doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.04.014

基于 3D 激光雷达 SLAM 的温室芦笋采收机器人自主导航方法

汪小旦[1,2]　谢慎亮[1]　黄薛凯[1]　王得志[1]　黄慧星[1]

（1. 南京农业大学工学院，南京 210031；2. 江苏省现代农业设施农业技术与装备实验室，南京 210031）

摘要：针对温室芦笋枝叶自然生长遮挡道路、地垄作业环境狭小导致芦笋采收机器人自主行走过程建图噪点多、定位误差大、建图精度低等问题，本文设计了一种基于 3D 激光雷达 SLAM 的温室芦笋采收机器人自主导航系统，首先利用 Velodyne 16 线三维激光雷达与 N100 惯性测量单元（Inertial measurement unit，IMU）传感器获取温室环境三维点云数据，并运用自适应点云滤波对点云数据进行预处理，滤除芦笋枝叶导致的噪点，减少导航系统计算量，其次运用基于扩展卡尔曼滤波的 Cartographer 纯定位算法进行全局重定位，最后运用 Dijkstra 算法进行全局路径规划，运用动态窗口算法进行局部路径规划。试验结果表明，自适应点云滤波处理最佳参数组合为 K 近邻点数量函数权重 k_1 为 6.912、标准差阈值函数权重 s_1 为 0.334、标准差阈值常数偏移 s_2 为 0.918，结合自适应点云处理的 Cartographer 算法可实现温室环境的高精度构建，最大绝对误差、最大相对误差和均方根误差分别为 0.056 m、9.3% 和 0.035 m，改进的定位算法在温室环境的横向偏差不大于 0.196 m，纵向偏差不大于 0.082 m；自主行走系统以速度 0.10、0.20、0.30 m/s 运行时，横向平均偏差、纵向平均偏差及航向平均偏差不大于 0.082 m、0.091 m 和 7.562°，横向偏差标准差、纵向偏差标准差及航向偏差标准差不大于 0.078 m、0.092 m 和 6.561°。提出的导航方法能满足温室内自主行走系统的高精度建图、定位和导航需求，为采收机器人在农业环境中的自主行走应用提供了理论与技术支撑。

关键词：芦笋采收机器人；温室；自主导航；激光雷达 SLAM；自适应点云滤波

中图分类号：TP391.4；S24　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)04-0138-13　　**OSID**：

Autonomous Navigation Methods of Greenhouse Asparagus Harvesting Robot Based on 3D LiDAR SLAM

WANG Xiaochan[1,2]　XIE Shenliang[1]　HUANG Xuekai[1]　WANG Dezhi[1]　HUANG Huixing[1]

(1. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210031, *China*

2. *Jiangsu Province Engineering Laboratory for Modern Facility Agriculture Technology and Equipment*, *Nanjing* 210031, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges posed by the natural growth of asparagus branches and leaves obstructing pathways and the limited working space in raised beds, which result in significant map construction noise, large localization errors, and low mapping accuracy during the autonomous navigation of asparagus harvesting robots, an autonomous navigation system was presented based on 3D LiDAR SLAM for greenhouse asparagus harvesting robots. Initially, 3D point cloud data from the greenhouse environment were acquired by using a Velodyne 16-line 3D LiDAR sensor combined with an N100 inertial measurement unit (IMU). An adaptive point cloud filtering method was employed to preprocess the point cloud data, removing noise caused by the asparagus branches and leaves, thereby reducing the computational burden on the navigation system. Subsequently, a global re-localization process was performed by using the Cartographer pure localization algorithm based on extended Kalman filtering (EKF). For path planning, the Dijkstra algorithm was utilized for global path planning, while the dynamic window approach (DWA) was applied for local path planning. Experimental results demonstrated that the optimal parameter combination for the adaptive point cloud filtering method was $k_1 = 6.912$, $s_1 = 0.334$, and $s_2 = 0.918$. The integration of adaptive point cloud filtering with the

收稿日期：2024-11-01　修回日期：2024-11-20

基金项目：江苏省重点研发计划项目（BE2021302）

作者简介：汪小旦（1968—），男，教授，博士，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

Cartographer algorithm enabled high-precision mapping in the greenhouse environment, with a maximum absolute error of 0.056 m, a maximum relative error of 9.3%, and a root mean square error of 0.035 m. The improved localization algorithm achieved lateral deviation no greater than 0.196 m and longitudinal deviation no greater than 0.082 m in the greenhouse environment. During autonomous navigation at speeds of 0.10 m/s, 0.20 m/s, and 0.30 m/s, the lateral, longitudinal, and heading mean deviations were no greater than 0.082 m, 0.091 m, and 7.562°, respectively, while their corresponding standard deviations did not exceed 0.078 m, 0.092 m, and 6.561°. The proposed navigation framework satisfied the high-precision mapping, localization, and navigation requirements for autonomous systems in greenhouse environments, providing a theoretical and technical foundation for the deployment of harvesting robots in agricultural settings.

Key words: asparagus harvesting robot; greenhouse; autonomous navigation; LiDAR SLAM; adaptive point cloud filtering

0　引言

设施农业环境具有行间距狭窄、行端与行间特征显著差异、光照复杂、GPS 信号弱以及障碍物分布随机等特点，对于机器人精准定位与自主作业提出了巨大挑战[1-5]。基于同时定位与地图构建(Simultaneous localization and mapping，SLAM)的多源数据融合导航技术，能够在复杂且动态变化的环境中运行，无需固定线路和稳定环境支持，具备自主路径规划、灵活避障及智能决策能力，弥补了传统导航方式的不足，因此在设施农业中得到了广泛应用和关注[6-10]。

目前，基于 SLAM 的多源数据融合导航技术通过结合激光雷达、相机、编码器和陀螺仪等多种传感器，实现环境适应性强、实时导航和灵活避障的自主导航[11-12]，无需固定轨道，节省成本并扩大活动范围。当前国内外学者围绕多源信息融合导航展开研究，主要包括温室机器人高精度定位定姿态和多传感器信息融合方面。BALASO 等[13]在其研制的温室多功能机器人上安装了距离传感器、光电传感器、超声波传感器等辅助导航。OBREGON 等[14]对温室移动机器人不同定位方法进行了试验与分析，经测试，基于 2D 激光雷达 SLAM 技术和自适应蒙特卡罗算法的机器人定位系统具有较好表现。针对温室病虫害早期检测与治理，TIWARI 等[15]开发了用于商业温室的自主巡检机器人，该机器人采用实时 PPP(Precise point positioning)和 DR(Dead reckoning)融合方式完成机器人绝对定位，采用单线激光雷达和 Gmapping 算法构建环境栅格地图、基于自适应蒙特卡洛算法完成机器人实时相对定位。侯加林等[16]为提高运输机器人在温室作业时的建图效率和避障能力，分别在机器人前后各安装 1 个单线激光雷达，然后基于 2D 激光雷达 SLAM 技术完成机器人定位与建图。李天华等[17]开发了基于工业相机的温室运输机器人导航系统，该导航系统基于传统图像技术通过解析拍摄的图像信息，提取导航作业车道线中心像素位置坐标。劳彩莲等[18]提出一种基于改进 A* 与 DWA 的路径规划算法，设计了一种可优化导航轨迹的温室机器人，仿真结果显示改进 A* 算法优于传统 A* 算法、Dijkstra、RRT 等算法。张兆国等[19]设计了一种基于差速履带底盘的自走式温室三七收获机器人，该机器人包括本地操作系统和远程操作系统，具有行走、传动、升降功能。然而视觉 SLAM 依赖于相机捕捉环境特征，受光照变化和遮挡的影响较大。在温室中，阳光的强烈变化和植物遮挡会导致相机获取的图像质量不稳定，进而影响特征提取和匹配准确性。此外，温室内复杂的植物结构可能导致相机视野受限，增加了 SLAM 算法建图的困难。激光 SLAM 成本相对较高，且在温室中，传感器工作范围和分辨率可能受到植物高度和密度的限制，导致扫描结果不够全面。此外，激光 SLAM 在处理动态环境(如移动的农机和工作人员)时，可能会出现数据不一致的问题。

