doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.12.004

基于多源信息融合的温室芦笋采收机器人自主导航控制方法

汪小昆[1,2]　胡绍炫[1]　黄薛凯[1]　谢慎亮[1]

(1.南京农业大学工学院,南京 211800;2.江苏省现代农业设施农业技术与装备实验室,南京 211800)

摘要:针对温室芦笋采收机器人在湿滑土壤环境中驱动系统易打滑、环境噪声干扰大,导致定位精度下降的问题,本文提出了一种融合 IMU、里程计和激光雷达等多源传感器数据自主导航方法:在局部定位层面,设计引入打滑系数的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法,实现对 IMU 与里程计数据的高精度融合;在全局定位层面,引入变异交叉机制以优化自适应蒙特卡洛定位(AMCL)算法,提升粒子滤波器全局搜索能力与鲁棒性。路径规划方面,提出基于目标方向耦合的改进人工势场法,克服传统方法易陷入局部极小的问题,提高路径规划的稳定性与环境适应性。试验结果表明,改进 AMCL 算法在 x、y 方向定位平均偏差分别为 0.060、0.027 m,显著优于传统方法;EKF 融合算法在 x、y 方向定位标准偏差分别为 0.120、0.022 m,优于纯 IMU 与 Odom 定位方式。当行驶速度为 0.1、0.2、0.3 m/s 时,机器人路径跟踪平均横向和纵向偏差在 0.121 m 和 0.096 m 以内,最大航向角偏差不超过 17.027°。该方法具备良好的定位精度,有效提升了机器人在湿滑环境中作业可靠性,能够满足温室内自主行走系统高精度建图、定位和导航需求。研究结果为采收机器人在农业环境中的行走应用提供了理论与技术支撑。

关键词:温室;自主导航;激光 SLAM;多源信息融合;地图构建与实时定位

中图分类号:TP391.4;S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)12-0044-14　　**OSID**:

Autonomous Navigation and Control of Greenhouse Asparagus Picking Robot Based on Multi-sensor Information Fusion

WANG Xiaochan[1,2]　HU Shaoxuan[1]　HUANG Xuekai[1]　XIE Shenliang[1]

(1. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 211800, *China*

2. *Jiangsu Province Engineering Laboratory for Modern Facility Agriculture Technology and Equipment*, *Nanjing* 211800, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of localization accuracy degradation caused by slippage on wet soil and significant environmental noise in greenhouse conditions, an autonomous navigation method that fused data from multiple sensors was proposed, including IMU, odometry, and LiDAR. At the local localization level, an extended Kalman filter (EKF) algorithm incorporating a slippage coefficient was designed to achieve high-precision fusion of IMU and odometry data. At the global localization level, an adaptive Monte Carlo localization (AMCL) algorithm was optimized by using a mutation − crossover mechanism to enhance the global search capability and robustness of the particle filter. For path planning, an improved artificial potential field method based on target direction coupling was proposed to overcome the local minima problem of traditional methods, thereby improving path stability and environmental adaptability. Experimental results showed that the improved AMCL algorithm achieved localization standard deviations of 0.060 m in the x-direction and 0.027 m in the y-direction, significantly outperforming conventional methods. The EKF fusion algorithm achieved localization standard deviations of 0.120 m and 0.022 m in the x and y directions, respectively, surpassing standalone IMU and odometry-based localization. At three driving speeds (0.1 m/s, 0.2 m/s, and 0.3 m/s), the average lateral and longitudinal tracking errors were maintained within 0.121 m and 0.096 m, respectively, with a maximum heading angle deviation of no more than 17.027°. The proposed method demonstrated good localization accuracy and path tracking performance, significantly improving the operational reliability of the robot in slippery environments. It met the requirements of high-precision mapping, localization, and

收稿日期:2025-05-23　修回日期:2025-06-19

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2021302)

作者简介:汪小昆(1968—),男,教授,博士生导师,主要从事设施农业装备智能化控制技术研究,E-mail:wangxiaochan@njau.edu.cn

navigation for greenhouse autonomous walking systems and provided theoretical and technical support for the deployment of harvesting robots in agricultural environments.

Key words: greenhouse; autonomous navigation; LiDAR SLAM; multi-sensor information fusion; mapping and real-time localization

0　引言

自主导航技术在设施农业机器人作业中能够提高生产效率、降低人力成本，并优化作业质量。然而，设施农业环境复杂，具有行间距狭窄、光照变化大、卫星信号弱、障碍物分布随机等特点，均对导航系统构成挑战。狭窄行间距限制转向与避障空间，光照变化干扰视觉感知并影响 SLAM 建图稳定性，卫星信号弱限制 GNSS 定位精度，随机障碍物增加路径规划复杂度和鲁棒性要求。对机器人精准定位与自主作业提出了巨大挑战[1-2]。

当前设施农业采收机器人在自主导航方面仍面临诸多挑战，传统的固定轨道式和循迹式导航方式存在布设成本高、灵活性差、环境适应性弱等问题，难以满足复杂动态环境下作业需求[3-4]。近年来，基于 SLAM 的多源数据融合导航技术因具备高精度定位、自主避障与路径规划能力，逐渐成为研究热点[5-6]。然而，现有 SLAM 算法在温室等设施环境中鲁棒性与精度仍有待提升，特别是在多传感器数据融合方面尚缺乏成熟方案，限制了其在采收机器人中的广泛应用[7-9]。因此，研发适用于设施农业环境高鲁棒性、多源融合导航算法成为亟待解决的关键问题。

针对以上问题，国内外学者围绕激光 SLAM 建图与多传感器融合进行了研究，张文翔等[10]针对温室环境下狭长对称高架栽培模式的设施番茄，提出了一种融合激光 SLAM 与 AprilTag 视觉基准系统的移动机器人自主导航方法，提高机器人在温室环境中定位精度与导航稳定性，解决 SLAM 算法在特征相似场景中可能出现的定位丢失问题，但该方法识别精度容易受到环境光照影响，很难适用于泥土地、草面等复杂温室场景。孙国祥等[11]针对温室环境 GPS 信号弱、光照复杂、作物行间特征相似等问题，提出了一种基于 LIO－SAM 建图和激光视觉融合定位的高架草莓温室自主行走系统。结合三维激光雷达、惯性测量单元(IMU)和视觉里程计，采用 LIO－SAM(紧耦合雷达惯导里程计)算法进行高精度建图，相比于传统的 Gmapping 和 Cartographer SLAM 算法，LIO－SAM 在建图精度、定位稳定性和适应性方面均有显著提升。李旭等[12]提出基于 ORB－SLAM2 的温室移动机器人定位方法，利用 Realsense D455 型深度相机提取 ORB 特征，结合关键帧跟踪、局部地图跟踪和闭环检测优化位姿估计。然而，该方法在特征点稀少或光照变化剧烈时可能出现漂移。郑航等[13]针对温室垄作模式直线度较差的野菜垄面，提出一种基于视觉和 UWB 组合导航控制系统，与单一控制策略相比，提升了导航精度和鲁棒性。JIANG 等[14]针对温室环境移动机器人，提出了一种基于 3D 和 2D 雷达 SLAM 的自主导航系统。利用多传感器融合提高温室环境机器人定位精度和导航稳定性，有效解决了单一传感器 SLAM 可能出现的定位丢失问题。REN 等[15]针对精准室内农业系统(PIFS)中植物表型分析与生产管理，提出了一种基于移动机器人平台(MRP)的动态监测方法。结合 AprilTag 视觉标记和惯性导航系统(ATI)提高机器人在植物工厂中导航精度，实现单株草莓植株及果实的周期性监测。LONG 等[16]针对温室环境复杂地面条件对机器人定位的影响，提出了一种基于多源信息融合的集成定位系统。利用扩展卡尔曼滤波(EKF)融合 UWB、IMU 和 ODOM 数据获取估计位置，然后结合激光雷达与自适应蒙特卡洛定位(AMCL)实现全局定位。LI 等[17]针对温室环境视觉导航系统受复杂背景、杂草干扰及光照影响的问题，提出了一种基于 Faster－U－net 的农作物垄行预测方法。通过剪枝和优化 U－net 模型，提高了作物垄识别精度，并采用 B 样条曲线拟合生成机器人导航线及偏航角。

然而当前导航系统受温室光照、相对湿度和温度等因素干扰，无法提供足够的定位精度，未考虑底层驱动系统与湿滑路面交互作用。机器人在湿滑地面、松软土壤以及密集植物等复杂环境下易打滑，增加累积误差，降低了机器人作业效率。特别是在松软或湿滑的地面上使用里程计时，易出现轮胎打滑现象，导致误差不断累积，从而进一步削弱机器人自主导航能力。

为克服温室环境中的定位挑战，本文提出融合 IMU、里程计以及激光雷达等多源传感器数据的自主导航方法，以提升机器人在复杂环境中定位精度与导航稳定性。引入打滑系数的扩展卡尔曼滤波(EKF)以实现 IMU 与里程计数据的高精度融合，抑制轮式打滑引起的误差；优化自适应蒙特卡洛定位(AMCL)算法，采用变异交叉机制动态调整粒子采

