

高遮挡温室场景下芦笋喷药机器人融合定位方法研究

谭昊然^{1,2} 王志翀^{2,3} 张春风^{2,3} 付豪^{2,3} PAUL Weckler⁴
翟长远^{2,3} 陈立平^{2,3} 杨敏丽¹

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097;

3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 俄克拉荷马州立大学生物系统与农业工程系, 斯蒂尔沃特 74078)

摘要: 针对激光 SLAM 导航方案仍难以解决因作物冠层遮挡引发的定位误差逐步累积以及定位跳变等问题, 尤其是在芦笋作物温室环境中, 芦笋植株对传感器系统的遮挡使得机器人准确性受到严重影响。为解决这一问题, 本文提出了一种改进 Cartographer 算法和融合超声标签定位技术的设施喷药机器人自主导航方法。通过 IMU 预积分获得增量位移、速度和姿态估计, 引入滑动窗口优化策略, 优化当前及历史数据状态估计。基于动态触发机制完成导航路径录制实现自主导航作业。在设施芦笋环境中进行了实际场景机器人定位轨迹映射和导航作业验证, 试验结果表明, 在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 开展定位试验, 本文方法定位轨迹和真实轨迹之间的平均绝对位姿误差分别为 0.249、0.324、0.408 m, 与 Cartographer 方法相比, 平均定位误差降低 7.4%、34.5% 和 30.6%; 在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 进行导航作业, 机器人最大横向偏差为 5.3 cm, 当速度 0.6 m/s 时, 平均横向定位误差为 2.504 cm, 机器人定位和导航精度均满足设施喷药机器人自主操作要求, 为温室机器人自主作业提供了有效解决方案。

关键词: 移动机器人; 芦笋; 多传感器融合; 激光雷达; SLAM; 温室

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)10-0001-09

OSID:



Fusion Positioning Method of Asparagus Spraying Robot in High Occlusion Greenhouse Scene

TAN Haoran^{1,2} WANG Zhichong^{2,3} ZHANG Chunfeng^{2,3} FU Hao^{2,3} PAUL Weckler⁴
ZHAI Changyuan^{2,3} CHEN Liping^{2,3} YANG Minli¹

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Intelligent Equipment Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

4. Department of Biosystems and Agricultural Engineering, Oklahoma State University, Stillwater 74078, USA)

Abstract: Navigation solutions based on laser simultaneous localization and mapping (SLAM) struggle to overcome the progressive accumulation of positioning errors and localization jumps caused by crop canopy occlusion. This issue was particularly severe in asparagus greenhouse environments, where the occlusion from asparagus plants significantly compromised the robot's accuracy. To address this challenge, an autonomous navigation method for a facility spraying robot was proposed, which integrated an improved Cartographer algorithm with ultrasonic tag positioning technology. The method obtained incremental displacement, velocity, and attitude estimations through inertial measurement unit (IMU) pre-integration and introduced a sliding window optimization strategy to refine state estimations of both current and historical data. A dynamic trigger mechanism was utilized to complete the recording of the navigation path, enabling autonomous operation. Field experiments involving robot localization trajectory mapping and navigation tasks were conducted in a real-world asparagus greenhouse. The results indicated that

收稿日期: 2025-08-16 修回日期: 2025-09-14

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD2001100)、北京市农林科学院杰出科学家培育专项(JKZX202212)和国家社会科学基金重点项目(22AZD123)

作者简介: 谭昊然(1997—),男,博士生,主要从事农业机器人技术研究,E-mail: tanhr@cau.edu.cn

通信作者: 杨敏丽(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事机械化生产模式与机器系统研究,E-mail: qyang@cau.edu.cn

during positioning tests at speeds of 0.2 m/s, 0.4 m/s, and 0.6 m/s, the mean absolute pose errors between the proposed method's trajectory and the ground truth were 0.249 m, 0.324 m, and 0.408 m, respectively. Compared with the standard Cartographer method, these results represented a reduction in average positioning error by 7.4%, 34.5%, and 30.6%. During navigation tasks at the same speeds, the robot's maximum lateral deviation was 5.3 cm, and at 0.6 m/s, the average lateral positioning error was 2.504 cm. The positioning and navigation accuracy of the robot met the autonomous operational requirements for a facility spraying robot, providing an effective solution for autonomous operations in greenhouse environments.

