机承担重计算、下位机承担实时控制的分布式架构。

软件层面主要融合三条技术主线：其一为六轮 ROS2 导航子系统，涵盖 RGB-D 相机感知、视觉建图与定位、地形分析、路径规划及路径跟随等功能；其二为面向复杂农业场景的分层自主导航方法，通过局部高分辨率环境理解、全局低分辨率路径引导、视点采样、路径平滑与底层避障，实现复杂三维环境下的可通行区域判断与自主到达；其三为基于 SO-101 构型的 MoveIt2 机械臂子系统，集成 YOLOv8 果实识别、深度投影或双目三角测量、目标坐标转换与抓取规划脚本。

系统运行时，机器人首先沿预定区域自主行驶并接近目标植株；当进入作业范围后，视觉系统识别果实并输出目标位置；控制系统根据果实位置对底盘进行微调，使目标进入机械臂较优工作空间；最后由机械臂完成接近、夹取和摘取动作。

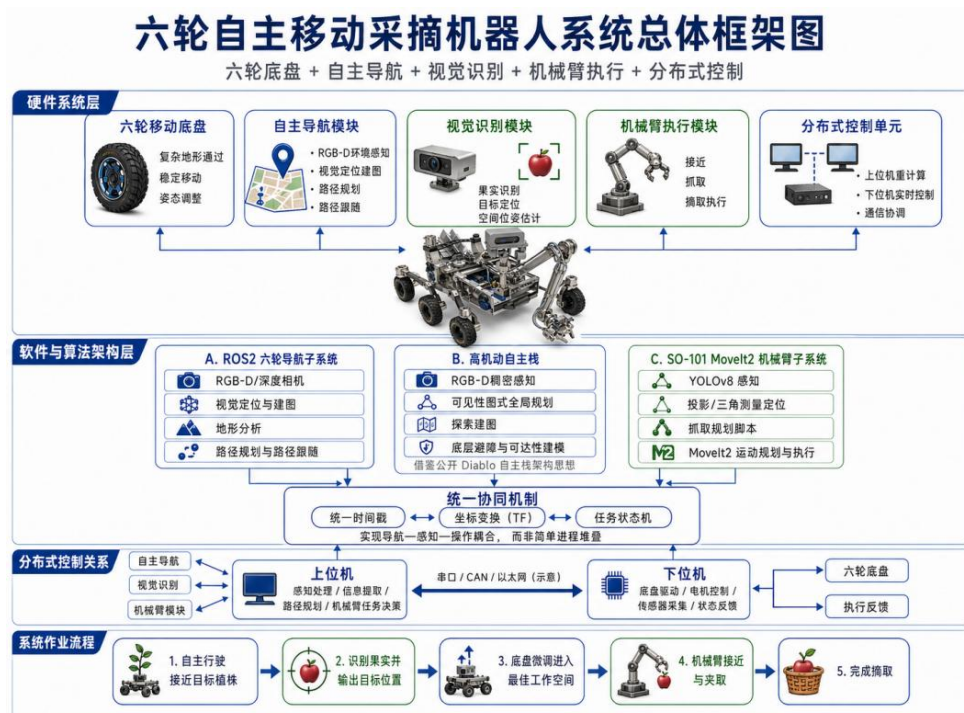


图5 系统总体架构图

3.2 六轮底盘设计

考虑到农业环境中常见的不平整地面和通行条件，本作品采用六轮底盘结构，以增强整机的通过性和稳定性。相比普通四轮平台，六轮结构在复杂地面上的接地能力更强，能够更好适应草地、土路和轻微起伏地形。

在整车结构设计上，底盘不仅承担移动功能，还要为机械臂和传感器提供稳定安装基础。因此，整机布局兼顾了移动能力、重心分配和机械臂工作需求，使机器人在行驶和采摘两个阶段都能保持较好的稳定性。

六轮在相近轴距下能拉长接地包络、缓和单轮受压起伏，田间小幅颠簸时 IMU 与轮速融合估计也相对平稳。车体运动平滑后，相机与手眼外参的有效扰动随之减小，重复停车时的成像一致性更好，有利于下游抓取。因此，底盘设计不仅关系到平台通行能力，亦构成感知-规划闭环精度的前置环节。

3.3 自主导航系统设计

3.3.1 环境感知

机器人对环境感知基于的双分支融合网络(SFNet)和自监督学习模块, RGB-D 图像作为分割融合网络(SFNet)的输入, RGB 分支作为主分支, 深度分支作为从分支, 两分支进行独立的信息提取。深度图提供了额外的轮廓和空间信息, 增强了 RGB 语义分割。ResNet 是两个分支中用于从输入中提取特征的主干网络。在 ResNet的每一层之后, 特征互补(FC)块将深度分支的输出特征融合到 RGB 分支中, 同时考虑了从视觉信息中获得的语义信息和位于几何信息中的表面斜率。融合过程在下采样侧进行, 特征互补(FC)模块负责整合多尺度深度特征。首先将深度与RGB特征拼接, 经由GateBlock处理, 其包含一个标准卷积层和一个 softmax 层组成。同时, 额外特征流输入至动态卷积核生成的解码器。解码后的特征通过多尺度融合层, 应用动态卷积操作(卷积核根据输入特征自适应生成)以增强特征表示。随后, 将融合特征重复并下采样以匹配深度特征分辨率, 最终将多尺度深度特征与颜色特征拼接, 生成融合输出。

自监督视觉预训练方法无需标签数据, 依赖前置任务而非人类标注。由于标签有限, 从自监督可通行性数据中提取高度判别性特征具有挑战性。本项目提出自监督模块解决此问题: 给定RGB输入Irgb和传感器深度输入Id, 通过减小与参考表面法线In_r之间的距离来估计表面法线图。农田导航任务中因标注数据有限而缺乏真实表面法线。受基于聚类的自监督视觉表示学习的启发^[2], 项目采用SLIC方法^[3]从RGB图像提取超

像素作为参考表面法线，有效指导SFNet训练。超像素由局部一致的像素集群组成，基于图像固有特征（颜色、纹理、空间邻近性）形成，实现更紧凑的图像表示，简化后续图像处理操作，显著减少对手动标注数据的依赖。在深度估计和图像分割任务中广泛用于降低计算复杂度和提高处理效率。