样策略,以提升全局搜索能力与鲁棒性。提出基于目标方向耦合的改进人工势场法,通过动态调节势场参数,以避免陷入局部极小,提高路径规划稳定性与环境适应性。

1 导航系统组成与设计

1.1 硬件系统设计

温室芦笋采收机器人是实现温室内环境感知、作物采摘与运输等多项作业任务的基础平台,自主导航能力是保障高效作业的核心。因此,要求机器人具备空间信息感知、路径规划、控制计算及自主行走等多项能力,以在结构复杂、环境多变的温室内稳定运行,完成精确定位与高效作业的目标。为此,集成开发了一款履带式芦笋采收机器人,如图 1 所示。该机器人自主导航系统包括环境感知模块、控制模块、通信模块、驱动模块和电源模块,如图 2 所示。

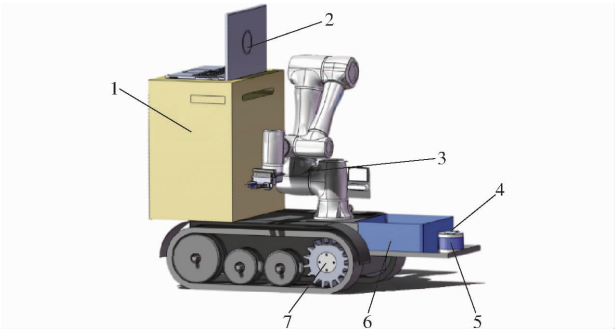


图 1 温室芦笋采收机器人实物图

Fig. 1 Physical view of greenhouse asparagus harvesting robot

1. 控制柜 2. 上位机 3. 采摘装置 4. IMU 惯性测量单元 5. VLP-16 型三维激光雷达 6. 收集装置 7. 直流无刷电机

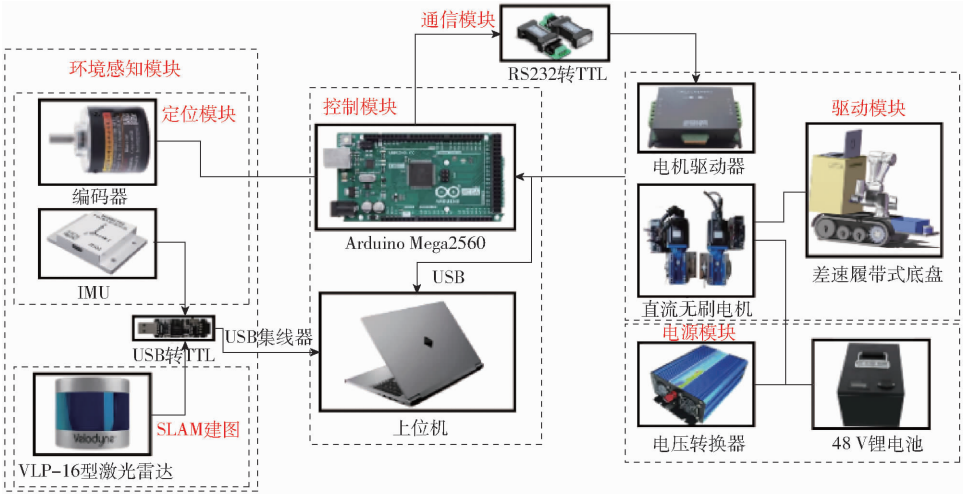


图 2 芦笋采摘机器人导航系统硬件组成

Fig. 2 Hardware components of navigation system for asparagus harvesting robot

机器人整体尺寸为 1 300 mm × 590 mm × 900 mm,搭载 48 V 100 A·h 锂电池,续航时间可达 10 h,核心控制单元采用 Arduino Mega 2560,通过 RS232 转 TTL 接口与电机驱动器连接。上位机为 PC 端计算机,搭载 ubuntu 20.04 系统,上位机通过 USB 向 Arduino 发送控制指令,驱动底盘电机,实现对机器人精确运动控制。

芦笋种植方式为温室地垄种植,机器人需在凹凸不平的土壤上行驶,相比轮式底盘,履带式底盘更能适应复杂地形,保持平台平稳运行,同时为采收机构提供良好的环境适应性。因此,底盘采用差速履带式结构,由 2 个额定功率为 400 W 的无刷直流电机驱动,轮距为 580 mm,主要性能参数见表 1。

表 1 芦笋采收机器人整体性能参数

Tab. 1 Overall performance parameters of asparagus harvesting robot

参数	数值
机器人尺寸/(mm × mm × mm)	1 300 × 590 × 900
最大前进速度/(m·s^{-1})	1.45
续航时间/h	10
最大爬坡角/(°)	30
电机功率/W	400

1.1.1 环境感知模块

温室采收机器人环境感知模块由编码器、惯性测量单元和激光雷达组成,具体性能参数如表 2 所示。

采用 Wheeltec N100 IMU 和编码器作为导航系统定位模块。Wheeltec N100 是一款集成三轴陀螺仪、加速度计和磁力计九轴姿态传感器,可实时提供加速度、角速度和方向等姿态信息。编码器亦称显程计用于测量电机、角度或速度,将机械运动转换为数字信号,实现高精度位置反馈和运动控制。

选用 Velodyne 公司 VLP-16 型激光雷达。相较于单线雷达,VLP-16 型多线激光雷达具备更高的扫描精度和更大覆盖范围,适应复杂遮挡环境能

表 2　环境感知模块性能参数

Tab. 2　Environmental sensing module performance parameters

型号	技术参数
VLP－16	测量范围：100 m
	测量精度：3 cm
	垂直测量角度：30°
	垂直方向角度分辨率：2°
	水平方向测量角度：360°
	水平方向角度分辨率：0.1°～0.4°
	帧率：5～20 Hz
	波长：905 nm
	质量：830 g
Wheeltec N100	数据输出频率：400 Hz
	俯仰/横滚精度（静态）：0.05°RMS
	俯仰/横滚精度（动态）：0.1°RMS
	绝对航向（磁辅助）：0.5°RMS
	角度分辨率：<0.01°
	速度精度：±0.05 m/s

力更强，有助于提高环境建图精度和导航可靠性。支持 360°全覆盖测量，最大测距达 100 m，功耗约 8 W，质量 830 g，适合搭载于温室采收机器人平台。

1.1.2　控制模块

芦笋采收机器人底部控制器采用 Arduino Mega 2560 嵌入式控制板，核心芯片为 ATmega 2560，具备高速内存与丰富的 I/O 接口，工作电压为 3.3～5 V，支持低功耗模式，适用于长时间运行的嵌入式控制应用。

该控制器通过 RS232 协议（波特率 9 600 Bd）与电机驱动器通信，并通过驱动器获取霍尔传感器数据。系统实时读取霍尔传感器提供的速度反馈，结合 PID 算法实现电机转速的闭环控制，提升了移动底盘运动灵活性与稳定性。同时，为保障运行安全，当电机驱动器温度超过设定阈值时，控制器会主动限制输出并逐步停止系统运行。

上位机为 1 台搭载 Ubuntu 20.04 和 ROS 的 Lenovo Legion R7000P 的计算机。通过 USB 接口与 Arduino 控制板连接，发送底盘运动指令，并接收编码器的速度信息，此外，与 IMU、激光雷达通过 USB 通信获取数据。融合三维激光雷达、IMU 以及编码器数据，负责全局任务如地图构建、定位、路径规划通过运动学模型与 PID 控制实现高精度路径跟踪与动态避障。

1.1.3　其他模块

机器人驱动模块采用 2 台 400 W 直流无刷伺服电机（TD86BL105－430－6 型），配合高减速比 1∶40 齿轮箱，提供动力输出。整车采用履带式差速驱动结构，支持原地转向，灵活性高。底盘行走机构采用橡胶履带配合独立悬架系统设计，增强了对不平地面的适应能力，有效提升越障性能。机器人最大爬坡角可达 30°，最小离地间隙为 135 mm，能够稳定运行于温室等多种复杂地形。

机器人采用 48 V 三元锂电池作为主电源，电池容量为 100 A·h，配备稳压模块和功率显示模块，可为整机提供稳定电压输出。

1.2　导航软件设计

芦笋采收机器人导航系统软件分为决策层、信息层和执行层，如图 3 所示。决策层是基于 Ubuntu 20.04 的 ROS 系统，承担导航任务调度与发布，同时对作业平台运行状态进行实时监控与管理。