针对上述问题和芦笋采收机器人的自动作业要求，本研究提出一种基于激光雷达- IMU 和自适应点云处理融合的导航方案。通过自适应点云滤波处理，结合预先录制的理想环境点云数据，根据实时点云密度动态调整滤波参数，消除冗余信息，从而解决作物枝叶遮挡、履带里程计误差累积以及环境特征相似等问题，实现温室内自主导航系统的高精度定位与导航。

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及硬件构成如图 1、2 所示，包括传感器模块、控制模块、电源模块、驱动模块和采收模块 5 个主要模块。机器人尺寸为 1 300 mm × 590 mm × 900 mm，主要通过下层控制器 Arduino Mega 2560 控制，采用 RS232 转 TTL 接口与驱动器通信，上位机向 Arduino 发送指令，以驱动底盘电机

实现精确运动控制,硬件结构见图 2。为便于温室芦笋采摘机器人具有良好的通行能力,设计了一款差速履带底盘,由一对额定功率 400 W 的直流无刷伺服电机驱动,轮距为 580 mm,其主要性能参数见表 1。

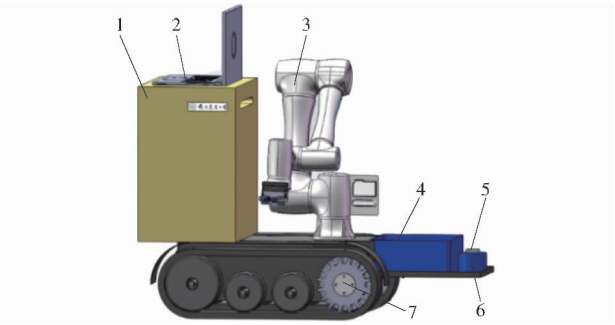


图 1 温室芦笋采收机器人

Fig. 1 Greenhouse asparagus harvesting robot

1. 控制柜 2. PC 控制器 3. 采摘模块 4. 收集框 5. 惯性测量单元 6. 激光雷达 7. 差速履带底盘

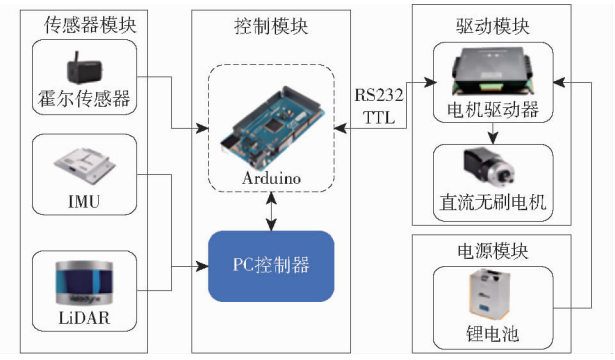


图 2 芦笋采收机器人导航系统硬件构成

Fig. 2 Hardware composition of navigation ssytem of asparagus harvesting robot

表 1 温室芦笋采收机器人性能参数

Tab. 1 Performance parameters of greenhouse asparagus harvesting robots

参数	数值
最大行走速度/(m·s^{-1})	1.45
续航时间/h	10
最大爬坡角度/(°)	30
电机功率/W	400
电池容量/(A·h)	100

1.1.1 传感器模块

温室芦笋采收机器人采用 Velodyne 16(VLP-16)线三维激光雷达获取温室环境中物体的距离和位置信息。该雷达使用飞行时间法(Time of flight, TOF)测量和获取环境中物体的距离和位置信息,能够实现全覆盖并生成高分辨率的点云数据,激光雷达性能参数见表 2。

惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)位于三维激光雷达顶部,基于 MEMS 技术的传感器

表 2 三维激光雷达性能参数

Tab. 2 3D LiDAR performance parameters

参数	数值
测量范围/m	1~100
测量精度/cm	±3
垂直方向测量角度/(°)	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/Hz	5~20
波长/nm	905
质量/g	830

组合,包括三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计,内置姿态求解器,借助动态卡尔曼滤波算法,能准确输出机器人在动态环境中实时位姿,提供如欧拉角、四元数、加速度和角速度等数据,以确保机器人在温室中的精确导航。电机霍尔传感器位于电机上,与电机驱动器相连,驱动器通过 RS232 转 TTL 与 Arduino Mega 2560 通信,用于采集机器人的实时速度并反馈给机器人下层控制器 Arduino。

1.1.2 控制模块

机器人下层控制器采用 Arduino Mega 2560 嵌入式单片机控制板,核心为 ATmega2560 控制器,具有内置高速内存和丰富的 I/O 端口,电源电压为 3.3~5.0 V,具备省电模式,可以保证低功耗应用需求。

下层控制器连接电机驱动器、霍尔传感器和上位机,并通过 RS232 协议与电机驱动器通信,波特率设为 9 600 b/s。利用霍尔传感器提供的实时速度信息,通过 PID 控制器进行电机转速的闭环控制,以增强底盘运动的灵活性和稳定性。为保证运动安全,若电机驱动器温度超过保护设定,下层控制器会限制输出并逐渐停止机器人行驶。

上位机为 PC 控制器(LENOVO_LEGION_R7000P 型),搭载 Ubuntu 20.04 和机器人操作系统(Robot operating system, ROS),负责建图、定位和传感器通信。PC 控制器通过 USB 与 Arduino 控制板连接,实现对移动机器人行走速度的控制,利用霍尔传感器的速度数据及三维激光雷达和惯性测量单元的距离信息,结合运动学解算和 PID 控制,实现机器人的精确移动和避障。

1.1.3 驱动模块

机器人履带底盘主动轮配备 2 台 400 W 直流无刷伺服电机(TD86BL105-430-6 型)和 1∶40 齿轮箱,确保充足动力。采用差速驱动,实现定点转向。驱动模块结合橡胶轮和独立悬架设计,提升离地间隙和地面适应性,最大爬坡角度可达 30°,离地最小

间隙为 135 mm，适合温室内不同地面灵活移动。

1.1.4　电源模块

机器人电源模块采用 48 V 三元锂电池，容量为 100 A·h，具备稳压模块和功率显示模块。最大续航可达 10 h，电池电压低于 44 V 时，机器人下层控制器会自动报警。

1.2　导航软件系统设计

温室芦笋采收机器人整体软件系统基于 Ubuntu 20.04 进行设计，如图 3 所示，包括应用层、算法层和驱动层。应用层负责发布芦笋温室环境地图构建、运动控制和设定导航目标点的任务指令，其中最重要部分是基于 ROS 的算法层。ROS 提供了高效的多传感器数据集成框架，激光雷达和 IMU 数据通过 ROS 系统节点实现实时采集、融合及处理。ROS 的 move_base 功能包则被用于路径规划与导航，实现机器人行走路径的动态规划和实时避障，为机器人导航任务提供了灵活的适配能力和扩展性。驱动层则负责温室芦笋采收机器人导航的运动控制，通过 RS232 通信实现与温室芦笋采收机器人下层控制器之间的数据接收与发布，进而保证机器人精准移动。

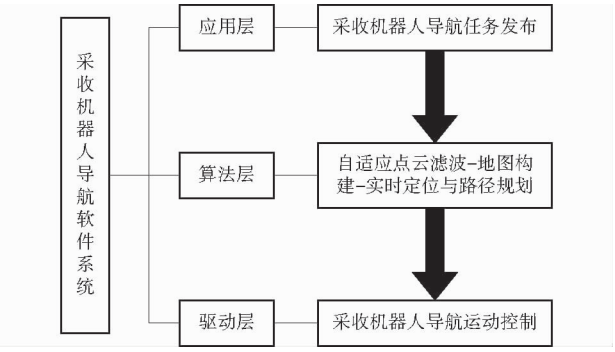


图 3　温室芦笋采收机器人导航软件系统框图

Fig. 3　Navigation software system diagram for greenhouse asparagus harvesting robot

2　导航功能实现原理

2.1　环境地图构建

温室芦笋采收机器人在自主行走时需避免碰撞垄沟损害作物。然而，地面的不平整性常导致机器人车轮出现侧滑，从而引发单一传感器的实时定位偏差。传统二维 SLAM 算法，如 Gmapping[20] 和 Cartographer[21]，构建的地图因此可能出现严重失真。