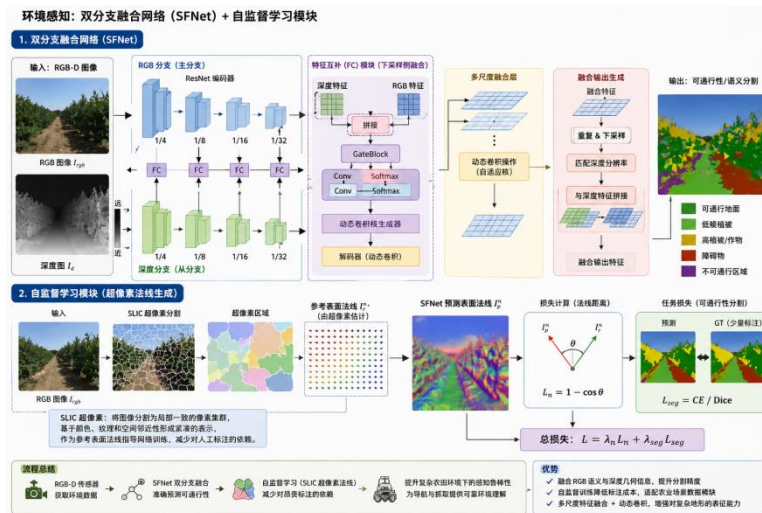


图6 环境感知示意图

3.3.2 地图构建与路径规划

本项目将传统路径规划分为局部规划层以及全局规划层。通过随机采样选视点、构建路径并平滑、全局规划连接子空间等步骤，优化整体探索路径。视点是由代表机器人传感器在可遍历子空间中位置的 p_v 和决定传感器的观测方向的 q_v 构成。即

$$v = [p_v, q_v]$$

表面点用于界定自由空间和非自由空间（包括被占据空间和未知空间）的广义边界[4]。机器人通过传感器采集数据，确定表面点是否被覆盖，以此判断自身对环境的感知程度。而视点 v 决定了表面点能否被感知。一个表面点 p_s 被视点 v 覆盖需满足两个条件：

$$\text{距离约束: } \|p_s - p_v\| \leq D;$$

$$\text{方向约束: } n_s \cdot (p_v - p_s) / (\|n_s\| \|p_v - p_s\|) \geq T.$$

其中， n_s 为表面点法向量， D 和 T 为常数。

算法首先在局部规划视野 H 的可遍历子空间 H_{trav} 内，通过晶格模式均匀生成候选视点集 V 。每个视点的奖励 A_v 定义为其能感知的未覆盖表面 S_v 的面积。

采样过程进行 K 次迭代。每次迭代先预选当前视点及连接局部与全局路径的两个边界视点，再从优先队列中按奖励比例概率选择新视点。为避免视野重叠导致的冗余，

每选中一个视点后，会相应降低队列中其他视点的奖励。当队列为空或新增视点的边际奖励可忽略时，采样结束。

局部路径规划的目标是，给定一组采样视点，生成一条能遍历这些视点且满足机器人运动学和动力学约束（特别是曲率约束，由最小转弯半径决定）的连续、高速可行路径^[5]。由于直接生成满足曲率约束的连续路径是NP难问题^[6]，本项目采用近似算法分两步求解：**确定视点顺序**：使用标准旅行商问题（TSP）算法，基于视点间的最短路径距离矩阵，计算出一个高效的遍历顺序。**路径分段与平滑**：根据TSP得到的顺序，将视点序列分离成多个路径段。机器人在每段终点停止并调整方向。路径成本定义为各段长度之和加上停止惩罚项 $C = \sum l_j + P(\tilde{n} - 1)$ ，以减少不必要的停顿。（ l_j 代表第 j 段路径的长度， P ：停止惩罚项（一个常数）， \tilde{n} 为路径被分割成的总段数）随后采用贪心策略进行路径平滑：初始化时将除首尾外的所有视点设为“断点”，然后依次尝试将其转换为“内点”，若该转换能降低路径成本且满足曲率约束，则保留为内点。最终，每段路径通过三次样条曲线进行建模，并利用非线性优化求解器调整控制点，以确保满足碰撞避让和平滑性要求。

全局规划旨在引导机器人高效探索局部视野之外的大范围未知区域。首先，算法将机器人局部规划视野之外的整个待探索空间划分为一系列均匀的长方体子空间（体素）。每个子空间根据其内部是否包含未被覆盖的表面点云，被动态标记为“未探索”、“探索中”或“已探索”三种状态。全局规划仅聚焦于包含待观测表面的“探索中”子空间。其次，为了在复杂环境中进行路径查找，算法基于机器人历史轨迹所经过的自由空间，构建一个稀疏的随机路线图（Roadmap）。该路线图作为全局路径搜索的底层结构，确保了路径的可通行性。接着，利用A*搜索算法，在此路线图上分别计算从机器人当前视点到每一个“探索中”子空间质心的最短可行路径。A*星搜索是常用的启发式搜索算法^[7]，能速有效地找到一条从起始位置到目标位置的最短或近似最短路径。得到所有候选路径后，再调用旅行商问题（TSP）算法，对这些子空间的访问顺序进行全局优化，以最小化机器人转移的总路径长度。最终，选定的全局转移路径会与当前的局部精细路径在视野边界处精确衔接，形成一条完整的、从当前作业点通往下一个目标探索区域的连续路径。当局部区域的覆盖任务完成后，机器人便沿着这条全局路径自主导航至新的“探索中”子空间，并切换回局部规划模式继续执行高精度观测。此过程循环往复，直至所有子空间均被标记为“已探索”，从而完成对整个目标场景的全覆盖。

定点导航 目标设定与全局粗路径生成：定点导航的起点是设定一个明确的目标点（即“定点”）。系统首先在全局规划层工作，该层维护一个低分辨率的环境地图。

算法会将目标点所在区域识别为一个“探索中”的子空间。接着，基于机器人历史轨迹构建的稀疏随机路线图，利用A搜索算法计算出从机器人当前位置到目标子空间质心的一条全局粗略路径（Tglobal）。局部精细路径规划：全局粗路径仅用于大范围引导。当机器人接近目标区域时，系统切换到局部规划层。该层维护高分辨率的环境表示，并以机器人的局部视野（H）为中心进行工作。算法会提取全局路径与局部视野边界的交点作为局部路径的终点。然后，在局部高精度地图上，通过视点采样、TSP排序和路径平滑等一系列操作，生成一条满足机器人运动学约束（如最小转弯半径）和动力学要求的局部精细路径（Tlocal）。路径衔接与执行：最终，系统将局部精细路径（Tlocal）与全局粗路径（Tglobal）在视野边界处进行无缝衔接，形成一条从当前位置直达目标点的完整、连续且平滑的导航路径。机器人沿着这条融合后的路径行驶，局部规划器会不断根据最新的传感器数据更新并优化前方的局部路径，确保安全、精准地抵达目标点。