Key words: mobile robots; asparagus; multi-sensor fusion; LiDAR; SLAM; greenhouse

0 引言

随着农业现代化的推进,高效、精准的病害管理系统显得尤为重要^[1-2]。传统的病害防治方法不仅劳动强度大,效率低,且易造成药剂浪费及环境污染^[3-4]。随着人工成本上涨,现有以人工作业为主的种植管理模式已成为制约芦笋生产发展的重要因素之一。因此,提高生产过程自动化和智能化水平,能够有效降低芦笋生产过程中的人力需求^[5]。

由于设施芦笋种植密度高、空间相对有限,通行道路狭窄且常被持续生长的作物枝叶覆盖,同时可通行区域通常为非硬化且坑洼不平的土质地面环境,直接影响机器人自主作业效率。因此,研究温室复杂环境下自主导航能力,具有重要意义^[6]。

由于设施环境的封闭性,卫星信号往往受到严重遮挡,因此,探寻一种不依赖于卫星导航感知与定位方法,对于温室环境中导航技术尤为重要^[7]。近年来,随着计算机技术和边缘计算设备的发展,越来越多传感器被应用于温室作业环境的感知与定位,包括超声波技术^[8]、超宽带(Ultra wide band, UWB)技术^[9]、激光雷达技术^[10]和机器视觉技术^[11-12]。然而,当工作环境中存在频繁遮挡、环境纹理或结构高度相似等条件时,依赖于机器人自身搭载的视觉或激光传感器进行定位 SLAM 技术,往往难以获得准确的定位信息。UWB 技术凭借高时间分辨率及卓越的抗多径效应能力,在视距通信条件下展现出较高的定位精度,并已广泛应用于室内高精度定位。

姚立健等^[13]提出了一种基于 UWB 无线定位的路径跟踪方法,采用加权最小二乘法求解超静定方程组,提高移动标签的定位精度。SUN 等^[14]针对高架草莓设施环境提出了一种激光视觉融合式导航系统,基于轮式里程计和视觉里程计采用扩展卡尔曼滤波器算法实现局部定位,同时,系统利用激光点云配准算法与自适应蒙特卡洛定位算法,完成全局定位。在自主行走系统中,采用 A* 算法进行全局路径规划,结合动态窗口算法实现局部路径规划,从而实现高效的自主导航。HUANG 等^[15]针对垄作草莓

小型温室设计了一种基于扩频声音的机器人定位系统,能够实现厘米级定位精度。ZHANG 等^[16]提出了一种基于基准标记和因子图的视觉定位方法,考虑机器人运动特点和变量之间的约束关系,实现了定位误差标准差低于 0.05 m。YAN 等^[17]设计了一种基于扩展卡尔曼滤波和 VIO 的松耦合实时定位与建图系统,利用多传感器融合和 Visual-IMU-Wheel 里程计方法实现了温室中精确位姿估计和稠密三维点云建图。然而,基于视觉 SLAM 的定位方式在良好光照条件下表现优异,但环境中高光照强度对视觉特征提取造成干扰,可能导致温室环境地图构建缺失和机器人位姿计算错误。

为了克服温室环境光照对机器人感知的影响,激光雷达以其高稳定性和高鲁棒性等优点,可用于全天候温室作业感知定位。张文翔等^[18]针对高架番茄温室提出了一种激光 SLAM 与 AprilTag 融合的自主导航系统,针对设施栽培垄道狭长、对称、重复等环境特点,提出了一种基于标签的定位校正方法,降低移动机器人的定位丢失概率。JIANG 等^[19]提出了一种基于 3D LiDAR 的 2D SLAM 方法,显著降低了对工业计算机性能的依赖。李晨阳等^[20]针对激光雷达运动畸变和误匹配问题提出了融合里程计信息的 Gmapping 建图算法,利用高频率里程计信息为每一个激光束匹配近似机器人位姿,以减少激光雷达运动畸变对地图构建产生的影响。HONG 等^[21]提出了一种无需分层耦合的 LiDAR 惯性里程计系统,通过闭环检测结合因子图提高定位性能,IMU 的引入用于减少移动和转弯引起的点云失真。ABANAY 等^[22]设计了一种基于 2D LiDAR 传感器实现自主导航的 AgriEco 机器人,能够在草莓温室中精准导航于作物行间,并可识别行端后自动切换至下一行作业。AGUIAR 等^[23]设计了一种 VineSLAM 算法,基于 3D LiDAR 提取点云和半平面特征绘制环境地图,使得机器人在对称的长葡萄园走廊中实现高精度定位。LONG 等^[24]提出了一种基于 UWB/IMU/ODOM/LiDAR 的组合定位系统,有效降低温室长距离作业里程计累积误差,并利用自