信息层作为机器人核心功能层，承担环境感知、状态估计、地图构建与路径规划等关键任务，保障机

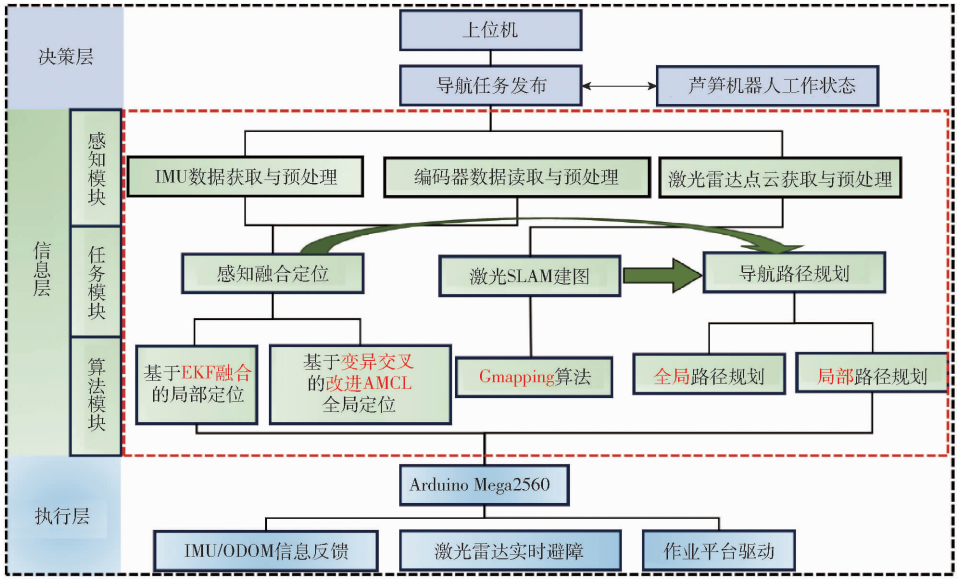


图 3　温室芦笋采收机器人导航系统软件结构

Fig. 3　Structure of greenhouse asparagus harvesting robot navigation software system

器人在芦笋温室场景下实现精确定位与自主导航，细分为感知模块、任务模块与算法模块。感知模块：负责 IMU、编码器、激光雷达等多源传感器的数据采集与预处理。通过滤波、解算和时间同步，生成高质量的传感器数据流；任务模块：负责感知数据的整合与导航任务的调度衔接，涵盖环境建图、定位估计与路径规划等功能，实现多模块之间的有机协同，保障系统在复杂场景下稳定运行；算法模块：聚焦于导航中关键算法的优化与实现，提升系统在定位精度、鲁棒性及路径规划效率等方面的综合性能，为复杂环境下机器人自主作业提供算法支持。

执行层是导航系统软件中连接决策与硬件的桥梁，主要负责接收信息层下发的线速度与角速度指令，并通过串口通信将指令发送至控制器（Arduino Mega 2560）。控制器依据接收到的指令，结合编码器的反馈信息，采用 PID 控制算法调节电机输出，实现机器人底盘差速驱动控制。同时，执行层还负责将底盘实际运动状态反馈至上位机，用于定位与状态监测。

2 自主导航系统算法设计

2.1 算法框架

基于 ROS 系统设计了芦笋采收机器人自主导航软件框架，整体架构主要由环境建图、定位、路径规划与运动控制 4 部分组成，并通过多源传感器信息融合与智能算法优化，进一步提升机器人在动态复杂环境下自主导航性能。

在环境建图阶段，采用激光雷达传感器实时感知周边环境，通过 Gmapping 算法构建栅格地图，并利用 map_server 加载为静态地图，供后续导航模块使用。建图过程融合 IMU 与编码器等信息，提高地图精度与稳定性。

在定位模块中，采用扩展卡尔曼滤波（EKF）对 IMU 和编码器数据进行融合，构建高精度运动里程计。在此基础上，采用改进的自适应蒙特卡洛定位算法（AMCL），引入变异交叉机制优化粒子更新策略，提升粒子多样性和重采样效率，缓解粒子退化与定位收敛慢的问题。

在路径规划模块中，系统核心调度由 ROS 中 move_base 节点实现。首先调用 global_planner，基于静态地图使用 A* 算法生成从当前位置至目标点的全局路径，为提高路径安全性，设置障碍物膨胀参数（obstacle inflation）为 0.3 m，使规划路径在空间上避开障碍物边界，从而有效降低碰撞风险并增强导航稳定性。在局部路径规划过程，针对传统人工势场法在障碍物密集环境下路径易震荡、易陷入局部最优等问题，设计了一种改进的人工势场法（Artificial potential field，APF），通过改进障碍物斥力势场函数，增强斥力随距离变化的非线性特性，动态调整避障强度，从而实现更平滑、鲁棒的路径避障规划。

在运动控制模块中，机器人通过 base_controller 模块解析局部路径输出的线速度与角速度命令，并将控制指令经 ROS 标准话题 /cmd_vel 发送至底层控制器。最终通过 Arduino 驱动机器人执行导航行为。同时，系统还设置 recovery_behaviors 模块，在出现路径规划失败或定位不稳定时触发自恢复动作，进一步提升整体系统稳定性与任务完成率。

2.2 融合 IMU 与里程计信息机器人运动状态观测

在机器人自主导航过程，精确获取其运动状态

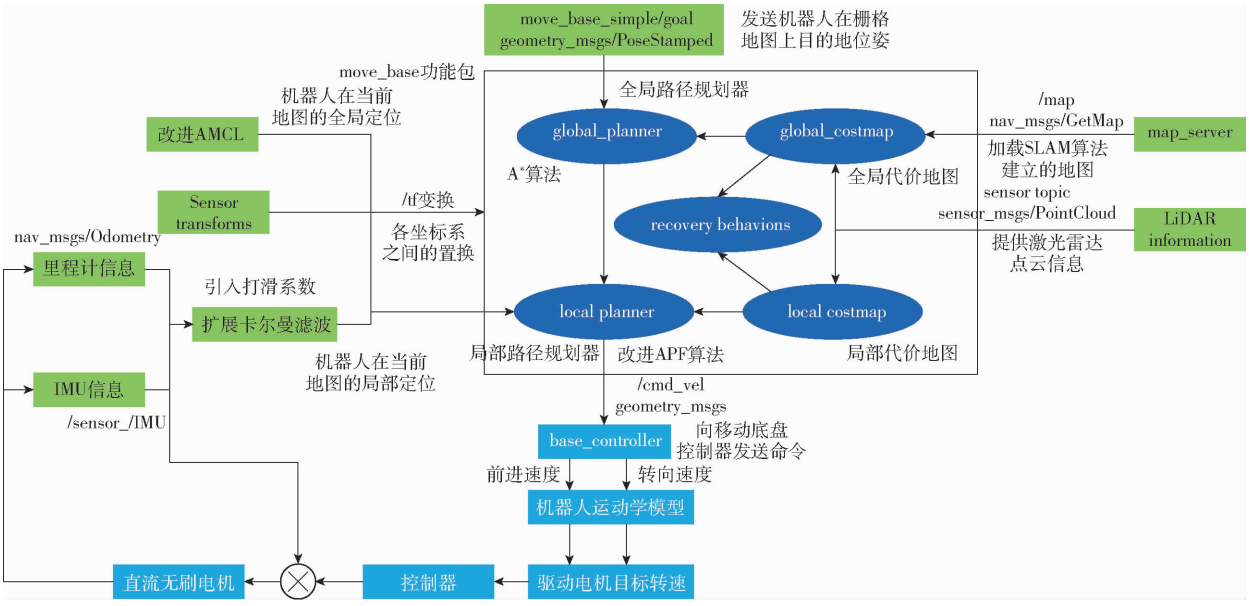


图 4 温室芦笋采收机器人导航软件结构

Fig. 4 Structure of greenhouse asparagus harvesting robot navigation software system

对于定位与路径规划具有重要意义。里程计可提供机器人相对起始位置的线速度与角速度信息，但在湿滑或非结构化的温室地面条件下易受轮滑影响，误差逐渐累积；而 IMU 虽具备高频动态响应能力，但由于积分误差，其速度估计存在滞后性与漂移[18]。为此，采用扩展卡尔曼滤波（EKF）对两者进行数据融合，综合各自优势，从而提高机器人运动状态估计准确性与鲁棒性。

2.2.1　轮式里程计模型建立

轮式里程计包含机器人位姿和速度 2 种信息，采用电机编码器获取，根据采集得到的脉冲，每转线束以及轮距可将编码器信息转换为机器人运动距离信息[18]。为描述机器人实际运动轨迹，需建立机器人与传感器运动模型，假设机器人两侧履带完全相同、质心与几何中心完全重合，在运动过程两侧履带不会发生侧滑，建立里程计坐标系 *XOY* 如图 5 所示。

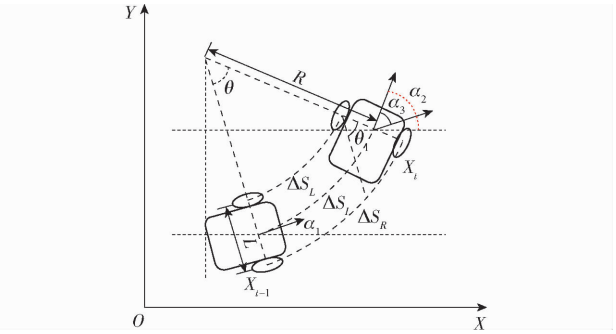


图 5　里程计坐标系 *XOY*

Fig. 5　Odometry coordinate system *XOY*

左右履带驱动转速以及机器人运动距离可由编码器获得，即

$$\begin{cases} \Delta S = 2\pi RN\dfrac{M}{P} \\ V_L = \dfrac{\Delta S_L}{\Delta t} \\ V_R = \dfrac{\Delta S_R}{\Delta t} \\ V_t = \dfrac{V_L + V_R}{2} \end{cases} \tag{1}$$