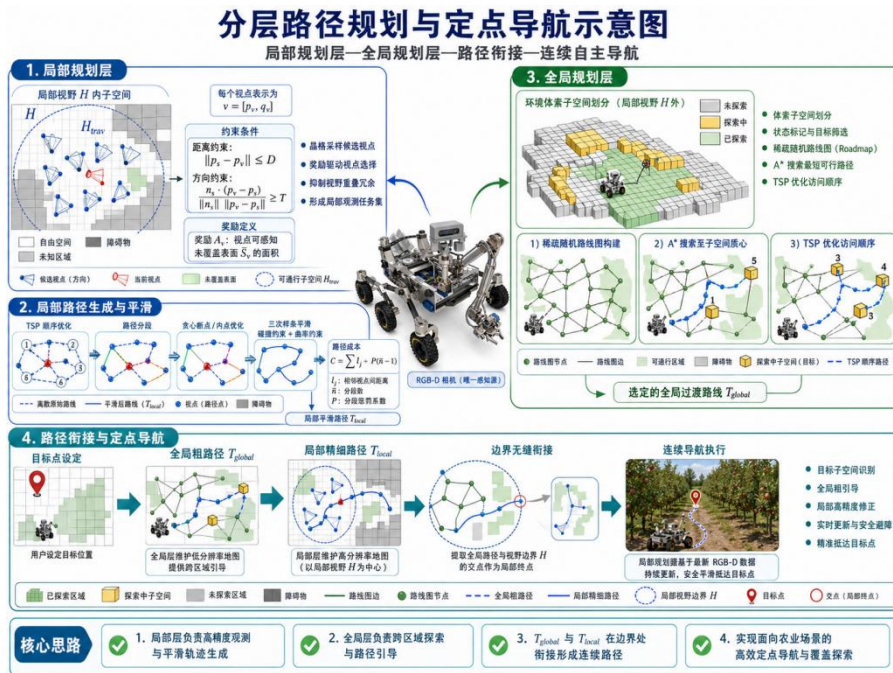


图7 分层路径规划与定点导航示意图

3.3.3 运动控制与姿态调整

机器人接近目标植株后，系统根据果实位置与机械臂作业范围对车体进行细微调整，包括前后位置修正和朝向调整。该过程直接影响机械臂的摘取成功率，是导航与机械臂之间的重要衔接环节。

低速行驶时，纯追踪一类几何跟踪律实现简单，横向误差通常可接受。进入抓取预备区后，可把路径跟踪误差与末端可达范围一并考虑，必要时改为低速蠕动，成像和视觉伺服会更稳。

3.4 机械臂系统设计

3.4.1 机械臂结构与末端执行器

机械臂安装在六轮底盘上，用于完成果实接近、夹取和摘取等简单操作。其结构设计围绕农业场景下的近距离操作需求展开，满足一定范围内的前向抓取和基础动作执行。

机械臂选用 LeRobot SO-101 一类低成本六自由度串联结构，关节伺服驱动，末端配夹爪完成夹持摘取；MoveIt2 维护 SRDF 与碰撞模型，把连杆和障碍几何纳入规划。安装须在工作空间（冠层高度与水平伸展）、整机质心（坡道与急停工况下之倾覆裕度）及手眼关系（相机视场与臂部扫掠空间之重叠程度）之间权衡：相机前伸量过大易受泥浆溅射与振动影响，后缩过量则不利于近距精细对准。本方案以前向采摘为主、侧向采摘为辅进行布置，使典型作业姿态分布于可操作度较优之关节邻域。

3.4.2 目标检测与定位

视觉系统对果实进行识别后，需要进一步获取果实相对于机器人本体的位置关系。通过坐标转换和位置估计，将图像中的目标信息转化为机械臂控制所需的空间坐标，为后续运动规划提供输入。

YOLOv8 属于单阶段检测器，于特征金字塔结构上直接回归边界框与类别，适用于嵌入式 GPU 或 CPU 上的实时推理。检测框经内外参变换至基座或工具坐标系后，可作为 MoveIt 场景中的物体参与碰撞约束，从而使感知结果进入规划闭环，而非停留于可视化层面。

3.4.3 抓取流程与动作规划

机械臂在获取目标位置后，规划合适的运动路径和末端姿态，依次完成靠近目标、末端调整和简单摘取动作。若目标位置偏差较大，可先由底盘进行微调，再由机械臂执行操作，以提高整体稳定性和摘取成功率。

关节空间轨迹由 OMPL 中 RRTConnect、RRT* 等算法生成，于高维构型空间中通常具有较高首解效率。抓取行为分解为预对准、直线接近、夹爪闭合与回撤等子步骤，与导航侧“全局路径—局部轨迹”分层结构相对应，便于模块调试与系统演示。

3.5 导航与机械臂协同机制

本作品的重点不在于单独实现导航或机械臂控制，而在于两者的协同作业。机器人在移动阶段就要考虑机械臂的工作范围和采摘需求，在接近目标时主动调整站位；机械臂在执行阶段则依赖视觉反馈和底盘姿态信息完成修正。

本方案主要特点如下：其一，任务导向的分层规划——全局层侧重行驶安全性与路径品质，驻停层侧重可操作性与视场覆盖；其二，异构规划器分工——于体素或欧氏空间开展随机采样以支撑车体运动，于关节空间开展采样规划以支撑机械臂运动，避免在不适配空间维度上求解所导致的组合复杂度激增；其三，在标定条件有限情形下，借助深度或旋转双目度量抑制单目尺度不确定性，使低成本硬件平台仍可获得具有一定稳定性的抓取性能。整机任务流程为导航接近、视觉检测、底盘微调与机械臂摘取之串联，以实现移动与作业之衔接。