适应蒙特卡洛定位算法将 LiDAR 数据与构建的二维地图进行融合,以实现机器人全局定位。

尽管上述研究针对温室环境中地形特点、里程计累积误差以及温室结构缺失等问题提出了相应的改进方法,现有基于激光 SLAM 的导航方案仍难以有效应对因作物冠层遮挡引发的定位精度误差逐步积累以及定位跳变等问题,无法满足农业机器人作业对定位精度需求。本文提出一种改进的激光 SLAM 与超声标签融合的定位与导航方法,通过 IMU 预积分获得增量位移、速度和姿态估计,引入滑动窗口优化策略,优化当前及历史数据的状态估计,以提升设施环境下机器人定位精度与鲁棒性,实现温室自主行走喷药作业精确定位与导航。

1 材料与方 法

1.1 试验平台

设计的温室芦笋喷药机器人导航系统如图 1 所示,采用深圳煜禾森公司 MID-01 平台作为机器人底盘,外形尺寸为 1 070 mm × 700 mm × 345 mm。采用差速转向设计,实现原地旋转;采用克里斯蒂独立悬挂,最大负载能力为 100 kg,最大速度为 1 m/s,最大爬坡角度为 20°。感知模块由 3D 激光雷达、IMU、超声标签和编码器组成。RS-LiDAR-16 型三维激光雷达集成 16 个激光发射器组件,采集速度为 3×10^5 个/s,采集频率为 5 ~ 20 Hz,水平视角为 0° ~ 360°,分辨率为 0.1° ~ 0.4°;垂直视角为 0° ~ 30°,分辨率为 2°;测量范围为 0.2 ~ 100 m。AH200C 型 IMU 可实时测量机器人三维姿态,工作频率为 100 Hz。

Starter Set Super-MP-3D 型超声标签包含固定式标签、移动车载标签和调制解调器,根据超声波信号的传播延迟计算移动车载标签位置,位置计算输出频率为 8 Hz。控制模块采用 Jetson ORIN NX 作为上位机,搭载 Ubuntu 20.04 操作系统,并基于 ROS Noetic 完成温室移动机器人整体软件算法设计。通过 CAN 2.0B 标准协议连接机器人控制模块与底盘。

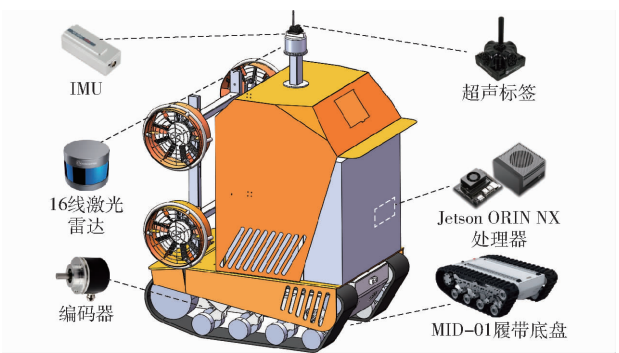


图 1 设施芦笋喷药机器人导航平台
Fig. 1 Facility asparagus spray robot navigation platform

1.2 导航系统

温室芦笋喷药机器人导航框架如图 2 所示。机器人通过三维激光雷达采集温室环境信息,基于激光雷达 SLAM 技术完成温室环境地图的构建。使用遥控器控制机器人移动录制机器人作业全局路径,将路径数据储存。基于预设路径、局部路径规划器和 RVIZ 可视化工具完成机器人目标设定和导航路径规划。