为解决该问题，本研究引入自适应预处理技术优化点云数据。优化后点云数据输入 Cartographer 算法，作为 SLAM 建图的解决方案。该建图流程包括自适应点云预处理、位姿估计、扫描匹配、回环检测和后端优化，旨在提升地图构建的准确性和可靠性，确保机器人在复杂环境中的稳定自主导航，其原理图见图 4。

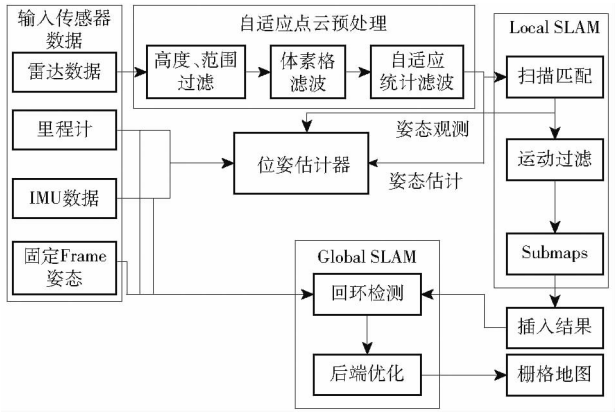


图 4　自适应点云预处理建图算法原理图

Fig. 4　Schematic of adaptive point cloud preprocessing building algorithm

2.1.1　多线激光雷达自适应点云预处理与融合

在芦笋温室环境中，激光雷达扫描时常将自然生长的芦笋枝叶误判为道路障碍物，影响环境地图构建，传统滤波方法难以消除枝叶遮挡对地图构建的干扰。为解决该问题，引入一种基于自适应点云滤波的处理方法，通过动态调整统计滤波器参数，实现枝叶噪声自动消除。

传统三维点云滤波器参数固定，难以适应动态复杂场景下的建图需求，因此提出一种实时监测点云密度和噪声水平以实现滤波参数动态调整的统计滤波器。通过调整统计滤波器的 K 近邻点数量和标准差阈值，动态适应不同区域的点云密度，有效减少芦笋枝叶自然生长或其他噪声的干扰。

统计滤波器主要用于去除离群点，关键参数包括 K 近邻点数量和标准差阈值。为适应不同噪声水平，根据点云密度动态调整这些参数，以确保滤波器在多变环境中有效去除芦笋枝叶等动态噪声。

针对散乱无序的点云数据，获取点及其邻域的特征信息通常较困难，因此常采用空间索引方法表征邻域点的空间属性。KD 树是一种高效组织 K 维空间点的二叉树数据结构，通过递归划分空间为超矩形区域，实现如最近邻搜索（KNN）和范围搜索等快速多维搜索操作。

统计滤波可构建 KD 树作为识别领域点的数据结构，加快计算速度，提高数据精度和可靠性。设点云集合为

$$P = \{p_i(x_i, y_i, z_i) \mid i = 1, 2, \cdots, N\} \tag{1}$$

式中　P——芦笋垄间点云数据

p_i——某一个点云数据

N——点云数量

自适应统计滤波器步骤如下：

点云密度(density)是点云中每单位体积的点数,计算式为

$$M_{\text{density}} = \frac{N}{V} \tag{2}$$

式中 V——点云体积

将芦笋垄间点云数据填入 KD 树数据结构中。对点云集合中所有点进行统计分析,计算点与其 K 近邻点平均距离,计算式为

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2 + (z_i - z_i')^2} \tag{3}$$

其中 $$\bar{d}_i = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} d_i$$

式中 d_i——点p_i与其邻域内某点距离

$\bar{d}_i$——点p_i与其领域内点平均距离

(x_i', y_i', z_i')——p_i的 KNN 邻域内任意一点坐标

设置标准差阈值 L_s为

$$L_s = s_1 M_{\text{density}} + s_2 \tag{4}$$

式中 s_1——标准差阈值函数权重

s_2——标准差阈值常数偏移

L_s与点云密度受 s_1的影响。当点云密度较高时,点之间的平均距离可能较小,这可能会导致对离群点的敏感度降低,L_s应增大以避免错误地剔除正常点。反之,当点云密度较低时,L_s应减小以更严格地识别离群点。s_2是一个常数偏移,用于在密度为零时的基线 L_s值。当 $\bar{d}_i > L_s$时,该点被标记为离群点,并将其剔除。遍历点云中所有点,完成点云统计滤波。

统计滤波器根据点云密度和噪声水平进行动态调整 K 近邻点数量(MeanK),以提高滤波效果和减少芦笋枝叶对环境地图构建的影响,计算式为

$$N_{\text{MeanK}} = \frac{k_1}{M_{\text{density}}} + k_2 \tag{5}$$

式中 k_1——K 近邻点数量函数权重

k_2——K 近邻点数量常数偏移

式中 k_1影响 K 近邻点数量与点云密度的关系。当点云密度较高时,可以减小 K 近邻点数量以提高处理效率,即使是较少的 K 近邻点数量,在高密度区域也足以提供可靠的局部信息。反之,当点云密度较低时,可以增加 N_{MeanK}以包含更多的邻域点,从而提高滤波效果,k_2是一个常数偏移,用于在密度为零时的基线 MeanK 值。

如图 5 所示,机器人采用的多线激光雷达自适应点云处理融合算法首先获取每帧点云数据的三维坐标信息。通过设定高度和范围阈值,该算法过滤掉超出这些阈值的点云数据,仅保留阈值范围内的有效数据。接着,对这些保留的数据进行自适应点云处理,滤除由芦笋枝叶引起的噪点,从而提高点云数据质量。这一处理步骤能够快速有效地消除枝叶对环境地图构建的干扰,确保后续地图构建和导航过程中能依赖精准稳定的环境特征信息。

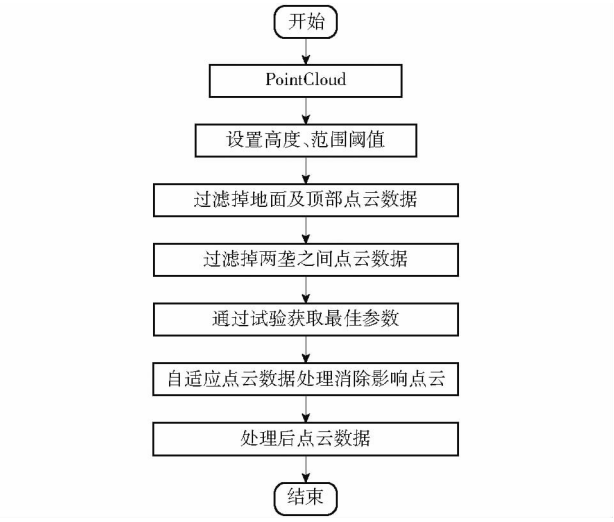


图 5 自适应点云处理融合流程图

Fig. 5 Adaptive point cloud processing fusion flowchart

2.1.2 扫描匹配

Cartographer 算法先使用 CSM(相关性扫描匹配)进行粗匹配,随后使用 Ceres 进行精匹配,并使用分支定界的方法来加速。CSM 需找到机器人位姿的后验概率分布 $p(x_i \mid x_{i-1}, u, m, z)$,使用贝叶斯公式得到

$$p(x_i \mid x_{i-1}, u, m, z) \propto p(x_i \mid x_{i-1}, u) * p(z \mid x_i, m) \tag{6}$$

雷达观测数据z_i包含很多激光点数据,假设完全独立,可得

$$p(z_t \mid x_t, m_{t-1}) = \prod_i p(z_t^i \mid x_t, m_{t-1}) \propto \sum_i \lg p(z_t^i \mid x_t, m_{t-1}) \tag{7}$$

Ceres 扫描匹配器优化包含 3 个残差项:点云与栅格的匹配残差、位置(平移)残差和角度(旋转)残差。其中,位置和角度残差用于约束匹配位姿,避免与初始值差异过大,而点云匹配残差是扫描匹配的核心。