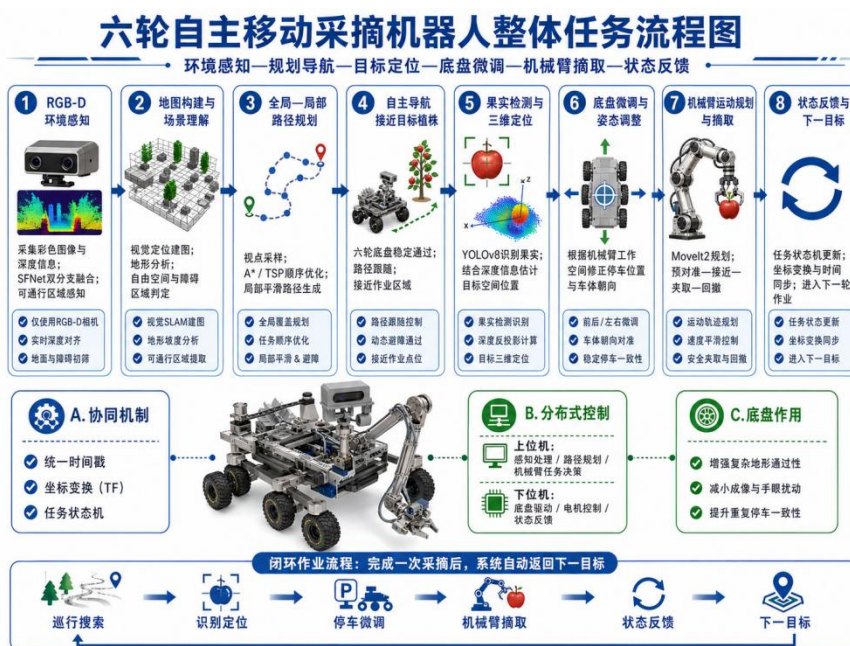


图8 整体任务流程图

第4章 系统实现

4.1 硬件平台实现

4.1.1 六轮移动底盘搭建

本作品采用六轮移动底盘作为整机基础平台。考虑到农业场景中常见的泥土地面、草地、小范围坑洼和轻微坡面，底盘设计重点放在通过性、稳定性和承载能力上。六轮结构相较于普通四轮平台具有更好的接地性能，在行驶过程中能够有效分散载荷，提高车体在复杂地面上的稳定性，为机械臂作业提供较可靠的支撑基础。

在整车机械布局上，底盘不仅承担移动功能，还作为传感器、控制器和机械臂的安装平台。因此，在结构设计中兼顾了整机重心分配、设备安装空间以及机械臂作业范围，尽量避免机械臂运动过程中对车体平衡造成过大影响，使机器人在行驶和采摘两个阶段都能保持较好的整体稳定性

4.1.2 机械臂与末端执行机构安装

机械臂安装在底盘上方合适位置，用于完成果实接近、夹取和摘取等简单操作。其安装方式重点考虑了视野覆盖、工作空间和底盘承载能力之间的平衡，使机械臂既能覆盖目标区域，又不会因安装位置不当影响机器人通行或造成整机重心过高。

末端执行机构根据简单果实摘取任务进行配置，主要完成对目标果实的接触、夹持和摘取。由于本作品重点在于验证“自主导航与机械臂协同作业”的整体流程，因此末端设计以稳定、可控、便于实现为原则，优先满足基础摘取功能

4.1.3 传感器与控制单元集成

为满足自主导航和果实识别需求，系统集成了视觉传感器、深度信息获取模块、姿态检测模块以及上下位机控制系统。视觉传感器用于环境感知和目标果实识别，姿态信息用于辅助底盘稳定行驶和末端对位调整，主控单元负责整机任务调度与信息处理，下位机负责底层驱动控制。

在硬件集成过程中，各模块围绕“感知—决策—执行”的任务流程进行布置。传感器负责获取环境和目标信息，主控系统完成路径规划、目标定位与动作协调，下位机则将高层指令转化为底盘行驶控制和机械臂动作执行，形成完整的系统闭环。

4.2 软件系统实现

4.2.1 自主导航模块实现

视觉感知算法 基于 Python 和深度学习框架搭建分割融合网络（SFNet）与自监督模块。利用 ResNet 作为主干网络，在其各层后插入特征互补（FC）模块，将深度分支特征融合到 RGB 分支。采用基于全卷积网络架构的解码器，利用共享池化掩码

和跳跃连接学习局部图像特征，同时在深度分支解码器中替换动态核层。通过代码实现从 RGB-D 图像输入到可通行性图生成的完整流程，包括多尺度特征聚合、自监督训练等关键环节。

智能决策系统在 Python 环境中开发分层路径规划算法。使用随机采样选视点、构建路径并平滑、全局规划连接子空间等方法，实现局部规划层和全局规划层的协同工作。利用标准旅行商问题（TSP）算法确定视点遍历顺序，通过 A* 搜索算法在稀疏随机路线图上寻找最短路径。同时，在运动学解算方面，结合 URDF 或 Xacro 模型构建方法，基于 Gazebo 仿真平台实现机器人动力学与运动学仿真，编写正向和逆向运动学解算代码，模拟机器人在不同轮速和转向角下的运动状态。

4.2.2 果实的检测与定位

受农业自动化与智能化技术发展的推动，深度学习已成为果实采摘研究中的关键技术。果实采摘任务通常面临目标遮挡严重、光照变化大、果实尺寸差异明显以及背景环境复杂等问题，这对检测算法的识别精度、定位能力和实时性都提出了较高要求。对于移动式采摘平台而言，目标检测模型不仅要能够准确识别果实位置，还需要满足后续机械臂抓取过程对响应速度和运行稳定性的要求。

基于上述需求，本文在目标检测算法选型过程中，未采用计算量较大的两阶段检测方法，而是将研究重点集中在单阶段检测算法中的 YOLO 系列模型。YOLO 系列具有检测速度快、部署方便、实时性强等优势，更适合应用于农业机器人果实识别场景。为此，本文围绕果实检测任务，对多个 YOLO 版本进行了测试与对比，重点考察其在复杂农业环境下的检测精度、漏检情况、模型体量以及推理速度等指标。

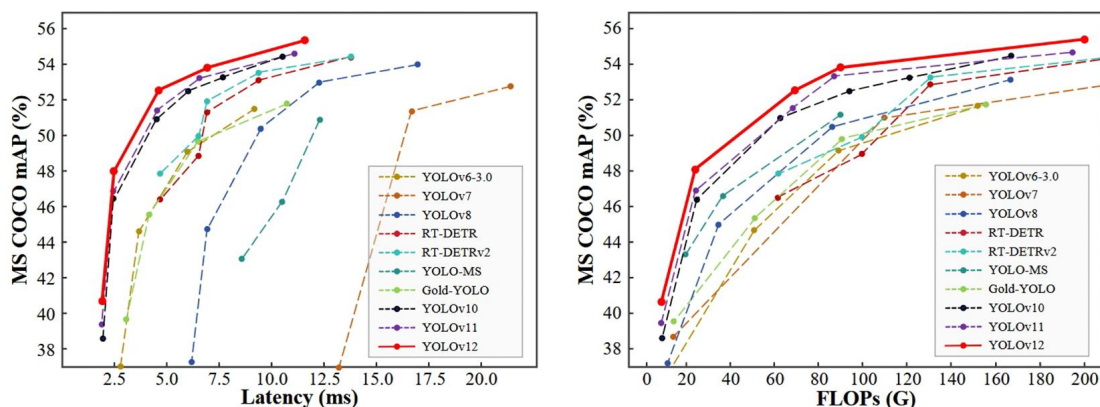


图9 YOLO系列的性能对比表

在对比过程中，早期 YOLO 版本虽然具备较好的实时检测能力，但在复杂背景、果实遮挡和小目标识别方面仍存在一定不足。随着模型结构不断改进，后续版本在特

征提取、多尺度检测和整体鲁棒性方面均有所提升。其中，YOLOv8 在测试中表现出更优的综合性能：一方面，其对复杂场景下果实目标具有较高的识别准确率，能够较好地地区分果实与枝叶、阴影等干扰信息；另一方面，其网络结构更加简洁，推理速度较快，更有利于部署在农业移动机器人平台上，实现实时检测与机械臂协同作业。