1.3 定位方法

机器人定位系统基于先验地图和 LiDAR、IMU、

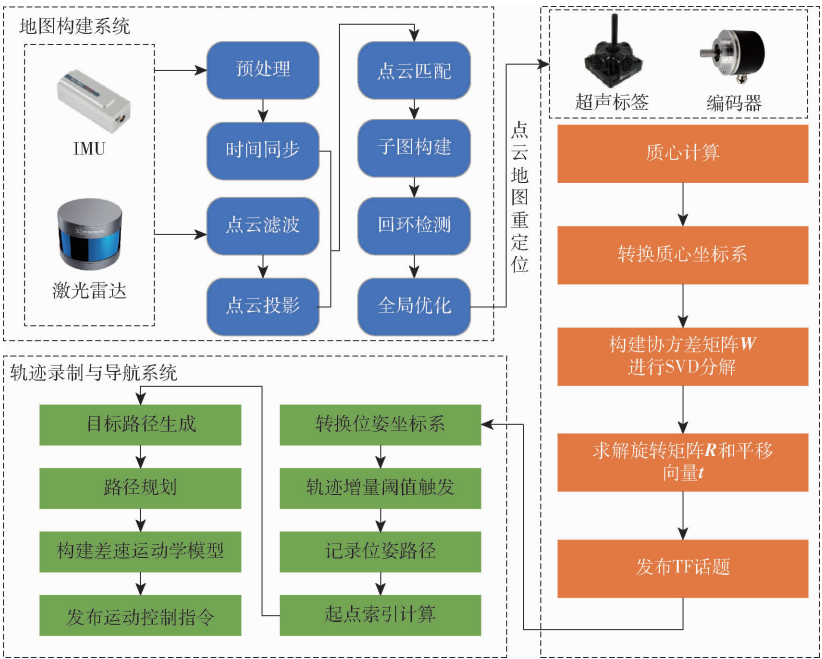


图 2 系统技术路线
Fig. 2 System technology roadmap

超声标签实现定位融合。机器人通过传感器获取的环境信息与机器人姿态信息不断匹配,进一步完成机器人在网格地图中实时定位。

1.3.1 IMU 预积分与激光雷达紧耦合

在温室环境中,机器人通常需要在复杂的作物布局中进行精确定位。IMU 数据高采样率使其能够提供连续的位姿变化信息,对于快速移动温

室机器人尤其重要。然而,IMU 数据在长时间集成过程中会积累漂移,导致定位精度下降。为解决这一问题,在 Cartographer 框架基础上增加 IMU 预积分模块,通过对 IMU 加速度计和陀螺仪数据进行积分,获得温室中机器人位移和旋转变化,从而实现精确运动估计。IMU 预积分过程如图 3 所示。

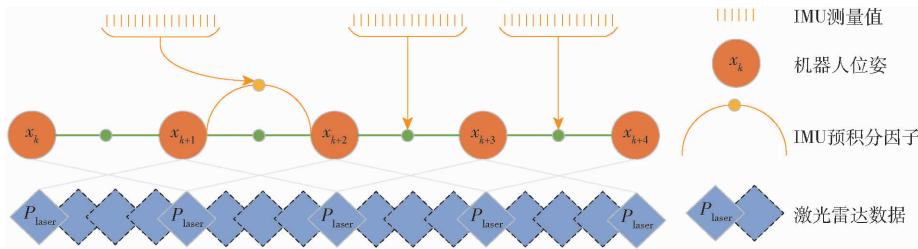


图 3 IMU 预积分过程

Fig. 3 IMU pre-integration process

通过积分加速度估算机器人速度和位置变化。假设在时间段 $[t_k, t_{k+1}]$ 内,机器人速度和位置发生了变化,使用 IMU 加速度和角速度积分估算增量。

速度增量为

$$\Delta v = \int_{t_k}^{t_{k+1}} a_k(t) dt \quad (1)$$

式中 $a_k(t)$ ——IMU 加速度

位置增量为

$$\Delta p = \int_{t_k}^{t_{k+1}} v_k(t) dt \quad (2)$$

式中 $v_k(t)$ ——基于加速度积分得到的机器人速度,通过定位系统提供的初始位置估计

通过在整个时间段内累积 IMU 加速度和角速度估算增量状态。IMU 预积分计算式为

$$\Delta x = F(a_k, \omega_k, \Delta t) \quad (3)$$

式中 F ——积分函数

ω_k ——IMU 角速度

Δt ——时间间隔

该预积分模型可估算在给定时间间隔内的增量状态变化。IMU 预积分使得 IMU 能够为定位系统提供初步的运动估计,尤其在温室芦笋场景中,激光雷达可能会因为作物特征遮挡或环境复杂性而面临暂时的感知困难。IMU 预积分提供的高频率运动信息能够在激光雷达数据不足时补充运动信息,并减少因激光雷达误匹配或遮挡引起的定位漂移。