2.1.3 回环检测和后端优化

回环检测是指在自主行走系统中寻找当前观测区域与已探索区域的相似性,以减少定位和地图构建误差。Cartographer 算法通过特征匹配或扫描匹配方法,在后端搜索当前子图与已处理子图的相似性,检测回环。一旦检测到回环,则在位姿图中添加边,表明当前子图与历史子图的关联。

后端优化主要负责全局地图优化、回环检测和地图更新。其优化过程基于子图之间的相对变化,

通过最小化误差函数调整节点和子图的位姿。误差函数可以包含里程计测量、IMU 数据、参考帧位姿和特征点观测等约束。Cartographer 后端优化借鉴稀疏位姿调整(SPA)算法思想，包括确定 2 个节点在全局坐标系下的相对位姿变化，利用雷达和 IMU 数据进行再次估算，并对差值进行最小二乘求解，生成增量以更新位姿。回环优化目标是将累积误差分散到所有节点，以实现系统整体误差最小化。

2.2　基于扩展卡尔曼滤波的 LiDAR/IMU 融合定位算法

由于轮式里程计的定位信息易受到环境、轮子打滑、传感器噪声等多种因素的影响，因此运用扩展卡尔曼滤波进行 LiDAR 与 IMU 信息融合，实现芦笋采收机器人非线性运动模型观测。该算法可以融合雷达和 IMU 数据，并处理采收机器人非线性的运动模型和观测模型。

机器人运动学模型如图 6 所示，通过两侧的轮速差进行差速运动，COM 表示质心，ICR 表示机器人运动旋转中心，机器人前向运动方向为 X 轴正方向(蓝色箭头)，与之垂直向左为 Y 轴正方向(橙色箭头)，Z 轴垂直于纸面向外，满足右手定则。

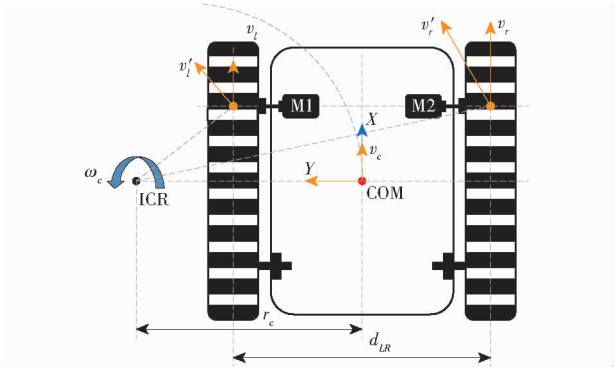


图 6　采收机器人运动学模型

Fig. 6　Kinematic model of harvesting robot

由于温室路面湿滑，驱动轮转速与底盘运动速度存在较大偏差，为了更准确地描述轮子打滑对状态估计的影响，在左右轮线速度公式中加入打滑系数 α_l 和 α_r，利用 IMU 提供的角速度和轮式里程计计算的角速度进行实时估算打滑系数 α_l 和 α_r。计算式为

$$r_c = \frac{v_c}{\omega_c} = \frac{(v_l + v_r)\,d_{LR}}{2(v_r - v_l)} \tag{8}$$

式中　v_l、v_r——左、右侧履带线速度

ω_c——机器人角速度

d_{LR}——履带间距

r_c——质心旋转半径

履带式底盘运动模型计算式为

$$\begin{bmatrix} v_c \\ \omega_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dfrac{v_r + v_l}{2} \\ \dfrac{v_r - v_l}{d_{LR}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 1/d_{LR} & -1/d_{LR} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$\begin{bmatrix} v_r \\ v_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_c + \dfrac{d_{LR}}{2}\omega_c \\ v_c - \dfrac{d_{LR}}{2}\omega_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \dfrac{d_{LR}}{2} \\ 1 & -\dfrac{d_{LR}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_c \\ \omega_c \end{bmatrix} \tag{10}$$

$$\begin{bmatrix} v_l' \\ v_r' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_l \\ \alpha_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_l & v_r \end{bmatrix} \tag{11}$$

式中　v_l'、v_r'——实际左、右侧履带线速度

当 IMU 与里程计测得的角速度差异显著时，说明打滑严重，打滑系数 α 会相应减小，反之则较大。这种动态调整能够在扩展卡尔曼滤波状态预测中反映轮子打滑的实际情况，确保模型对传感器的信任度动态变化。

扩展卡尔曼滤波算法分为状态预测和观测更新 2 部分[22]，利用前一时刻的最优估计来预测当前时刻状态，并结合当前观测值进行修正，从而得到当前时刻最优预测值。

基于扩展卡尔曼滤波的融合定位算法定位精度远优于轮式里程计，但传统的自适应蒙特卡洛定位算法(Adaptive Monte Carlo localization，AMCL)[23]在面对环境特征相似的环境时，由于激光雷达观测数据可能出现多个匹配对象，更新权值时容易发生混淆，可能导致粒子集的权重分布不准确，无法准确识别采收机器人当前位置。而 Cartographer 纯定位算法面对环境特征相似及比较规整的环境时，定位精度远优于自适应蒙特卡洛定位算法，为解决这些问题，通过将 Cartographer 纯定位算法替换自适应蒙特卡洛定位算法进行导航。

新融合定位算法工作原理图见图 7。IMU 和 LiDAR 获取到预测的位姿和更新的观测值，使用扩展卡尔曼滤波进行数据融合，通过 Cartographer 纯定位算法得到采收机器人的精准位姿，重定位实时监测获得的位姿是否精确。

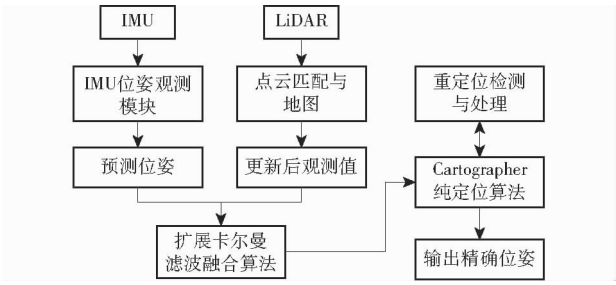


图 7　基于扩展卡尔曼滤波的融合定位算法工作原理图

Fig. 7　Working principle diagram of fusion positioning algorithm based on extended Kalman filter

2.3 路径规划和导航

采收机器人路径规划和导航功能通过 ROS 系统中的 Move_base 功能包实现。该功能包提供了外部传感器数据、栅格地图以及内置的路径规划算法和代价地图插件,导航框架见图 8。Arduino 单片机主要负责温室芦笋采收机器人的底盘控制,包括接收上位机的运动指令,通过 RS232 通信协议与电机驱动器通信,从而控制底盘的行走与转向;并通过霍尔传感器反馈的速度信息,利用 PID 控制进行闭环速度调整,确保机器人在路径规划中的精确控制。路径规划和导航[24-25]分为 3 步:

(1)选择 Dijkstra 算法作为全局路径规划算法,以此确定最短导航路径。

(2)基于采收机器人最大最小速度、最大加速度的限制以及能否实时避障等约束,形成速度区间,对速度进行采样,利用评价函数选取最佳路径。

(3)利用激光雷达、惯性测量单元实时获取环境感知数据,生成代价地图实现实时避障。

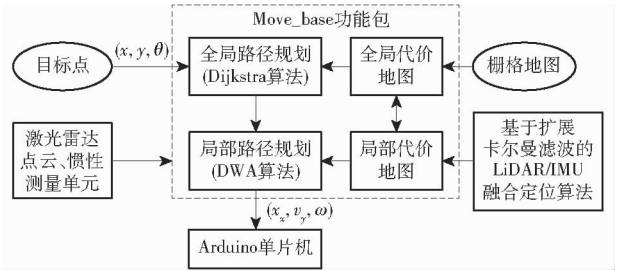


图 8 Move_base 导航框架

Fig. 8 Move_base navigation framework

3 性能测试试验

自主导航系统性能评价指标主要包括自适应点云滤波参数最佳值与 SLAM 建图准确度、系统定位精度和系统导航精度。参数最佳值是指处理后的点云信息与理想环境点云信息均方根误差最小;建图准确度是指栅格地图尺寸与实际场景尺寸的匹配程度;系统定位精度是指定位算法获取的位置信息与实际位置偏差;系统导航精度是指移动平台预设生成的路径与实际运动路径偏差。测试场景设置在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的芦笋温室。芦笋温室地面凹凸不平,与垄间环境特征相似。