式中　R——驱动轮半径，m

Δt——时间，s

N——编码器输出脉冲

P——编码器线数

V_L、V_R——左、右履带运动速度，m/s

V_t——机器人运动速度，m/s

ΔS_L、ΔS_R——左、右履带在 Δt 内移动的距离，m

M——编码器脉冲当量修正系数

在离散时间域上可认为运动时间间隔极小，可求得机器人运动角度，再根据弧长可得机器人旋转半径 R，即

$$\begin{cases} \theta = \alpha_2 = \theta_1 = \dfrac{\Delta S_R - \Delta S_L}{L} \\ R = \dfrac{\theta_1}{\Delta T} \end{cases} \tag{2}$$

式中　θ_1——机器人在 Δt 内转过的角度，rad

机器人 x、y 方向运动增量为

$$\begin{cases} \Delta x = R\sin\alpha_2 - R\sin\alpha_1 \\ \Delta y = R\cos\alpha_1 - R\cos\alpha_2 \end{cases} \tag{3}$$

推导得

$$\Delta x = \frac{L(\Delta S_R + \Delta S_L)}{2(\Delta S_R - \Delta S_L)}\left(\sin\left(\alpha_1 + \frac{\Delta S_R - \Delta S_L}{L}\right) - \sin\alpha_1\right) \tag{4}$$

$$\Delta y = \frac{L(\Delta S_R + \Delta S_L)}{2(\Delta S_R - \Delta S_L)}\left(\cos\alpha_1 - \cos\left(\alpha_1 + \frac{\Delta S_R + \Delta S_L}{L}\right)\right) \tag{5}$$

编码器采集到驱动轮转速后可以由运动学公式解得底盘整体速度 V_X 与 θ_1，由底盘前一时刻位姿可以推算得到当前时刻位姿，随着底盘实时位姿 X_0、X_1、…、X_n 的更新，即可获得机器人在里程计坐标系下运动轨迹。

2.2.2　IMU 运动模型建立

IMU 由三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计组成，分别获取 3 个方向的加速度、轴向角速度以及机器人航向，三者配合完成姿态解算。

根据惯性定理可得机器人各轴向加速度，积分可得机器人在 t 时刻速度与位移为

$$v_t = v_{t-1} + \int_0^{\Delta T} a(t)\,\mathrm{d}t \tag{6}$$

$$X_t = X_{t-1} + v_{t-1}\Delta T + \frac{1}{2}a(t)\Delta T^2 \tag{7}$$

根据科氏力得 IMU 运动过程角度变化，即

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \int_0^{\Delta T} \boldsymbol{\omega}(t)\,\mathrm{d}t \tag{8}$$

通过霍尔效应可测得磁场强度

$$\boldsymbol{P}_n = (p_{nx}, p_{ny}, p_{nz}) \tag{9}$$

进而得到霍尔初始航偏角，反映机器人相对于磁北方向的偏转角

$$\theta_{\mathrm{yaw}} = -\arctan(2(p_{ny}, p_{nx})) \tag{10}$$

2.2.3　扩展卡尔曼滤波器设计

扩展卡尔曼滤波器（EKF）是一种适用于非线性系统状态估计的方法[19-20]，通过融合 IMU 与轮式里程计数据，以实现机器人位姿与运动状态高精度估计，并通过引入打滑系数减少因履带打滑对定位造成的影响。

EKF 算法主要包含状态预测和更新 2 个阶段：

(1)状态预测阶段

EKF 算法以里程计信息为状态预测模型，具体为：

定义状态变量为机器人当前时刻位姿和速度

$$\boldsymbol{X}_t = (x_t, y_t, \theta_t, v_{xt}, \omega_{zt})^{\mathrm{T}} \tag{11}$$

式中 $\boldsymbol{X}_t$——机器人在 X 轴方向位姿

考虑履带式机器人在湿滑土壤环境下打滑现象，引入打滑系数 $\eta(0<\eta\leqslant 1)$ 以修正编码器估计误差。履带式平台在软土壤条件下，滑移率 μ 为 0.18～0.32[21]。为补偿由滑移导致的编码器速度高估问题，定义打滑系数为

$$\eta = 1 - \mu \tag{12}$$

据此，η 为 0.68～0.82，用于对编码器估计的线速度进行修正。则实际机器人线速度为 ηv_t。状态预测方程修正为

$$\begin{cases} x_{t|t-1} = x_{t-1} + \eta v_t \Delta t \cos\theta_{t-1} \\ y_{t|t-1} = y_{t-1} + \eta v_t \Delta t \cos\theta_{t-1} \\ \theta_{t|t-1} = \theta_{t-1} + \eta \omega_t \Delta t \end{cases} \tag{13}$$

通过式(13)，预测得当前时刻机器人位姿。

(2)状态更新阶段

EKF 以 IMU 测量数据作为观测值进行状态修正。设观测向量为

$$\boldsymbol{Z}_t = (a_x, a_y, \omega_z)^{\mathrm{T}} \tag{14}$$

式中 a_x、a_y——IMU 测量加速度，m/s^2

ω_z——IMU 测量角速度，rad/s

观测方程为

$$\boldsymbol{Z}_t = h(\boldsymbol{X}_{t|t-1}) + \boldsymbol{V}_t \tag{15}$$

式中 $\boldsymbol{V}_t$——测量噪声，假设满足高斯分布

观测模型 $h(\boldsymbol{X}_{t|t-1})$ 可以表示为

$$\begin{cases} a_x = \dfrac{v_{xt} - v_{x(t-1)}}{\Delta t} \\ a_y = 0 \\ \omega_z = \omega_{zt} \end{cases} \tag{16}$$

EKF 算法通过以下公式进行状态更新：

状态协方差预测

$$\boldsymbol{P}_{t|t-1} = \boldsymbol{F}_t \boldsymbol{P}_{t-1|t-1} \boldsymbol{F}_t^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_t \tag{17}$$

滤波增益计算

$$\boldsymbol{K}_t = \boldsymbol{P}_{t|t-1} \boldsymbol{H}_t^{\mathrm{T}} (\boldsymbol{H}_t \boldsymbol{P}_{t|t-1} \boldsymbol{H}_t^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_t)^{-1} \tag{18}$$

状态更新

$$\boldsymbol{X}_{t|t-1} = \boldsymbol{X}_{t|t-1} + \boldsymbol{K}_t (\boldsymbol{Z}_t - h(\boldsymbol{X}_{t|t-1})) \tag{19}$$

协方差更新

$$\boldsymbol{P}_{t|t} = (\boldsymbol{I} - K_t \boldsymbol{H}_t) P_{t|t-1} \tag{20}$$

式中 $\boldsymbol{F}_t$——状态转移矩阵雅可比矩阵

$\boldsymbol{H}_t$——观测矩阵雅可比矩阵

$\boldsymbol{Q}_t$——过程噪声协方差

$\boldsymbol{R}_t$——测量噪声协方差矩阵

通过 EKF 融合 IMU 与里程计数据并引入打滑系数，可有效降低履带打滑对机器人定位带来的误差，提高机器人运动状态估计的准确性与鲁棒性，确保导航与路径规划算法具有更高的可靠性。

2.3 引入变异交叉思想的自适应蒙特卡洛定位

2.3.1 传统 AMCL 定位原理及存在问题

蒙特卡洛定位(Monte Carlo localization, MCL)算法是一种基于粒子滤波的概率方法，通过 1 组随机粒子表示机器人可能的位姿分布，并结合环境感知数据不断更新粒子权重，实现对真实位姿估计。改进自适应蒙特卡洛定位(AMCL)算法引入 KLD 采样机制，根据定位不确定性动态调整粒子数量，提升算法效率与稳定性。

MCL 和 AMCL 算法在实际应用中面临粒子贫化和定位丢失问题，尤其履带式机器人在温室环境作业时，由于履带打滑、地形不确定性等因素，导致粒子权重降低甚至失效，进而影响定位准确性与稳定性[22-23]。如图 6 所示，绿色圆点表示围绕机器人真实位置分布的高质量粒子，红色点表示由于传感器误差或地图失配，粒子在错误区域集中并退化，导致粒子群整体失真，影响定位结果。

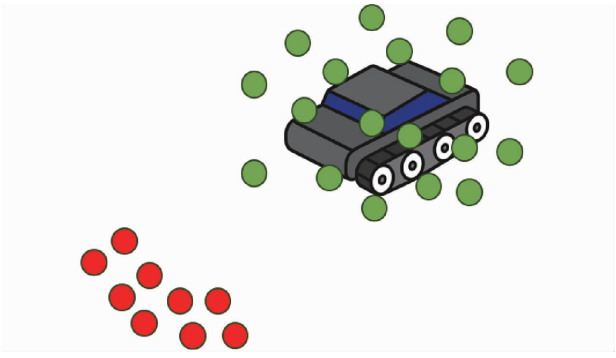


图 6 MCL/AMCL 中粒子退化问题示意图

Fig. 6 Illustration of particle degeneration problem in MCL/AMCL

2.3.2 变异交叉思想与粒子滤波融合策略

变异交叉思想来源于遗传算法(Genetic algorithm, GA)。遗传算法是一种模拟自然选择与遗传机制的全局优化方法，具备良好的全局搜索能力和鲁棒性，广泛应用于复杂问题的求解。核心操作包括：①选择(Selection)：通过适应度函数评估个体表现，优选出更优质的个体作为下一代种群。②交叉(Crossover)：将两个或多个父代个体的基因信息组合，生成新一代子代个体，以增加种群多样性。③变异(Mutation)：随机地改变个体中部分基