综合实验结果与实际应用需求，本文最终选择 YOLOv8 作为果实检测模型。该模型在精度、速度与部署可行性之间取得了较好的平衡，能够满足农业场景下果实识别与定位的要求，也为后续机械臂完成目标抓取提供了可靠的视觉输入^[1]。

4.2.3 机械臂控制模块实现

摘取任务执行时，LeRobot SO-101 子系统依检测、度量、规划、接近与夹爪闭合之顺序推进。USB 相机采集图像后由 YOLOv8 完成目标检测；在具备深度或平面约束条件下将二维检测框映射至三维；若需更高精度，则通过关节旋转构造基线并完成三角测量，由三角测量节点输出 MeasuredObject，再经投影节点发布为 JSON 或场景物体供 MoveIt 消费。经手眼标定将目标变换至机械臂基坐标系后，MoveIt2 调用 OMPL 中 RRTConnect 于关节空间求解无碰撞轨迹；末端到达预抓取位姿后，由 GripperInterface 完成夹爪闭合。随后执行回撤与放置，即构成单次摘取闭环。须保证感知消息与 MoveIt 场景同步更新，方能在统一 ROS2 计算图内实现检测、规划与执行之可复现集成与扩展。

4.3 系统通信与协同控制实现

4.3.1 底盘与机械臂信息交互

本作品中，底盘导航系统与机械臂控制系统并不是相互独立运行，而是通过统一控制逻辑进行协同。机器人在巡行阶段主要由导航模块主导，在接近目标后，控制权逐步向视觉与机械臂任务切换，系统根据当前任务阶段动态调整各模块工作重点。

底盘侧发布里程计或定位信息、航向及坐标变换 (TF)；视觉侧发布检测、投影或三角测量结果；机械臂节点订阅目标位姿并调用 MoveIt2 Action 接口。若规划因工作空间越界、奇异位形或碰撞检测失败而终止，应将失败原因上报任务调度层，由上层决策触发底盘重定位或感知再触发，以避免在信息不充分条件下执行抓取。

4.3.2 协同作业流程实现

整机协同作业流程如下：机器人首先沿作业区域自主巡行；在检测到目标植株或果实后，系统进入目标接近阶段；随后根据视觉反馈对车体位置进行修正；当果实进

入机械臂有效工作范围后，机械臂开始执行接近、夹持和摘取动作；任务完成后，机器人可继续进行下一目标搜索或转入下一作业点。

软件实现上将感知、规划与任务切换配置为相异更新频率：感知可高频刷新，规划取中等频率，状态迁移取相对较低频率，以降低 MoveIt 重规划与底盘速度指令在同一控制周期内竞争资源之概率，亦为多开源栈集成之可行工程经验。

第5章 测试分析

5.1 测试目的与测试内容

本作品测试的目的在于验证六轮机器人在农业场景中的基本作业能力，重点考察底盘移动性能、自主导航效果、果实识别能力以及机械臂简单摘取能力。同时，还需验证导航与机械臂之间是否能够形成较稳定的协同流程，而不是仅实现若干独立功能。

围绕这一目标，测试内容主要包括底盘通过性测试、自主导航测试、果实识别与定位测试、机械臂摘取测试以及整机协同作业测试。通过分模块测试与整机测试相结合的方式，评估机器人在农业场景中的实际运行表现。

测试顺序遵循先分项后整机、先室内标定后室外扰动之原则，以利于判别瓶颈位于感知、规划抑或控制环节，并检验状态机与时间同步之可靠性。除成功率外，宜记录位姿轨迹、检测框、规划耗时及失败码等数据，以支持实验复盘与进一步分析。

5.2 底盘通过性测试

底盘通过性测试主要用于验证机器人在农业场景常见地面条件下的行驶能力，包括草地、泥土地面、轻微坡面和小型障碍区域等。测试过程中重点观察机器人在前进、转向和通过局部不平整区域时的稳定性，以及车体姿态变化对后续作业的影响。

评价兼顾主观观测（车体俯仰横滚、驱动轮滑移、转向响应等）与客观度量：于同一路段重复试验，比较定位轨迹分散度及驻停后图像抖动程度，以间接表征外参扰动水平。条件允许时，可记录起伏路段 IMU 方差与轮速残差，为悬架或控制参数整定提供依据。

测试表明，六轮底盘在农业环境中具备较好的基本通行能力。相较于普通小型轮式平台，六轮结构在通过轻微起伏地面时更加稳定，能够为上层传感器和机械臂提供较为可靠的安装基础。尽管在局部复杂地面上仍可能存在一定颠簸，但整体上能够满足农业场景下的基本巡行要求。

5.3 自主导航路径测试

本节通过一系列实验，分别验证了作品感知算法和智能决策系统的可行性。

5.3.1 感知算法的可行性

感知算法的可行性通过三个层面的实验进行验证。首先，在可通行性估计实验中，作品在ORFD越野数据集上进行了测试。结果表明，该自监督方法在交并比（IoU）等关键指标上显著优于其他自监督方法，如WayFAST^[8]、FollowFt^[9]，尽管略逊于需要人工标注的监督方法（OFF-Net），但已展现出在复杂越野场景下进行有效像素级可通行区域判断的能力。