3.1 自适应点云滤波参数确定

为确定适宜的自适应点云滤波参数,设计一组试验,根据试验结果计算均方根误差(RMSE)以获得滤波后点云与真实值间的误差来评估滤波效果。

芦笋温室基本尺寸见表 3,图 9a 为机器人工作环境的芦笋垄间信息。将1条垄修整为理想状态下

表 3 芦笋温室基本尺寸

Tab. 3 Basic dimensions of asparagus greenhouses

m

参数	数值
芦笋垄间距	0.7 ~ 0.8
芦笋垄长度	36
芦笋垄宽度	0.6 ~ 0.7
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



(a) 机器人工作环境的芦笋垄间信息 (b) 理想环境下的芦笋垄间信息

图 9 芦笋垄间信息

Fig. 9 Inter-row information for asparagus

的芦笋垄,如图 9b 所示,使用 VLP-16 型激光雷达采集基准点云数据,作为后续自适应点云处理试验参考数据。

使用不同滤波参数对点云数据进行处理,生成滤波后的点云数据,计算滤波后点云数据与参考数据之间的误差,计算式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(p_i - p_i^*)^2} \tag{12}$$

式中 n——点数量

p_i——滤波后点云密度,点/m^3

p_i^*——参考点云密度,点/m^3

单因素试验设计:k_1分别为 5、7.5、10、12.5、15,固定 $k_2=50$、$s_1=0.5$、$s_2=1.0$;k_2分别为 40、45、50、55、60,固定 $k_1=10$、$s_1=0.5$、$s_2=1.0$;s_1分别为 0.1、0.25、0.5、0.75、1.0,固定 $s_2=1.0$、$k_1=10$、$k_2=50$;s_2分别为 0.5、0.75、1.0、1.25、1.5,固定 $s_1=0.5$、$k_1=10$、$k_2=50$;每组试验重复 3 次。

由图 10a 可知,当 k_1为 7.5 时,与相邻 5.0、10.0 比较,RMSE 有显著性差异($P<0.05$),选择 k_1为 5.0、7.5、10.0 进行响应面分析。由图 10b 可知,当 k_2为 40 ~ 60 时,随着 k_2改变,RMSE 基本变化不大,且没有显著性差异($P>0.05$),因此,在响应面试验中直接选用影响最低的 40 进行后续研究。由图 10c 可知,当 s_1为 0.5 时,与相邻 0.25、0.75 比较,RMSE 有显著性差异($P<0.05$)。选择 s_1为 0.25、0.5、0.75 进行响应面分析。由图 10d 可知,当 s_2为 0.75 时,与相邻 0.5、1.0 比较,RMSE 有显著性差异($P<0.05$),选择 s_2为 0.5、0.75、1.0 进行

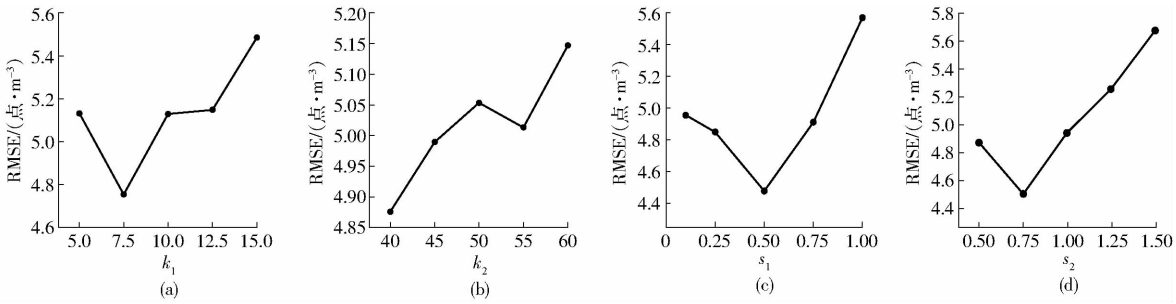


图 10　不同参数对 RMSE 的影响

Fig. 10　Effect of different parameters on RMSE

响应面分析。

根据单因素试验结果发现，k_1、s_1、s_2对 RMSE 影响较大，k_2对 RMSE 的影响无显著性差异，因此选择 k_1、s_1和 s_2 3 个因素开展 Box－Behnken 试验，因素编码见表 4，选择 k_2为 40。

表 4　Box－Behnken 中心组合设计因素和编码

Tab. 4　Factors and codes of Box－Behnken central combination design

编码	因素		
	k_1	s_1	s_2
－1	5.0	0.25	0.50
0	7.5	0.50	0.75
1	10.0	0.75	1.00

响应面试验设计：对各组 RMSE 最低水平与相邻水平进行组间比较，选择影响显著性因素，每个因素设置 3 个水平，以 RMSE 为响应值，根据 Box－Behnken 中心组合试验设计原理，应用 Design-Expert 软件处理数据，进行结果分析，模型验证得到 RMSE 最低的自适应点云处理最佳参数组合。

试验结果如表 5 所示，A、B、C 为因素编码值。由 Box－Behnken 分析得多元二次回归方程为

$$Y = 2.80 - 0.52A - 0.91B + 0.59C - 0.004AB + 0.008\,25AC - 0.39BC + 0.14A^2 + 0.55B^2 + 0.038C^2 \tag{13}$$

对数据进行方差分析，本试验模型决定系数R^2为 0.992 3，表明 RMSE 试验值与预测值之间具有良好的一致性。由表 6 可知，多元二次模型的 $P < 0.000\,1$，表明该回归模型具有极显著统计学意义，试验方法可靠；而失拟项的 $P = 0.241\,0$（$P > 0.05$），不显著，说明试验误差小。显著性检验结果显示，A、B、C、BC、B^2的影响为极显著（$P < 0.01$），表明 k_1、s_1、s_2对 RMSE 的影响都很大。

由图 11 可知，s_1增大使 RMSE 显著下降至最低点，随着 s_2增大，RMSE 逐渐下降随后变化不大。等高线呈椭圆状，显示 s_1和 s_2之间存在强烈的交互作用；并且 s_1轴方向的等高线比 s_2轴的更聚集，表明 s_1对 RMSE 的影响大于 s_2。图 11b 中 s_1曲面下弯幅度

表 5　Box－Behnken 试验设计与结果

Tab. 5　Box－Behnken test design and results

编号	因素			RMSE/(点·m⁻³)
	A	B	C	
1	0	－1	1	5.383
2	－1	0	－1	2.986
3	1	1	0	2.065
4	－1	1	0	3.152
5	1	0	1	2.977
6	－1	0	1	3.977
7	0	1	－1	2.158
8	0	0	0	2.910
9	1	0	－1	1.953
10	0	1	1	2.721
11	0	0	0	2.787
12	0	0	0	2.787
13	0	0	0	2.858
14	0	0	0	2.642
15	1	－1	0	3.828
16	0	－1	－1	3.277
17	－1	－1	0	4.899

表 6　回归方程方差分析

Tab. 6　Analysis of variance for regression equations

来源	平方和	自由度	均方	F	P
模型	13.60	9	1.51	100.42	$<0.000\,1$ **
A	2.20	1	2.20	145.94	$<0.000\,1$ **
B	6.64	1	6.64	411.67	$<0.000\,1$ **
C	2.74	1	2.74	182.29	$<0.000\,1$ **
AB	6.4×10^{-5}	1	6.4×10^{-5}	4.254×10^{-3}	0.949 8
AC	2.723×10^{-4}	1	2.723×10^{-4}	0.018	0.896 8
BC	0.60	1	0.60	39.56	0.000 4 **
A^2	0.081	1	0.081	5.40	0.053 2
B^2	1.28	1	1.28	84.77	$<0.000\,1$ **
C^2	5.953×10^{-3}	1	5.953×10^{-3}	0.40	0.549 3
残差	0.11	7	0.015		
失拟项	0.065	3	0.022	2.12	0.241 0
纯误差	0.041	4	0.010		
总离差	13.70	16			