因，以防止种群早熟收敛于局部最优解，增强算法搜索的全局性。

遗传算法与粒子滤波的融合策略，正是利用遗传算法中交叉和变异操作优化粒子滤波算法中粒子集，通过提高粒子多样性和适应性，缓解粒子退化现象，提升系统状态估计的精确性与鲁棒性。核心目标：增强粒子重采样阶段多样性，避免因为重采样导致的退化。主要融合点是在每 1 轮粒子更新中，对权值低粒子不直接丢弃，而是通过“交叉 + 变异”演化为优化粒子；调整交叉比例和变异概率，引导粒子分布集中于实际位姿附近；引入自适应机制，根据权值分布自动调节操作强度。

2.3.3　改进 AMCL 算法设计

针对履带式温室芦笋采摘机器人在定位过程易因滑移或环境重复性导致粒子退化、重定位困难等问题，基于传统 AMCL 算法，引入遗传算法中交叉与变异机制，并结合粒子自适应变异策略，设计一种增强鲁棒性与恢复能力的改进型 AMCL 算法。算法执行流程如图 7 所示。

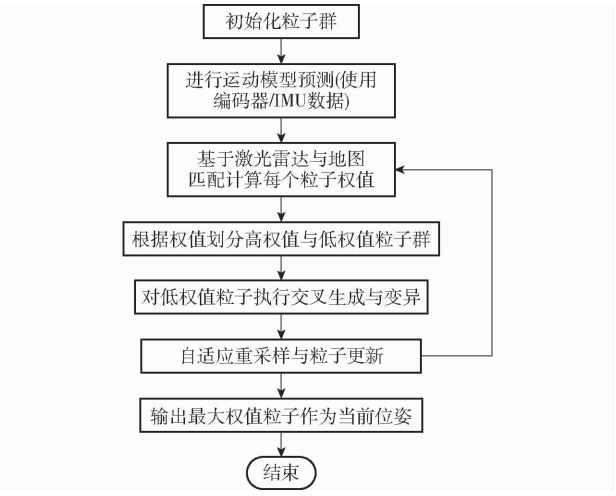


图 7　引入变异交叉思想的自适应蒙特卡洛定位流程图

Fig. 7　Flowchart of adaptive Monte Carlo localization algorithm incorporating genetic crossover and mutation

(1)粒子分类与权值分配

在每轮粒子滤波中，根据归一化后粒子权值ω_k^i对粒子进行分组。若$\omega_k^i > W_T$(阈值)，则将这部分粒子归入高权值粒子群(CH)，直接保留。否则归入低权值粒子群(CL)，后续将通过变异与交叉对该粒子群进行优化重采样。该分组策略使粒子分布更具针对性，同时为后续遗传演化打下基础。

(2)粒子交叉操作

在高权值粒子群(CH)中，随机选取 1 个粒子x_{kH}^j，与低权值粒子群(CL)里的每个粒子x_{kL}^l，通过线性交叉产生新的粒子群，即

$$x_{kS}^l = \alpha x_{kL}^l + (1-\alpha)x_{KH}^j \tag{21}$$

式中　α——交叉系数，表示新粒子继承低、高粒子的比例，取 0 ~ 1

通过该方法，使部分低质量粒子向更优方向演化，从而更接近真实位姿区域。

(3)粒子变异操作

对交叉产生的粒子x_{kS}^l进行变异操作，进一步增强粒子群多样性，即

$$x_{kM}^l = \begin{cases} 2x_{KH}^j - x_{kS}^l & (r \leqslant P_m) \\ x_{kS}^l & (r > P_m) \end{cases} \tag{22}$$

式中　P_m——基础变异概率

r——随机变量，取 0 ~ 1

引入变异机制一方面可避免粒子群陷入局部最优解，另一方面模拟真实场景中不确定性的干扰。

(4)自适应变异策略

传统变异策略对所有粒子一视同仁，存在资源浪费问题。为此，引入基于粒子适应度的自适应变异机制，如图 8 所示。

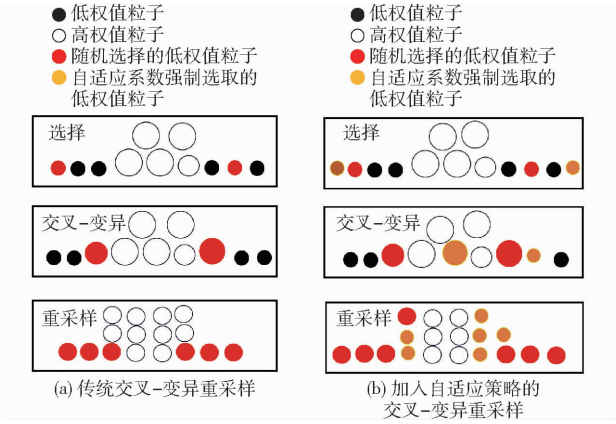


图 8　引入自适应策略的变异-交叉重采样

Fig. 8　Adaptive mutation − crossover-based resampling strategy

粒子权值倒数归一化因子为

$$\delta_k^l = \frac{\dfrac{1}{\omega_k^l}}{\sum_{l=1}^{n}\dfrac{1}{\omega_k^l}} \tag{23}$$

结合基础变异概率P_m和低权值粒子数量，计算自适应变异系数

$$m_k^l = P_m \delta_k^l n^l \tag{24}$$

若$m_k^l > P_m$，则该粒子为“低质量粒子”，强制执行变异操作。该机制能根据粒子“劣质程度”动态调整其变异概率，使系统将更多演化资源集中在效果差的粒子上，从而提升收敛速度与定位稳定性。

2.4　基于改进斥力势函数的局部路径规划方法

2.4.1　人工势场法原理与存在问题

人工势场法(Artificial potential field, APF)是一种广泛应用于移动机器人路径规划的启发式方法，

基本思想是将机器人在导航过程的运动视为在虚拟势场中受力运动[24]。其中,目标点产生引力吸引机器人前进,障碍物产生斥力驱使机器人避开障碍,机器人在合力引导下完成路径跟踪,如图 9 所示。

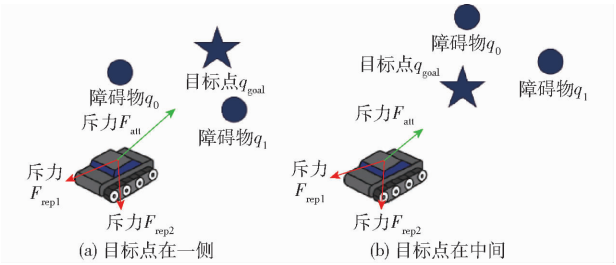


图 9 履带式机器人在不同障碍结构下人工势场受力示意图

Fig. 9 Force analysis of tracked robot under different obstacle distributions in APF

引力势函数与斥力势函数计算式为

$$U_a(q)=\frac{1}{2}\sigma\|q-q_g\|^2 \tag{25}$$

$$U_r(q)=\begin{cases}\dfrac{1}{2}k_r\left(\dfrac{1}{\rho(q)}-\dfrac{1}{\rho_0}\right)^2 & (\rho(q)\leqslant\rho_0)\\ 0 & (\rho(q)>\rho_0)\end{cases} \tag{26}$$

式中 q——机器人当前位置,m

q_g——目标点,m

$\rho(q)$——机器人与障碍物的最短距离,m

ρ_0——斥力有效作用距离,m

σ——引力系数,N/m

k_r——斥力系数,N·m^2

在图 9a 中,目标点与障碍物形成方向分离,传统斥力模型能较好地引导运动;而在图 9b 中,目标点处于障碍物之间,斥力相互抵消引发误导,机器人易陷入局部极小值区。

2.4.2 改进斥力势函数设计

为克服上述问题,基于目标方向性调整思想,对斥力模型进行结构性优化,引入障碍物-目标耦合因子的斥力分布机制,并结合指数衰减式势函数,提高路径可控性与环境适应性。

为此,引入一种基于目标方向耦合的改进斥力函数模型,表达式为

$$F_{rep1}=k\left(\frac{1}{\rho(q,q_0)}-\frac{1}{\rho_0}\right)\frac{\rho_g^n}{\rho^2(q_g,q_0)} \tag{27}$$

$$F_{rep2}=\frac{n}{2}k\left(\frac{1}{\rho(q,q_0)}-\frac{1}{\rho_0}\right)^2\rho_g^{n-1} \tag{28}$$