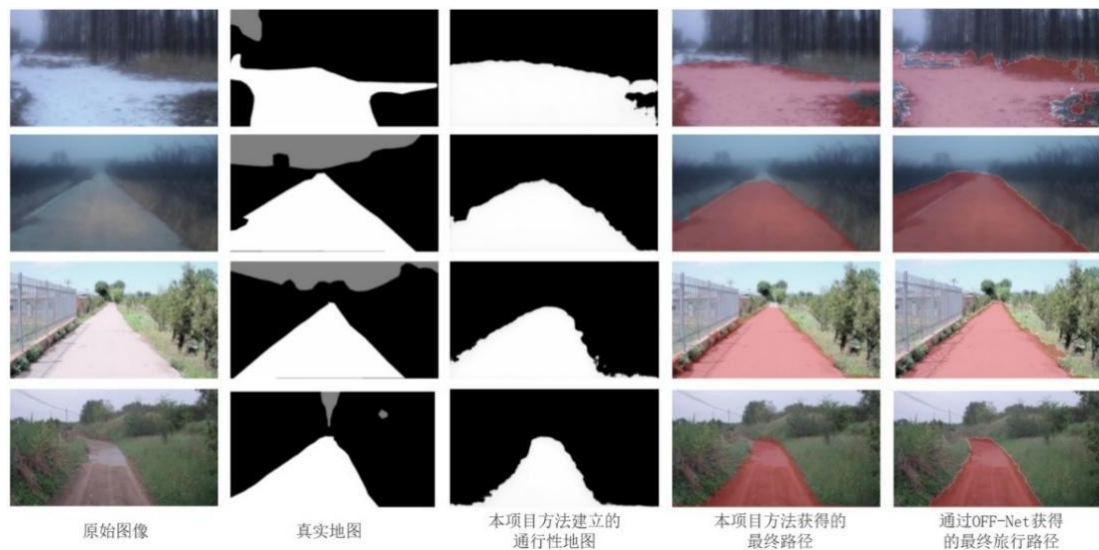


图10 不同情况下的效果对比

其次，在路径规划实验中，作品在RELLIS-3D数据集上与其他方法，如PSPNet^[10]、WayFAST^[11]和 SNE-RoadSeg^[12]进行了对比。评估指标包括召回率、平均豪斯多夫距离和平均横向误差。结果显示，本作品的方法在识别可通行区域方面表现最优，生成的规划路径与参考路径对齐更紧密，横向偏差更低，并且在可视化对比中能有效避开危险地形，证明了其在复杂非结构化道路导航中的有效性和安全性。

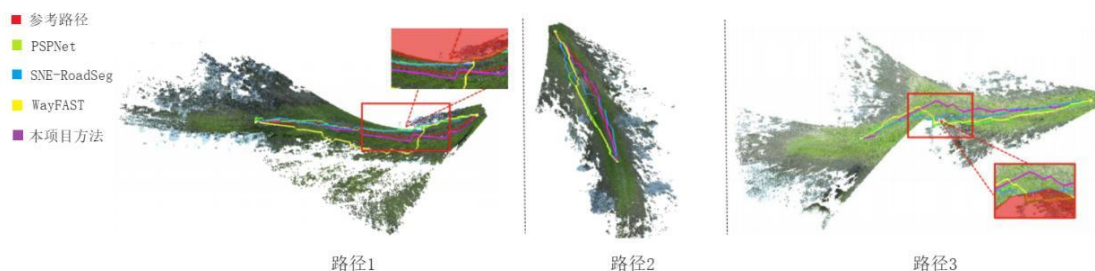


图11 RELLIS-3D测试路线上生成的路径可视化

最后，在真实世界环境泛化能力测试中，将在ORFD数据集上训练好的模型直接应用于校园新环境采集的RGB-D图像。测试结果表明，该模型无需任何微调或适应，就能展现出强大的跨域泛化能力，其预测效果甚至超过了在原数据集上训练的监督模型（OFF-Net），验证了其在未知真实环境中应用的鲁棒性。



图12 本项目方法与OFF-Net方法之间的可通行性映射结果比较

5.3.2 智能决策系统的可行性

智能决策系统的可行性主要体现在路径规划层面。在路径规划可行性分析中，作品采用的分层框架通过将全局和局部规划解耦，有效控制了计算复杂度。实验表明，该方案相比传统的RRT类算法，计算耗时大幅降低（约94%），同时能保持较高的路径质量。这种高效的计算性能使得系统能够在资源受限的嵌入式平台上实现稳定的实时三维环境探索（重规划频率达1Hz）。

5.4 果实识别与定位测试

在本测试中，基于已完成的视觉定位系统与相机标定结果，获取了335L相机的内外参数，并将其用于果实目标的识别与定位。系统采用YOLOv8目标检测算法，对采集到的果实图像进行实时识别，结合深度信息与坐标变换关系，计算目标在相机坐标系下的空间位置，为机械臂抓取提供位置输入。

测试分别在室内和室外两种环境下进行，构建了由335L相机、上位机、机械臂及目标果实组成的视觉识别与抓取系统。室内实验主要用于验证系统在稳定光照条件下对果实目标的识别精度与定位效果；室外实验则重点考察自然光照变化、背景干扰及局部遮挡条件下系统的识别稳定性。测试过程中，将果实放置在机械臂可作业范围内，通过改变果实位置、姿态及遮挡情况，对系统的目标检测能力和定位表现进行了验证。



图13 左图为室内测试效果 右图为室外测试效果

实验结果表明，在室内环境下，系统能够较为准确地识别果实目标并输出其位置信息，机械臂可根据识别结果完成对目标果实的接近与抓取；在室外环境下，面对自然光照变化和复杂背景干扰，系统仍能保持较好的识别效果和定位稳定性。整体来看，该系统实现了果实识别、空间定位与机械臂执行的有效衔接，具有良好的环境适应能力，能够满足果实采摘任务的基本需求。

5.5 机械臂摘取测试

机械臂摘取测试中，系统首先进行了虚拟抓取验证。根据视觉系统识别得到的目标空间坐标，在三维坐标系中建立目标位置，并结合SO-101机械臂的结构参数，对机械臂末端的运动轨迹和抓取姿态进行仿真分析。如图所示，机械臂能够在工作空间内逐步接近目标位置，并完成抓取前的姿态调整，说明视觉定位结果与运动规划方法具有较好的可行性，也为后续实体摘取测试提供了参考依据。