注：** 表示差异极显著（$P<0.01$）。

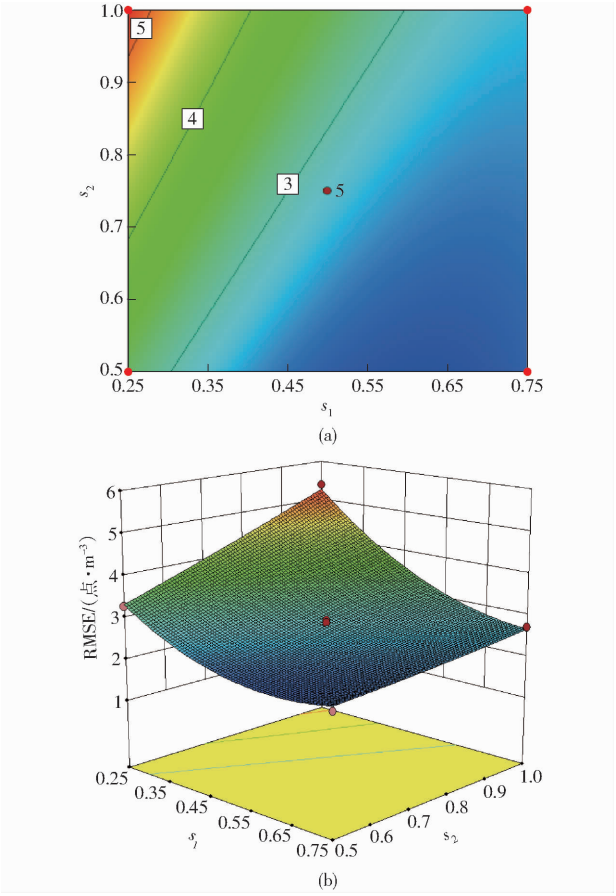


图 11 各参数交互作用对 RMSE 的影响(k_1 = 7.5)

Fig. 11 Effect of parameter interactions on RMSE

大于 s_2,再次证明 s_1 对 RMSE 的影响程度大于 s_2。

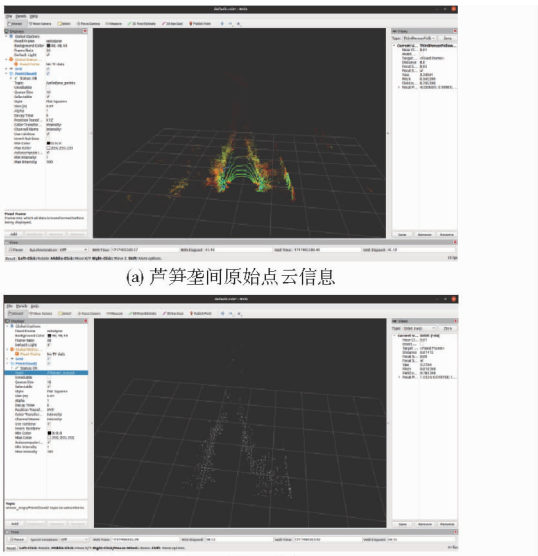
取 k_2 = 40,通过响应面分析软件 Design-Expert 分析得出 RMSE 的最佳参数组合为 k_1 = 6.912、s_1 = 0.334、s_2 = 0.918,在此参数组合下预测 RMSE 为 4.355 点/m^3。在此条件下进行 3 次平行试验,得 RMSE 平均值为 4.265 点/m^3,表明此模型可靠可行,可以较好地反映 RMSE 的影响参数。

3.2 芦笋温室地图精度对比试验

通过响应面法确定了自适应点云处理的最佳参数组合,从而为点云处理提供了可靠的优化依据。该方法不仅提高了试验的系统性,也为实际应用中的点云处理提供了理论支持。在温室中,能够有效应对复杂的环境变化,提高建图鲁棒性。

将得到的最佳参数组合输入自适应点云处理中,进行实地点云处理试验并进行建图试验。芦笋垄间点云信息如图 12 所示。

通过遥控器控制机器人在芦笋垄间以速度 0.30 m/s 直行,并收集激光点云和运动信息,分别采用 Gmapping、Cartographer 和自适应点云处理后的 Cartographer 算法建图。构建的环境地图如图 13 所示,在可视化机器人系统(Robot visualization,RVIZ)中,与实测数据进行对比,得到 3 种建图算法的绝对

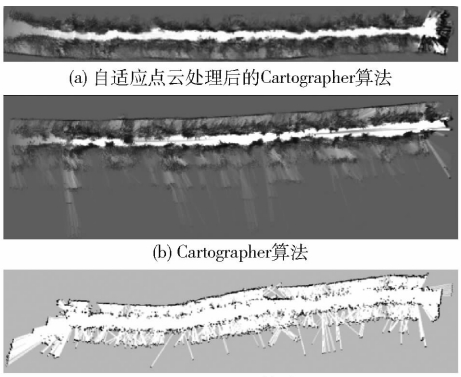


(a) 芦笋垄间原始点云信息

(b) 处理后点云信息

图 12 芦笋垄间点云信息

Fig. 12 Point cloud information between asparagus ridges



(a) 自适应点云处理后的Cartographer算法

(b) Cartographer算法

(c) Gmapping算法

图 13 不同 SLAM 建图方案建图对比

Fig. 13 Comparison of different types of SLAM map building schemes for map building

误差、相对误差和均方根误差。

芦笋温室凹凸不平的地面可能导致机器人履带打滑,使得依赖里程计的传统 SLAM 建图算法失真严重。同时,行间相似的环境特征也对传统 SLAM 算法构成挑战,导致建图失败。3 种算法构建的地图见图 13,Gmapping 和 Cartographer 创建的地图失真严重、噪点很多,并且 Cartographer 创建的地图能够明显看出将芦笋自然生长伸出的枝叶构建成了障碍物,严重影响后续的导航行走。

而自适应点云处理后的 Cartographer 能够实时根据点云密度消除芦笋枝叶遮挡道路产生的噪点,当点云密度较高时,点之间的平均距离较小,可能会导致对离群点的敏感度降低,增大标准差阈值以避免错误地剔除正常点。反之,当点云密度较低时,标准差阈值减小以更严格地识别离群点。创建的地图行间特征清晰,无芦笋自然生长伸出的枝叶构建成障碍物的现象。3 种算法建图精度见表 7,使用

表 7　不同算法建图精度

Tab. 7　Accuracy of algorithms for building maps

算法	垄长		前垄宽		后垄宽		中心垄宽		均方根
	绝对误差/m	相对误差/%	绝对误差/m	相对误差/%	绝对误差/m	相对误差/%	绝对误差/m	相对误差/%	误差/m
Gmapping	13. 104	36. 4	0. 082	12. 6	0. 050	8. 4	0. 049	7. 5	6. 552
Cartographer	3. 384	9. 4	0. 089	13. 8	0. 065	10. 8	0. 227	34. 9	1. 697
改进的 Cartographer	0. 036	0. 1	0. 023	3. 6	0. 056	9. 3	0. 007	1. 2	0. 035

Gmapping 算法构建的地图最大绝对误差、最大相对误差和均方根误差为 13. 104 m、36. 4% 和 6. 552 m，使用 Cartographer 算法构建的地图最大绝对误差、最大相对误差和均方根误差为 3. 384 m、34. 9% 和 1. 697 m，图测值与实测值间存在巨大偏差，无法用于定位和导航；而使用自适应点云处理后的 Cartographer 算法构建的地图最大绝对误差、最大相对误差和均方根误差可以降至 0. 056 m、9. 3% 和 0. 035 m，误差低于前 2 种建图算法。

综上所述，自适应点云处理 Cartographer 算法在建图精度和效率上显著优于传统建图方案，能够在相对复杂化的环境下构建出准确度更高的地图。

3.3　自主导航系统定位精度测试试验与分析

自主行走系统的精确导航，需要高精度的定位算法[26]，试验采用扩展卡尔曼滤波器融合雷达和 IMU 获取机器人位姿信息，使用 Cartographer 纯定位算法进行定位，与 AMCL 定位算法进行对比，并绘制定位分布图，见图 14。$x-y$ 坐标系为机器人起始位置，机器人运动方向延 y 轴前进，在每隔 5 m 的位置测取机器人真实位置(x,y)，同时通过定位算法获取位置(x',y')。评价定位算法的精度以移动平台在 x、y 方向偏差为准，l_x、l_y 分别为 x、y 方向偏差，计算式为