式中 q_0——障碍物位置,m

$\rho(q,q_0)$——机器人与障碍物间距离,m

$\rho(q_g,q_0)$——目标点与障碍物间距离,m

k——改进斥力系数,N·m^2

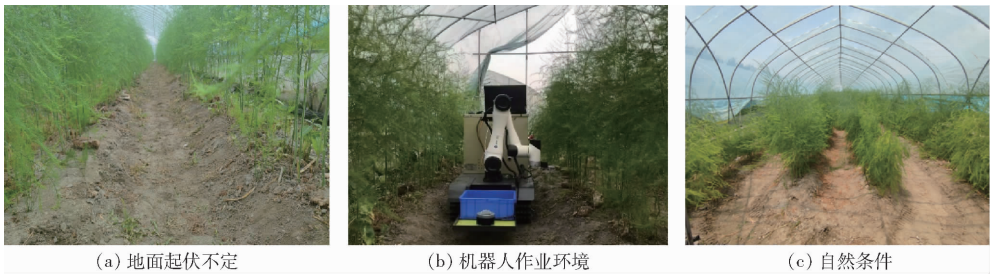
n——耦合调节指数

式(27)在传统斥力基础上,引入目标点距离因子ρ_g^n,以动态调节斥力方向与幅度。若目标点靠近障碍物,则斥力将减弱,避免对正确路径的阻碍;反之,当目标远离障碍物时,斥力增强,促使机器人有效避障绕行。式(28)则进一步加强斥力的非线性响应,通过调节ρ_g^{n-1},调控机器人在复杂环境中局部行为,使得机器人在图 9b 环境下,仍具有导航引导性和稳定性。

3 性能测试试验

性能测试主要评价指标包括:SLAM 建图准确度、系统定位精度以及系统导航精度。其中,建图准确度反映栅格地图尺寸与实际场景尺寸之间的匹配程度;系统定位精度是指定位算法所获取的位置与真实位置之间的偏差;系统导航精度则表示移动平台按照预设路径行驶过程,实际轨迹与理论路径之间的偏差。

测试场景位于江苏省泰州市姜堰区南京农业大学泰州研究院绿色高效农业产学研基地芦笋温室。温室地面存在一定起伏,如图 10a 所示垄间中部略微下凹、两侧土垄突起,地面存在非规则微起伏(高差 1 ~ 3 cm),对机器人行走稳定性构成干扰。温室垄间环境特征相似,具有典型的农业温室场景特征,适合作为导航系统性能测试的实验环境,如图 10 所示。芦笋温室参数如表 3 所示,将在此环境下采集相关试验数据。



(a) 地面起伏不定 (b) 机器人作业环境 (c) 自然条件

图 10 芦笋垄间信息

Fig. 10 Inter-row information for asparagus

表 3　芦笋温室基本参数

Tab. 3　Basic dimensions of asparagus greenhouses　m

参数	数值
温室芦笋垄间距	0.7～0.8
温室芦笋垄长度	36
温室芦笋垄宽度	0.6～0.7
温室芦笋垄距离地面高度	0.1～0.2
芦笋母茎距离地面高度	1.3～1.4

3.1　地图构建精度测试试验

通过上位机控制移动平台在芦笋温室基地以速度 0.20 m/s 行驶，同时采集激光点云和运动信息，并应用 Gmapping 算法进行地图构建，如图 11 所示。

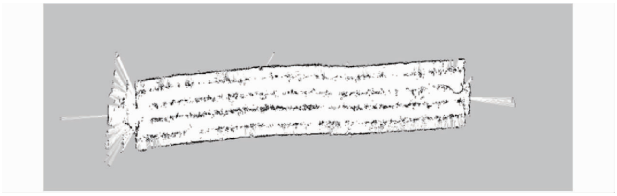


图 11　芦笋温室 Gmapping 算法地图构建

Fig. 11　Map of asparagus greenhouse generated by Gmapping algorithm

在机器人可视化系统上，获取芦笋地垄图测值，包括地垄长度、前垄宽、后垄宽及中心垄宽，并与实测数据进行对比，计算 Gmapping 建图算法绝对误差和相对误差[25]，结果如表 4 所示。

表 4　Gammping 算法建图精度

Tab. 4　Mapping accuracy of Gmapping algorithm

参数	垄长	前垄宽	后垄宽	中心垄宽
绝对误差/m	0.980	0.072	0.065	0.054
相对误差/%	2.7	10.5	9.8	8.1

由表 4 可知，与实测数据相比，Gmapping 算法地垄长度绝对误差为 0.980 m，相对误差为 2.7%；前垄宽、后垄宽和中心垄宽绝对误差分别为 0.072、0.065、0.054 m，相对误差为 10.5%、9.8% 和 8.1%。整体均方根误差为 0.935 m，在合理范围之内。结果表明，Gmapping 算法在宽度维度的建图精度相对较高，能够基本反映温室环境实际结构。

3.2　改进 AMCL 全局定位精度测试试验

为验证引入变异交叉思想的 AMCL 全局定位算法在芦笋温室复杂环境下全局定位精度，围绕机器人定位能力展开系统性试验。

全局定位精度测试试验在典型温室环境中进行，如图 12 所示，在试验过程中，机器人从固定起点出发，依托改进 AMCL 实现初始全局定位，通过预设导航路线和目标点，机器人沿预设路径自主行驶，期间持续采集导航过程改进 AMCL 全局定位信息与传统 AMCL 定位信息，可得芦笋采收机器人全局定位分布图，见图 13。

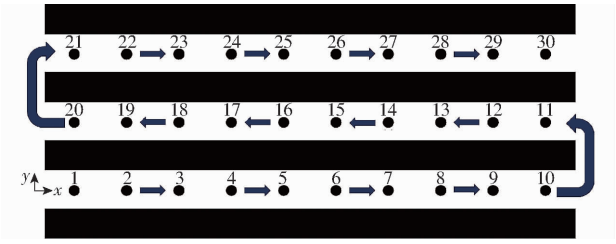


图 12　芦笋温室下定位算法精度试验场景

Fig. 12　Pilot scene of localization algorithm accuracy under asparagus greenhouse

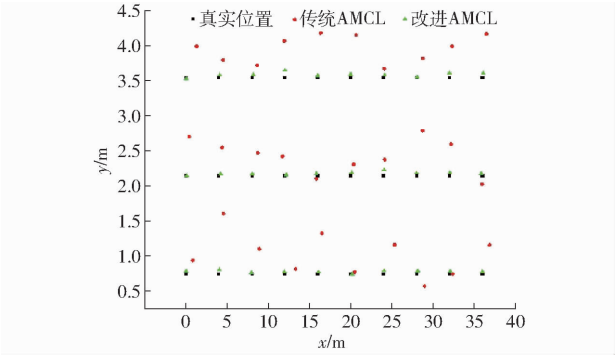


图 13　不同算法定位分布图

Fig. 13　Distribution of different algorithms for positioning

$x-y$ 坐标系以机器人起始位置为原点，机器人沿 x 方向前进，每行驶 4 m 记录 1 次机器人在实际环境中真实位置 (x,y)，及定位算法估算位置 (x',y')，绘制全局定位图，如图 13 所示。

从图 13 可以看出，传统 AMCL 算法在芦笋温室这类规整而地形特征相似的环境中，易出现较大的定位偏差。其估计的机器人轨迹与实际轨迹存在明显的空间偏离，尤其在路径拐角或障碍物密集区域，粒子滤波权重容易集中于局部最优，导致定位结果不准确。

而基于引入变异交叉思想的改进 AMCL 算法，通过优化粒子重采样机制，有效提升了粒子多样性和全局搜索能力，使得位姿估计结果更为精确。

以 x、y 方向偏差评估定位精度，计算式为

$$\begin{cases} l_x = |x' - x| \\ l_y = |y' - y| \end{cases} \tag{29}$$

由式(29)可计算出不同定位算法定位误差，如表 5 所示。由表 5 可得，改进 AMCL 算法在 x、y 方向平均偏差 0.077、0.050 m，远低于传统 AMCL 算法在 x、y 方向上平均偏差 0.864、0.305 m；改进 AMCL 算法在 x、y 方向上最大偏差为 0.227、0.088 m，优于传统 AMCL 算法在 x、y 方向上的 1.665、0.886 m，改进 AMCL 算法更符合芦笋采收机器人自主导航的需求。试验结果表明，改进 AMCL 算法估计轨迹

表 5 不同定位算法全局定位误差

Tab. 5 Global positioning error of different positioning algorithms m

算法	x 方向偏差				y 方向偏差			
	平均值	最大值	最小值	标准差	平均值	最大值	最小值	标准差
传统 AMCL	0.864	1.665	0.051	0.432	0.305	0.886	0.017	0.214
改进 AMCL	0.077	0.227	0.002	0.060	0.050	0.088	0.002	0.027

几乎完全与真实轨迹重合,显著优于传统 AMCL 算法,能够更好适应温室环境中复杂定位需求。

3.3 基于 EKF 的局部定位精度测试试验

芦笋采收机器人在温室环境中实现高效自主导航,既依赖于高精度的全局定位算法提供全局位姿信息,也需局部定位算法实时提供精准的初始位姿,作为全局定位的基础支撑。局部定位准确性直接影响机器人路径规划连续性与定位系统整体稳定性。

为验证不同局部定位策略对导航性能的影响,设计局部定位精度试验。试验采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)引入打滑系数 η,融合轮式里程计与 IMU 数据,作为主要的局部定位方法。以纯 IMU 定位与单独轮式里程计(Odom)定位为对照,测试 3 种策略在典型温室路径下定位误差。试验以 x 方向、y 方向及姿态角平均误差、最大误差与标准差为主要评估指标,分析 EKF 融合算法在精度提升方面的优势及其在复杂温室环境中适用性,结果如图 14 所示。由图 14 可知,IMU 位置和 Odom 位置发散过于严重,而采用基于扩展卡尔曼滤波器融合轮式里程计和 IMU 信息定位算法的定位近乎收敛于实际位置。