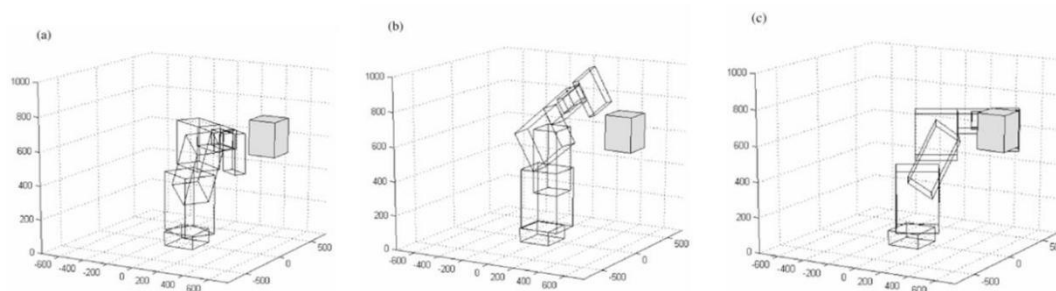


图14 SO-101机械臂虚拟抓取测试示意图

在虚拟抓取验证基础上，进一步开展了实体摘取测试。系统利用335L相机采集果实图像，并通过YOLOv8算法完成果实目标的识别与定位，随后将目标坐标发送至SO-101机械臂控制端，驱动机械臂完成接近、抓取和移送动作。测试分别在室内和室外环境下进行，其中室内实验主要验证系统在稳定条件下的摘取效果，室外实验主要考察自然光照变化和复杂背景下的作业稳定性。实验结果表明，系统在两种环境下均能够较稳定地完成果实摘取任务，实现了果实识别、目标定位、虚拟仿真与机械臂实体执行之间的有效衔接，验证了本项目在实际采摘场景中的应用可行性。

5.6 协同作业测试

协同作业测试是本作品最关键的测试部分，主要用于验证机器人能否完成“自主巡行—识别果实—调整站位—机械臂摘取”的完整流程。该测试不单独关注某一模块，而是观察整机在农业场景中的连续任务执行能力。

测试结果表明，机器人能够基本实现导航与机械臂采摘的协同配合。与单独测试导航或机械臂相比，整机测试更能体现系统设计的实际意义：导航系统不仅负责移动，还承担为机械臂提供作业条件的任务；机械臂的有效摘取，也反向验证了导航系统在末端站位上的合理性。整体来看，本作品已经具备农业场景下自主巡行与简单果实摘取的一体化雏形。

协同性能评价除定性观察外，尚应关注：任务阶段切换是否引入过长时延；同一目标于 map、base、camera 至 tool0 坐标变换链上误差是否累积超限；规划失败时系统能否自动转入再感知或重定位流程。上述指标较单一模块准确率更能反映整机作业能力。

5.7 存在的问题与改进方向

试验结果表明，系统尚存在若干有待改进之处。首先，自然光照变化与枝叶遮挡将削弱果实识别之稳定性；其次，复杂地表引起的车体位姿波动将对机械臂末端定位精度产生扰动；此外，当目标位于机械臂工作空间边界附近时，底盘与机械臂之协同位姿调整精度尚显不足。

此外，当训练数据难以覆盖田间品种多样性时，检测阈值往往难以同时抑制漏检与误检；分布式架构下网络抖动可能导致感知与规划节拍短暂失步；急停或坡道起步

引起的机体微动亦要求“停稳再抓”策略引入保守时延。长期野外运行尚须考虑光学镜头污染、标定漂移及机械传动背隙增大等因素。

后续改进拟从以下方面推进：其一，优化视觉识别算法，以增强复杂农业环境下的适应能力；其二，提升底盘末端对位精度，降低机械臂执行前之位姿误差；其三，完善底盘与机械臂联动控制机制，提高整机连续作业之稳定性与成功率。

后续可探索域自适应或少量现场微调以提升泛化能力；于驻停阶段引入短基线视觉伺服或 IMU 融合以抑制残余误差；于任务层在恶劣工况下实施降速与保守安全边界策略；亦可借助数字孪生或仿真-实机对照以缩短算法迭代周期。上述技术路线与现有开源栈相兼容，可渐进式集成而无需整体重构。

第6章 作品总结

6.1 作品特色与创新点

6.1.1 六轮底盘适应复杂地形

本作品采用六轮移动底盘作为整机的运动基础平台，重点面向农业场景中常见的非结构化地面环境进行设计。相较于普通四轮平台，六轮结构具有更好的接地能力和通过性能，在草地、泥土地面、田间小沟坎以及轻微起伏路面条件下，能够保持较稳定的行驶状态，为上层视觉感知与机械臂作业提供可靠支撑。

在农业作业环境中，机器人不仅需要完成移动任务，还需要在接近作物后保持较好的车体稳定性，以保证识别与摘取过程的连续性。本作品的六轮底盘兼顾了承载能力、地形适应性和运动稳定性，使整机不仅“能够进入作业区域”，还能“在作业区域内稳定停靠并开展操作”，体现了面向实际应用场景的底层平台设计思路。



图15 六轮底盘设计示意图

6.1.2 自主导航与机械臂一体化设计

本作品的一个突出特点，是将自主导航系统与机械臂执行机构作为一个整体任务系统进行设计，而不是将二者简单拼接。传统移动机器人通常将导航视为“到达目标点”的过程，而本作品进一步强调导航结果必须服务于后续机械臂操作，即机器人不仅要到达目标附近，还要为机械臂提供合适的站位、朝向和工作空间。

在系统实现中，自主导航负责环境感知、路径规划与目标区域接近，视觉模块负责果实识别与位置获取，机械臂则根据目标信息完成接近与摘取动作。导航、识别与执行三者任务逻辑上相互衔接，使机器人由单一的移动平台提升为具备基础作业能力的农业机器人系统。这种一体化设计更加符合智能农业装备的发展方向，也增强了作品的完整性和工程性。

6.1.3 面向实际作业的闭环任务流程

本作品突破了单一功能模块的局限，深度耦合农业作业场景需求，构建了完整的闭环作业控制体系。系统以“环境感知自主导航—视觉引导目标识别—底盘位姿协同调优—机械臂末端精准作业”为核心任务链，实现了从宏观移动到微观执行的全链路逻辑闭环。

在实际作业中，六轮越野底盘首先依托 ROS 导航系统进入目标区域；随后，视觉识别模块实时获取果实空间坐标，动态引导底盘进行末端位姿微调，确保机械臂处

于最佳作业包络线内；最后由机械臂协同完成果实的精准定位与采摘。该流程使作品从基础的“功能验证”上升至“整机任务验证”的高度，充分展示了复杂系统的集成设计能力与面向农业非结构化环境的工程实现能力。



图16 面向实际作业的闭环任务流程图

6.2 应用推广

本作品面向农业场景下的自主移动与简单采摘需求，具有一定的推广价值和拓展空间。在果园、温室、农业试验田等环境中，该类机器人可应用于果实采摘、样本采集、定点搬运和巡检辅助等任务。尤其是在劳动力成本持续上升、农业作业智能化需求不断增强的背景下，集自主导航与机械臂操作于一体的移动作业机器人具有较为广阔的发展前景。