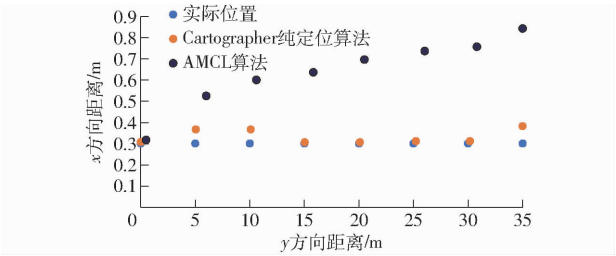


图 14　不同算法定位分布图

Fig. 14　Distribution of different algorithms for positioning

$$l_x = x' - x \tag{14}$$

$$l_y = y' - y \tag{15}$$

由图 14 可看出，传统定位算法发散过于严重，而采用基于扩展卡尔曼滤波器融合雷达和 IMU 信息的 Cartographer 纯定位算法定位近乎收敛于实际位置，Cartographer 纯定位算法面对较为规整且较为相似的地形可以提供稳定的定位信息，对比传统定位算法有了明显改善，通过分布图可以明显看到 AMCL 算法估计的机器人位姿与真实位姿存在一定差异，而 Cartographer 纯定位算法获取的位姿和真实位姿近乎重合。定位精度偏差见表 8，Cartographer 纯定位算法 x 方向和 y 方向定位平均偏差分别为

表 8　定位算法不同位置定位偏差

Tab. 8　Positioning deviations for different positions of positioning algorithm　　m

算法	x 方向偏差				y 方向偏差			
	平均偏差	最大值	最小值	标准差	平均偏差	最大值	最小值	标准差
AMCL	0. 652	1. 212	0. 021	0. 683	0. 313	0. 543	0. 016	0. 357
Cartographer 纯定位	0. 145	0. 196	0. 002	0. 143	0. 031	0. 082	0. 001	0. 025

0. 145、0. 031 m，最大偏差为 0. 196、0. 082 m，和 AMCL 算法相比，该算法提高了定位精度，解决了 AMCL 算法在较为相似的温室环境位置估计易失真的问题，通过扩展卡尔曼滤波器融合雷达和 IMU 的 Cartographer 纯定位算法使其在环境多变的温室内适应性更好，不存在累计误差，定位精度满足自主行走系统的导航要求。

3.4　自主导航系统导航精度测试

在定位算法试验场地设置行间道路中心线为机器人导航系统目标导航路径，并在规划路径上每隔 5 m 设置 1 个姿态采样点，机器人导航系统从起始点分别以速度 0. 10、0. 20、0. 30 m/s 按照预设路径经过行间和转弯口目标点，完成自主导航。每到达一目标点停留 20 s，以不同速度在温室不同位置获取机器人导航偏差，作为评价机器人导航精度指标，主要包括横向偏差、纵向偏差和航向偏差（机器人正方向与 Y 间夹角）。

机器人导航精度测量示意图见图 15，设置初始位置为坐标系原点，机器人预设前进方向为 Y 轴，正右方设置 X 轴建立直角坐标系。以两轮轴

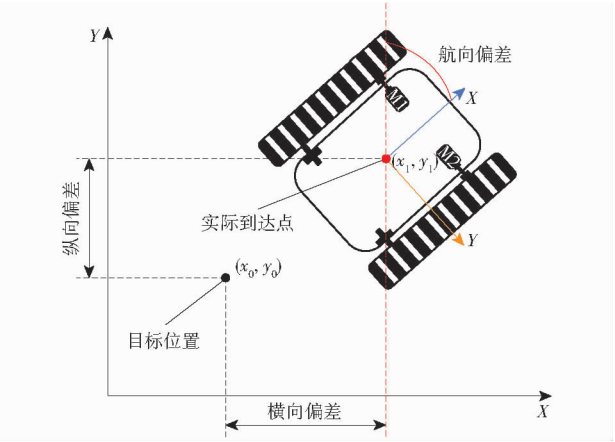


图 15 机器人导航精度测量示意图

Fig. 15 Schematic of robot navigation accuracy measurement

中心点作为测量基准点,将机器人导航至目标位置的坐标设置为(x_0, y_0),移动平台行驶至目标位置,获取基准点位置(x_1, y_1),则横向、纵向偏差 X、Y 为

$$X = |x_1 - x_0| \tag{16}$$

$$Y = |y_1 - y_0| \tag{17}$$

试验结果见表 9,总体上,横向平均偏差、纵向平均偏差及航向平均偏差不大于 0.082 m、0.091 m 和 7.562°,横向偏差标准差、纵向偏差标准差及航向偏差标准差不大于 0.078 m、0.092 m 和 6.561°,纵向偏差和航角偏差随着速度的增加而增加,这是因为速度增加后,机器人需要更快速地进行路径调整,但响应时间变短,导致在路径跟踪中的控制难度提升,系统的方向调整精度降低,从而导致航向偏差增大,横向偏差在不同速度下有所变化,但整体上趋于稳定。试验结果表明自主导航系统在 3 种不同速度下均可完成自主导航,安全到达终点,实际导航路线与目标路线之间虽有偏差但未发生严重偏离。

表 9 导航精度试验结果

Tab. 9 Navigation accuracy test results

速度/	横向偏差/m				纵向偏差/m				航向偏差/(°)			
(m·s^{-1})	平均偏差	最大值	最小值	标准差	平均偏差	最大值	最小值	标准差	平均偏差	最大值	最小值	标准差
0.10	0.045	0.156	0.001	0.047	0.058	0.146	0.001	0.061	5.697	11.249	0.176	4.649
0.20	0.067	0.209	0.001	0.069	0.078	0.179	0.003	0.083	6.258	18.564	0.245	5.078
0.30	0.082	0.256	0.002	0.078	0.091	0.225	0.004	0.092	7.562	20.261	0.155	6.561

该系统在较为平坦的温室环境下可以实现高精度的自主导航,有效应对温室内作物自然生长遮挡道路、行间特征相似及车轮侧滑问题。在当前最高测试速度 0.30 m/s 下,系统运行表现稳定,符合温室内芦笋采收的导航需求。未来研究将进一步探索更高速度下的导航性能优化,以期提升系统对复杂地形的适应性。针对传统路径规划算法面对复杂温室环境计算量高且易陷入局部最优的问题,改进 Dijkstra 算法的启发函数,为启发函数增加权重系数,融合 DWA 算法,引入贝塞尔曲线概念实现运动路径平滑化,以此提高算法运行速度,降低平台计算量,最终实现自主导航系统在温室内运动更加流畅和平滑。

4 结论

(1)自适应点云滤波处理响应面优化后最佳参数组合为 $k_1 = 6.912$、$s_1 = 0.334$、$s_2 = 0.918$,此参数组合下 RMSE 为 4.265 点/m^3,与模型预测值 4.355 点/m^3 接近。

(2)自主导航系统在芦笋温室使用 Gmapping、Cartographer 和自适应点云处理后的 Cartographer 算法构建的环境地图最大尺寸误差为 13.104、3.384、0.056 m,均方根误差为 6.552、1.697、0.035 m,自适应点云处理后的 Cartographer 算法建图精度优于传统建图算法。

(3)扩展卡尔曼滤波定位融合雷达和 IMU 的 Cartographer 纯定位算法 x 轴和 y 轴定位平均偏差分别为 0.145 m 和 0.031 m,最大偏差为 0.196 m 和 0.082 m,优于 AMCL 定位算法,改进后的算法在复杂且相似度较高的温室内依旧保持较高定位精度,为自主导航系统实现实时定位提供了较好位置估计。