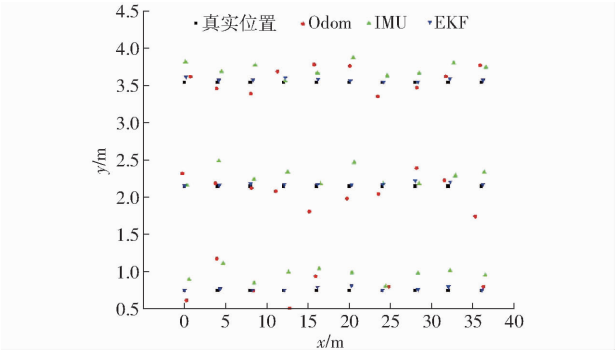


图 14 不同算法局部定位分布图

Fig. 14 Distribution of different algorithms for positioning

如表 6 所示,IMU 定位、Odom 定位、EKF 融合定位在 x 方向上标准偏差为 0.271、0.202、0.120 m,在 y 方向上标准偏差为 0.123、0.100、0.022 m。其中基于 EKF 的融合定位算法不管是 x 方向还是 y 方向平均偏差和标准偏差都显著优于 IMU 和 Odom 定位,这是因为通过 EKF 融合 IMU 与里程计数据并引入打滑系数,可有效降低履带打滑对机器人定位带来的误差,提高机器人运动状态估计的准确性与鲁棒性,确保导航与路径规划算法具有更高的可靠性。

表 6 不同定位算法定位偏差

Tab. 6 Positioning deviations for different positions of positioning algorithm m

算法	x 方向偏差				y 方向偏差			
	平均值	最大值	最小值	标准差	平均值	最大值	最小值	标准差
IMU 定位	0.365	0.957	0.033	0.271	0.175	0.452	0.003	0.123
Odom 定位	0.456	0.926	0.097	0.202	0.203	0.434	0.013	0.100
EKF 融合定位	0.205	0.515	0.017	0.120	0.030	0.095	0.004	0.022

3.4 自主导航精度测试试验

为系统评估采收机器人在芦笋温室环境中导航精度,在实验场地中将行间道路中心线设定为机器人导航目标行驶轨迹[26]。为便于定量分析导航性能,在中心线上每 4 m 设置 1 个固定姿态采样点,记录机器人在不同位置导航误差。

参考温室芦笋采收机器人作业效率要求[27-28],并结合其他温室采摘机器人常用行驶速度[29],设定典型作业速度为 0.1 ~ 0.3 m/s,兼顾导航安全性与作业效率。试验时机器人从固定起始点出发,依次以速度 0.1、0.2、0.3 m/s 沿预设路线自主导航,途经行间直线路段及转弯区域的多个目标点。每当机器人到达 1 个目标采样点时,将在当前位置停留 20 s,采集当前速度与定位数据,以确保数据稳定性与重复性,试验结果如图 15 所示。

将横向偏差(机器人在 x 方向上偏离中心线距离)、纵向偏差(机器人在 y 方向上与目标点偏移量)以及航向偏差(机器人实际航向与预期航向之间角度差)作为衡量导航精度的主要评价指标。通过对不同时速和路径点误差进行分析,进一步揭示导航系统在温室复杂环境中表现。

导航精度试验结果见表 7,自主行走系统在行驶速度 0.1 m/s 下,实际导航路径与目标路径之间横向最大偏差为 0.124 m,纵向最大偏差为 0.182 m,

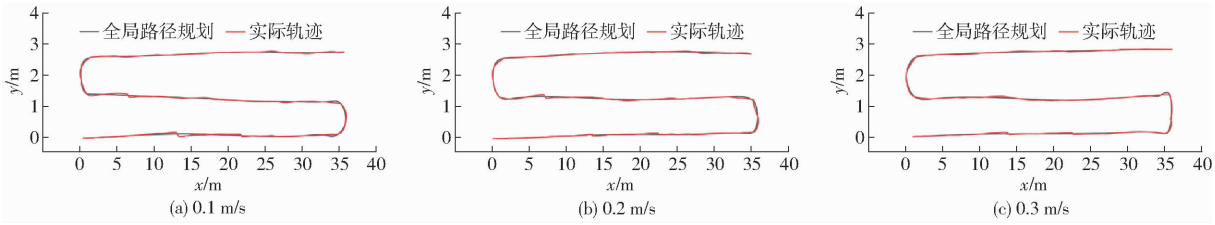


图 15　3 种速度下机器人自主导航全局路径规划与轨迹

Fig. 15　Global path planning and trajectory diagram for robot autonomous navigation at three speeds

表 7　导航精度试验结果

Tab. 7　Navigation accuracy test results

速度/	横向偏差/m				纵向偏差/m				航向偏差/(°)			
(m·s^{-1})	平均值	最大值	最小值	标准差	平均值	最大值	最小值	标准差	平均值	最大值	最小值	标准差
0.1	0.049	0.124	0.008	0.030	0.073	0.182	0.003	0.048	5.835	13.908	0.099	4.339
0.2	0.091	0.222	0.031	0.056	0.087	0.219	0.004	0.077	7.417	14.025	1.568	3.747
0.3	0.121	0.270	0.006	0.091	0.096	0.215	0.018	0.061	6.892	17.027	0.078	3.990

航向最大偏差为 13.908°；在速度 0.2 m/s 下，横向和纵向最大偏差分别为 0.222、0.219 m，航向最大偏差为 14.025°；在速度 0.3 m/s 下，横向和纵向最大偏差增至 0.270、0.215 m，航向最大偏差为 17.027°。

总体来看，导航系统在 3 种速度下横向平均偏差均不超过 0.121 m，纵向平均偏差不超过 0.096 m，航向平均偏差不超过 7.417°；横向和纵向标准差不大于 0.091、0.077 m，航向标准差不超过 4.339°。随着行驶速度增加，横向和纵向偏差呈上升趋势，主要原因在于：速度提升后，机器人需更迅速地完成路径调整，但系统响应时间相对缩短，从而导致偏差增加。相比之下，航向偏差虽然在不同速度下存在波动，但整体趋于稳定。

为验证本文提出的自主导航系统在温室复杂环境中实际性能，选取近年来典型农业机器人导航系统进行对比（表 8）。分析结果表明，土壤地面因不平整和地表松软，存在打滑、地面扰动等问题，导航精度明显低于平整的水泥地面，横向平均偏差普遍超过 0.10 m，航向角误差最高达 8.5°。此外，在作业速度 0.1 ~ 0.3 m/s 内，无论在水泥地面还是土壤地面环境中，导航误差均随速度提升而略有增加，但多数方案横向平均误差仍不大于 0.143 m，航向角平均误差不超过 8.5°，总体满足农业实际作业需求。

表 8　典型农业机器人导航精度与航向角误差

Tab. 8　Performance of agricultural robot navigation systems

文献来源	算法方案	测试环境	速度/	导航精度平均误差/m		航向角平均
			(m·s^{-1})	横向	纵向	误差/(°)
CHENG 等[29]	UWB + IMU + Odom + RF	太阳能温室(水泥地面)	0.10	0.037 7	未知	4.0
XIE 等[30]	电弧阵列导航传感器	设施走廊环境(水泥地面)	0.15	0.040	0.048	未说明
张振乾等[31]	双目视觉	香蕉园(土壤地面)	0.20	0.143	未明确	4.9
孙国祥等[11]	LIO - SAM + 多传感器	草莓温室(土壤地面)	0.20	0.12	0.10	8.5
傅泓龙等[32]	IMU + Odom + 激光雷达	番茄温室(土壤地面)	0.20	平均偏差≤0.095 m		未说明
LONG 等[16]	UWB + IMU + 激光雷达	蔬菜温室(水泥地面)	0.30	0.10	未知	未说明
张文翔等[10]	激光 SLAM + AprilTag	番茄温室(水泥地面)	0.30	0.114	未知	4.8

相比之下，本文所设计自主导航系统在复杂的土壤地面条件下依然表现出较高的自主导航稳定性与航向控制能力，导航精度与现有方法处于同等或更优水平，体现出更强的环境适应性和实际应用潜力。结合图 15，在 3 种速度条件下自主导航系统均能实现稳定导航并安全抵达目标点，实际行驶轨迹与全局路径规划基本一致，未出现严重偏离，验证了系统良好的环境适应性与自主导航能力。

4　结论

（1）提出了引入变异交叉思想的自适应蒙特卡洛定位算法。引入遗传算法中的粒子变异与交叉机制，增强了粒子群多样性与抗退化能力，显著提升了粒子滤波定位鲁棒性与精度。在芦笋温室环境对比试验中，改进 AMCL 算法 x、y 方向平均偏差分别降至 0.060 m 和 0.027 m，远优于传统 AMCL。

(2)设计了融合 IMU 与 Odom 的扩展卡尔曼滤波器(EKF)模型,并引入打滑系数,解决了湿滑地面对定位精度的干扰问题。试验结果表明,EKF 融合算法在 x、y 方向标准偏差为 0.120 、0.022 m,显著优于纯 IMU 或 Odom 定位方式。