若面向应用推广，可优先选取劳动强度较高、果实损伤容忍度相对较高或已具备部分机械化基础之品类，采用人机共驾或半自主模式以降低部署风险，待感知与协同策略成熟后再扩展至多株全自主作业。若与农机调度或数字果园管理系统对接，则任务下发、路径与节拍优化及作业数据回传可形成闭环，有利于提升装备利用效率。

从技术拓展角度看，本作品的系统架构具有良好的延伸性。未来可进一步结合更高精度的视觉识别算法、更灵活的机械臂结构以及更稳定的底盘控制策略，扩展到不同果实类型、不同作业行间距以及更复杂农艺环境中。同时，该系统也可从“简单摘取”逐步延伸到分拣、搬运、定点喷洒、状态监测等复合型农业任务，为智慧农业装备的发展提供参考。

于教学与科研场景，多传感器融合、采样运动规划与深度学习目标检测均属机器人学与人工智能之核心内容；本系统可作为综合实验平台，在统一 ROS2 软件框架内

替换检测模型、调整全局规划策略或引入强化学习局部策略，以支撑可迭代、可扩展之二次研究与教学实训课题。

6.3 作品展望

本研究面向农业场景下的果实摘取需求，完成了六轮自主移动采摘机器人系统的设计与实现。系统在六轮全地形底盘上集成自主导航、视觉感知与机械臂控制等模块，实现了作业区域巡行、果实检测、停车对位与摘取等操作的串联，初步达成了移动平台与末端作业能力的统一。

综上所述，本工作的意义不仅在于各功能模块的工程实现，更在于对“导航—感知—操作”协同机制进行了可复现验证。六轮构型有利于非结构化地面的通过性与机体稳定性；自主导航支撑机器人在作业空间内的目标导向移动；视觉与机械臂子系统则提供目标度量与执行能力，整机在任务层面呈现出一定的闭环特征。

受试验条件、传感与算力配置及算法成熟度所限，当前系统仍存在改进余地。主要表现在：其一，强光照变化与严重枝叶遮挡条件下，果实检测与三维定位的鲁棒性与精度尚需加强；其二，崎岖或松软地表引起的机体位姿扰动，对底盘末端停靠精度及手眼一致性提出更高要求；其三，机械臂采摘过程中的轨迹规划品质与执行稳定性仍有优化空间。后续研究拟围绕感知算法泛化、底盘—机械臂协同控制策略、机械臂构型与规划器参数优化等方向展开，以提升系统在真实农田环境中的作业成功率与长期运行可靠性。

本研究以农业应用需求为导向，将移动平台、自主导航与机械臂系统加以融合，形成了较为明确的技术路线与工程实现路径。相关工作可为农业移动操作机器人领域的系统集成与实验验证提供参考，并为后续深入研究及产业化探索奠定基础。

参考文献

- [1] HUANG Y, XU S, CHEN H, et al. A review of visual perception technology for intelligent fruit harvesting robots[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2025, 16: 1646871. DOI: 10.3389/fpls.2025.1646871.
- [2] M. CARON, I. MISRA, J. MAIRAL, P. GOYAL, P. BOJANOWSKI, AND A. JOULIN, “UNSUPERVISED LEARNING OF VISUAL FEATURES BY CONTRASTING CLUSTER ASSIGNMENTS,” *ADVANCES IN NEURAL INFORMATION PROCESSING SYSTEMS*, VOL. 33, PP. 9912–9924, 2020.
- [3] R. ACHANTA, A. SHAJI, K. SMITH, A. LUCCHI, P. FUA, AND S. SUSSTRUNK, “SLIC SUPERPIXELS COMPARED TO STATE-OF-THE-ART SUPERPIXEL METHODS,” *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 34, NO. 11, PP. 2274–2282, 2012.
- [4] C. CAO ET AL. ,REPRESENTATION GRANULARITY ENABLES TIME-EFFICIENT AUTONOMOUS EXPLORATION IN LARGE, COMPLEX WORLDS.*SCI.ROBOT.*8,EADF0970(2023).DOI:10.1126/SCIROBOTICS.ADF0970
- [5]胡悦,范建华,胡永扬,等.面向非视距环境的智能车多传感鲁棒融合定位[J/OL].*电子测量与仪器学报*,1-11[2025-03-31].
- [6]唐爽,付锐,孙秦豫,等.基于多约束自适应模型预测控制的智能车路径跟踪与稳定性集成控制[J/OL].*中国公路学报*,1-30[2025-03-31].
- [7] C. CAO, H. ZHU, H. CHOSET AND J. ZHANG, "EXPLORING LARGE AND COMPLEX ENVIRONMENTS FAST AND EFFICIENTLY," 2021 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA), XI'AN, CHINA, 2021, PP. 7781-7787, DOI:10.1109/ICRA48506.2021.9561916.
- [8] M. V. GASPARINO, A. N. SIVAKUMAR, Y. LIU, A. E. VELASQUEZ, V. A. HIGUTI, J. ROGERS, H. TRAN, AND G. CHOWDHARY, “WAYFAST: NAVIGATION WITH PREDICTIVE TRAVERSABILITY IN THE FIELD,” *IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS*, VOL. 7, NO. 4, PP. 10 651–10 658, 2022.
- [9] Y. JEON, E. I. SON, AND S.-W. SEO, “FOLLOW THE FOOTPRINTS: SELFSUPERVISED TRAVERSABILITY ESTIMATION FOR OFF-ROAD VEHICLE NAVIGATION BASED ON GEOMETRIC AND VISUAL CUES,” IN 2024

IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION (ICRA). IEEE, 2024, PP.1774–1780.

[10] H. ZHAO, J. SHI, X. QI, X. WANG, AND J. JIA, “PYRAMID SCENE PARSING NETWORK,” IN PROCEEDINGS OF THE IEEE CONFERENCE ON COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION, 2017, PP. 2881–2890.

[11] M. V. GASPARINO, A. N. SIVAKUMAR, Y. LIU, A. E. VELASQUEZ, V. A. HIGUTI, J. ROGERS, H. TRAN, AND G. CHOWDHARY, “WAYFAST: NAVIGATION WITH PREDICTIVE TRAVERSABILITY IN THE FIELD,” IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION LETTERS, VOL. 7, NO. 4, PP. 10 651–10 658, 2022.

[12] R. FAN, H. WANG, P. CAI, AND M. LIU, “SNE-ROADSEG: INCORPORATING SURFACE NORMAL INFORMATION INTO SEMANTIC SEGMENTATION FOR ACCURATE FREESPACE DETECTION,” IN EUROPEAN CONFERENCE ON COMPUTER VISION. SPRINGER, 2020, PP. 340–356.