(4)自主行走系统分别以速度 0.10、0.20、0.30 m/s 运行时,横向平均偏差、纵向平均偏差及航向平均偏差不大于 0.082 m、0.091 m 和 7.562°,横向偏差标准差、纵向偏差标准差及航向偏差标准差不大于 0.078 m、0.092 m 和 6.561°,导航精度满足自主行走系统在温室行间平稳直行的需求。

参 考 文 献

[1] 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)

[2] 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)

[3] 齐飞,魏晓明,张跃峰. 中国设施园艺装备技术发展现状与未来研究方向[J]. 农业工程学报,2017,33(24):1 - 9.
QI Fei, WEI Xiaoming, ZHANG Yuefeng. Development status and future research emphase on greenhouse horticultural equipment and its relative technology in China[J]. Transactions of the CSAE,2017,33(24):1 - 9. (in Chinese)

[4] 郭世荣,孙锦,束胜,等. 国外设施园艺发展概况、特点及趋势分析[J]. 南京农业大学学报,2012,35(5):43 - 52.
GUO Shirong, SUN Jin, SHU Sheng, et al. General situations, charactics and trends of protected horticulture in foreign[J]. Journal of Nanjing Agricultural University,2012,35(5):43 - 52. (in Chinese)

[5] 刘霓红,蒋先平,程俊峰,等. 国外有机设施园艺现状及对中国设施农业可持续发展的启示[J]. 农业工程学报,2018,34(15):1 - 9.
LIU Nihong,JIANG Xianping,CHENG Junfeng,et al. Current situation of foreign organic greenhouse horticulture and its inspiration for sustainable development of Chinese protected agriculture[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(15):1 - 9. (in Chinese)

[6] 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)

[7] 谭晨佼,李轶林,王东飞,等. 农业机械自动导航技术研究进展[J]. 农机化研究,2020,42(5):7 - 14,32.
TAN Chenjiao, LI Yilin, WANG Dongfei, et al. Review on automatic navigation technology of agricultural machinery[J]. Journal of Agricultural Mechanisation Research,2020,42(5):7 - 14,32. (in Chinese)

[8] 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)

[9] MAHUMUDM S A, ABIDIN M S Z, MOHAMED Z, et al. Multi-objective path planner for an agricultural mobile robot in a virtual greenhouse environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 488 - 499.

[10] 贾士伟,李军民,邱权,等. 基于激光测距仪的温室机器人道路边缘检测与路径导航[J]. 农业工程学报,2015,31(13):39 - 45.
JIA Shiwei, LI Junmin, QIU Quan, et al. New corridor edge detection and navigation for greenhouse mobile robots based on laser scanner[J]. Transactions of the CSAE,2015,31(13):39 - 45. (in Chinese)

[11] CADENA C, CARLONE L, CARRILLO H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32(6): 1309 - 1332.

[12] 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)

[13] BALASO S D, ARIMA S, UEKA Y, et al. Development of a multi-operation system for intelligent greenhouses[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(4): 287 - 292.

[14] OBREGON D, ARNAU R, CAMPO-COSSIN M, et al. Precise positioning and heading for autonomous scouting robots in a harsh environment[C]// International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation, 2019: 82 - 96.

[15] TIWARI S, ZHENG Y, PATTINSON M, et al. Approach for autonomous robot navigation in greenhouse environment for integrated pest management[C]// 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). IEEE, 2020: 1286 - 1294.

[16] 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)

[17] 李天华,吴增昊,廉宪坤,等. 基于定向摄像头的大拱棚运输车视觉导航研究[J]. 农业机械学报,2018,49(增刊):8 - 13.
LI Tianhua, WU Zenghao, LIAN Xiankun, et al. Navigation line detection for greenhouse carrier vehicle based on fixed direction camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(Supp.):8 - 13. (in Chinese)

[18] 劳彩莲,李鹏,冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2021,52(1):14 - 22.
LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithms and dynamic window approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(1):14 - 22. (in Chinese)

[19] 张兆国,王一驰,李汉青,等. 液压控制履带自走式温室三七收获机设计与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(6):127 - 135,158.
ZHANG Zhaoguo, WANG Yichi, LI Hanqing, et al. Design and test of hydraulic control tracked self-propelled greenhouse *Panax notoginseng* harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(6):127 - 135,158. (in Chinese)

[20] 季宇寒,李寒,张漫,等.基于激光雷达的巡检机器人导航系统研究[J].农业机械学报,2018,49(2):14 - 21.
JI Yuhan, LI Han, ZHANG Man, et al. Navigation system for inspection robot based on LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(2):14 - 21. (in Chinese)
[21] 张亮,刘智宇,曹晶瑛,等.扫地机器人增强位姿融合的 Cartographer 算法及系统实现[J].软件学报,2020,31(9):2678 - 2690.
ZHANG Liang, LIU Zhiyu, CAO Jingying, et al. Cartographer algorithm and system implementation based on enhanced pose fusion for sweeping robot[J]. Journal of Software,2020,31(9):2678 - 2690. (in Chinese)
[22] 侯华,王曹,杨沛钊,等.基于改进的无迹卡尔曼滤波长基线定位算法研究[J].计算机应用与软件,2024,41(9):314 - 318,376.
HOU Hua, WANG Cao, YANG Peizhao, et al. Long baseline positioning algorithm based on improved untraced Kalman filter [J]. Computer Application and Software,2024,41(9):314 - 318,376. (in Chinese)
[23] 蒋林,李云飞,汤勃,等.基于语义物体尺寸链的改进自适应蒙特卡洛动态定位研究[J].机械工程学报,2024,60(15):49 - 59.
JIANG Lin, LI Yunfei, TANG Bo, et al. Dynamic localization research on improved AMCL based on the dimensional chain of semantic object[J]. Journal of Mechanical Engineering,2024,60(15):49 - 59. (in Chinese)
[24] 邢强,陈中,冷钊莹,等.基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J].中国电机工程学报,2020,40(2):534 - 550.
XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, et al. Route planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information[J]. Proceedings of the CSEE,2020,40(2):534 - 550. (in Chinese)
[25] 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.
[26] 齐泽中, 周俊, 叶子渭, 等. 单侧制动式转向履带底盘自主行走局部路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 52 - 59.
QI Zezhong, ZHOU Jun, YE Ziwei, et al. Local path planning method for autonomous walking of one-sided braking steering tracked chassis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 52 - 59. (in Chinese)

(上接第 127 页)

[14] XIA Y, HUANG W, FAN S, et al. Effect of fruit moving speed on online prediction of soluble solids content of apple using Vis/NIR diffuse transmission [J]. Journal of Food Process Engineering, 2018, 41(8): e12915.
[15] GRISANTI E, TOTSKA M, HUBER S, et al. Dynamic localized SNV, peak SNV, and partial peak SNV: novel standardization methods for preprocessing of spectroscopic data used in predictive modeling [J]. Journal of Spectroscopy, 2018, 2018: 1 - 14.
[16] JIANG W, LU C, ZHANG Y, et al. Moving-window-improved Monte Carlo uninformative variable elimination combining successive projections algorithm for near-infrared spectroscopy (NIRS) [J]. Journal of Spectroscopy, 2020, 2020: 1 - 12.
[17] RAHI S, MOBLI H, JAMSHIDI B, et al. Achieving a robust Vis/NIR model for microbial contamination detection of Persian leek by spectral analysis based on genetic, iPLS algorithms and VIP scores [J]. Postharvest Biology and Technology, 2021, 175: 111413.
[18] SUN Z, FAN J, WANG J, et al. Assessment of the human albumin in acid precipitation process using NIRS and multi-variable selection methods combined with SPA [J]. Journal of Molecular Structure, 2020, 1199: 126942.
[19] 刘燕德, 施宇, 蔡丽君, 等. 基于 CARS 算法的脐橙可溶性固形物近红外在线检测 [J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 138 - 144.
LIU Yande, SHI Yu, CAI Lijun, et al. Online NIR detection model optimization of soluble solids content in navel orange based on CARS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9):138 - 144. (in Chinese)
[20] GUO Z, ZOU Y, SUN C, et al. Nondestructive determination of edible quality and watercore degree of apples by portable vis/NIR transmittance system combined with CARS - CNN [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2024, 18(6): 4058 - 4073.