(3)改进了局部路径规划算法,通过引入基于目标方向耦合机制斥力势函数,解决了传统人工势场法易陷入局部最优的问题,在速度 0.1 ~ 0.3 m/s 导航精度测试中,系统横向、纵向及航向标准偏差均不超过 0.091 m、0.077 m 和 4.339°,机器人能稳定沿设定路径完成导航任务,验证了导航系统的实用性与鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 齐飞,李恺,李邵,等. 世界设施园艺智能化装备发展对中国的启示研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 183 - 195.
QI Fei, LI Kai, LI Shao, et al. Development of intelligent equipment for protected horticulture in world and enlightenment to China[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(2): 183 - 195. (in Chinese)

[2] 王飞涛,樊春春,李兆东,等. 机器人在设施农业领域应用现状及发展趋势分析[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(3): 93 - 98, 120.
WANG Feitao, FAN Chunchun, LI Zhaodong, et al. Application status and development trend of robots in the field of facility agriculture[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(3): 93 - 98, 120. (in Chinese)

[3] 何勇,黄震宇,杨宁远,等. 设施农业机器人导航关键技术研究进展与展望[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 1 - 19.
HE Yong, HUANG Zhenyu, YANG Ningyuan, et al. Research progress and prospects of key navigation technologies for facility agricultural robots[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 1 - 19. (in Chinese)

[4] 姜赛珂,张美娜,李雪,等. 设施内自主移动装备导航控制技术研究进展[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(3): 159 - 169.
JIANG Saike, ZHANG Meina, LI Xue, et al. Development of navigation and control technology for autonomous mobile equipment in greenhouse[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(3): 159 - 169. (in Chinese)

[5] 杨雪梦,姚敏茹,曹凯. 移动机器人 SLAM 关键问题和解决方法综述[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(7): 1 - 10.
YANG Xuemeng, YAO Minru, CAO Kai. Overview on issues and solutions of SLAM for mobile robot[J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(7): 1 - 10. (in Chinese)

[6] 吴凡,张华,童以,等. 多传感器融合的温室机器人自主导航系统设计[J]. 安徽科技学院学报, 2023, 37(6): 96 - 102.
WU Fan, ZHANG Hua, TONG Yi, et al. Design of autonomous navigation system for greenhouse robot based on multi sensor fusion[J]. Journal of Anhui Science and Technology University, 2023, 37(6): 96 - 102. (in Chinese)

[7] 吴建清,宋修广. 同步定位与建图技术发展综述[J]. 山东大学学报(工学版), 2021, 51(5): 16 - 31.
WU Jianqing, SONG Xiuguang. Review on development of simultaneous localization and mapping technology[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2021, 51(5): 16 - 31. (in Chinese)

[8] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1 - 18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1 - 18. (in Chinese)

[9] 王杰,陈正伟,徐照胜,等. 基于相机与激光雷达融合的温室机器人行间导航方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 32 - 40.
WANG Jie, CHEN Zhengwei, XU Zhaosheng, et al. Inter-rows navigation method of greenhouse robot based on fusion of camera and LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 32 - 40. (in Chinese)

[10] 张文翔,卢鑫羽,张兵园,等. 基于激光 SLAM 和 AprilTag 融合的温室移动机器人自主导航方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(1): 123 - 132.
ZHANG Wenxiang, LU Xinyu, ZHANG Bingyuan, et al. Autonomous navigation method of greenhouse mobile robot based on laser SLAM and AprilTag[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 123 - 132. (in Chinese)

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

[12] 李旭,阳奥凯,刘青,等. 基于 ORB - SLAM2 的温室移动机器人定位研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 317 - 324, 345.
LI Xu, YANG Aokai, LIU Qing, et al. Greenhouse mobile robot localization based on ORB - SLAM2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 1): 317 - 324, 345. (in Chinese)

[13] 郑航,叶云翔,薛向磊,等. 基于 UWB 和视觉组合导航的设施植保机器人叶菜垄作跟踪控制[J]. 农业工程学报, 2025, 41(4): 144 - 152.
ZHENG Hang, YE Yunxiang, XUE Xianglei, et al. Facility plant protection robot based on UWB and visual integrated navigation for leafy vegetable ridge tracking control[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(4): 144 - 152. (in Chinese)

[14] JIANG S, WANG S, YI Z, et al. Autonomous navigation system of greenhouse mobile robot based on 3D LiDAR and 2D LiDAR SLAM[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 815218.

[15] REN G, WU H, BAO A, et al. Mobile robotics platform for strawberry temporal-spatial yield monitoring within precision indoor farming systems[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1162435.

[16] LONG Z, XIANG Y, LEI X, et al. Integrated indoor positioning system of greenhouse robot based on UWB/IMU/ODOM/LIDAR[J]. Sensors, 2022, 22(13): 4819.

[17] LI X, SU J, YUE Z, et al. Adaptive multi-ROI agricultural robot navigation line extraction based on image semantic segmentation[J]. Sensors, 2022, 22(20): 7707.

[18] 李晨阳,彭程,张振乾,等. 融合里程计信息的农业机器人定位与地图构建方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 16 – 23.
LI Chenyang, PENG Cheng, ZHANG Zhenqian, et al. Positioning and map construction for agricultural robots integrating odometer information[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 16 – 23. (in Chinese)

[19] 吴叶丽,行鸿彦,侯天浩,等. 基于改进自适应扩展卡尔曼滤波的高精度姿态解算[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(6): 69 – 76.
WU Yeli, XING Hongyan, HOU Tianhao, et al. An improved adaptive extended Kalman filter for high precision attitude solution[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(6): 69 – 76. (in Chinese)

[20] 毕松,张国轩,李志军,等. 基于测距值修正的温室植保机器人定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 347 – 358.
BI Song, ZHANG Guoxuan, LI Zhijun, et al. Positioning method of greenhouse plant protection robot based on distance measurement value correction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 347 – 358. (in Chinese)

[21] DING Z, WANG Z, SU Z, et al. A new model to predict the slippage coefficient of tracked vehicles during steering[J]. IEEE Access, 2022, 10: 72006 – 72014.

[22] 王子润,燕必希,董明利,等. 基于激光雷达与改进 AMCL 的爬壁机器人定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 220 – 227.
WANG Zirun, YAN Bixi, DONG Mingli, et al. A localization method of wall-climbing robot based on LiDAR and improved AMCL[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 220 – 227. (in Chinese)

[23] 刘海涛,林艳明,陈永华,等. 基于遗传算法的智能粒子滤波重采样策略研究[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(12): 3459 – 3466.
LIU Haitao, LIN Yanming, CHEN Yonghua, et al. A study on resampling strategy of intelligent particle filter based on genetic algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43(12): 3459 – 3466. (in Chinese)

[24] 邵毅帆,梅松,石志刚,等. 基于改进人工势场法的农用机器人路径规划技术研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(8): 206 – 213.
SHAO Yifan, MEI Song, SHI Zhigang, et al. Research on path planning technology of agricultural robot based on improved artificial potential field method[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(8): 206 – 213. (in Chinese)

[25] 颜普,曹昊宇,雷为好. 基于改进图优化的激光 SLAM 算法[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2023, 47(4): 35 – 41.
YAN Pu, CAO Haoyu, LEI Weihao. Laser SLAM algorithm based on improved graph optimization[J]. Journal of Anhui University(Natural Sciences), 2023, 47(4): 35 – 41. (in Chinese)

[26] 侯加林,蒲文洋,李天华,等. 双激光雷达温室运输机器人导航系统研制[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 80 – 88.
HOU Jialin, PU Wenyang, LI Tianhua, et al. Development of dual-LiDAR navigation system for greenhouse transportation robot[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 80 – 88. (in Chinese)

[27] 汪小旦,李为民,王琳,等. 基于改进 YOLACT + + 的成熟芦笋检测-判别-定位方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 259 – 271.
WANG Xiaochan, LI Weimin, WANG Lin, et al. Method of detection – discrimination – ocalization for mature asparagus based on improved YOLACT + + algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 259 – 271. (in Chinese)

[28] DOU B, LI Y, LIU X, et al. Design and test of end-effectors of control system for white asparagus selective harvesting robot[M]. Singapore: Springer, 2019: 567 – 575.

[29] CHENG B, HE X, LI X, et al. Research on positioning and navigation system of greenhouse mobile robot based on multi-sensor fusion[J]. Sensors, 2024, 24(15): 4998.

[30] XIE B, LIU J, JIANG H, et al. Development and experimental analysis of a small integrated edge navigation sensor based on principle of circular arc array[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 892388.

[31] 张振乾,李世超,李晨阳,等. 基于双目视觉的香蕉园巡检机器人导航路径提取方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 9 – 15.
ZHANG Zhenqian, LI Shichao, LI Chenyang, et al. Navigation path detection method for a banana orchard inspection robot based on binocular vision[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 9 – 15. (in Chinese)

[32] 傅泓龙,胡裕兵,谢立敏,等. 番茄温室机器人的多传感器融合建图与导航研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(4): 171 – 178, 185.
FU Honglong, HU Yubing, XIE Limin, et al. Multi-sensor fusion mapping and navigation research for tomato greenhouse robot[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(4): 171 – 178, 185. (in Chinese)