为了最小化 IMU 预积分后的状态增量和激光雷达点云数据之间的误差,将 IMU 预积分后的数据与激光雷达点云数据进行紧耦合优化。假设在时间步 $[t_k, t_{k+1}]$ 内,IMU 状态增量为 Δx_{IMU} ,激光雷达点云数据为 P_{laser} ,则优化目标为最小化误差函数,即

$$\mathcal{L} = \sum_i 1 \| P_{\text{laser}}^{(i)} - f(\Delta x_{\text{IMU}}^{(i)}) \|^2 \quad (4)$$

式中 $f(\Delta x_{\text{IMU}}^{(i)})$ ——由 IMU 预积分增量估算出的机器人当前时刻位姿

$P_{\text{laser}}^{(i)}$ ——激光雷达在相同时刻环境点云数据

通过最小化误差函数,可得优化后机器人位姿状态,进一步提高系统定位精度。

1.3.2 基于滑动窗口的联合状态估计改进

为了进一步提高定位系统在温室芦笋场景中的表现,采用图优化方法通过构建因子图,将 IMU 与激光雷达数据结合,并通过最小化误差函数优化系统位姿估计。在温室环境中,由于作物遮挡和复杂光照条件,激光雷达数据匹配可能受到较大影响。IMU 则能够为系统提供连续动态变化信息,尤其在激光雷达受限时,IMU 能够提供重要的运动估计。

图优化方法通过优化节点(机器人位置、速度和姿态)与边(IMU 和激光雷达数据之间的约束)的关系,达到全局最优状态估计。IMU 数据提供了机器人在动态环境中的状态约束,而激光雷达则通过对环境特征(如温室中的植物和设施)进行匹配,提供空间约束。结合这两者,系统能够精确地优化机器人位姿,并有效消除误差,特别是在作物生长密集且布局复杂的温室中,IMU 与激光雷达的紧密融合确保了更高的定位精度。假设机器人状态 x_k 在时刻 k 包括位置 P_k 、速度 v_k 以及姿态 R_k 。因此,机器人状态向量可以表示为

$$x_k = \begin{bmatrix} P_k \\ v_k \\ R_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

对于每一个约束,通过定义误差函数度量当前状态估计与传感器数据的偏差。IMU 约束误差函数

可以表示为

$$e_{\text{IMU}} = x_{k+1} - x_k - \Delta x_{\text{IMU}} \quad (6)$$

激光雷达约束误差函数为

$$e_{\text{laser}} = f(x_{k+1}) - P_{\text{laser}} \quad (7)$$

式中 $f(x_{k+1})$ ——基于当前状态 x_{k+1} 计算的机器人预测位置

为了得到最优机器人位姿估计,需最小化所有约束误差函数平方和。总优化目标函数可表示为

$$\mathcal{L}(x) = \sum_i e_i^T C_i^{-1} e_i \quad (8)$$

式中 e_i ——第 i 个约束误差

C_i ——与约束相关的协方差矩阵,表示约束不确定性

通过最小化误差函数,系统能够优化机器人状态向量 x ,从而得到最优位姿估计。

为了提高计算效率,采用滑动窗口优化策略。通过仅在有限时间范围内考虑历史数据,从而减少优化计算量并提高实时性。在每个时刻 e_{IMU} ,滑动窗口中包含机器人在时刻 e_{IMU} 及其前 N 个时刻的状态 x_k 。优化目标函数为

$$\mathcal{L}(x_{k-N}, \dots, x_k) = \sum_{i=0}^N e_i^T C_i^{-1} e_i \quad (9)$$

通过这种方式,优化过程仅涉及当前时刻及其前 N 个时刻的数据,从而减少了计算复杂度。同时,这种方法确保了系统能够在变化环境中快速响应,并维持较高的定位精度。通过 IMU 预积分与图优化结合,在温室芦笋场景中显著提升了 Cartographer3D 算法鲁棒性和定位精度。通过紧耦合 IMU 和激光雷达数据,能够有效解决温室环境中定位漂移问题,确保机器人在复杂场景中稳定运行。

1.3.3 LiDAR 系统与超声标签融合

关于超声标签融合过程,参照文献[25],采用基于奇异值分解(SVD)算法的精细配准方法,将超声标签和激光雷达数据进行优化匹配。具体而言,基于先验点云地图和超声标签实现机器人重定位后,使用超声标签和编码器数据紧耦合的方式,基于改进的迭代最邻近法和 SVD 算法进行精细配准定位。此外,轮式里程计数据也被纳入融合系统,通过融合实时解算局部位置增量与当前航向角姿态,进一步提高了定位精度和系统鲁棒性。通过质心计算、转换质心坐标系、构建协方差矩阵进行 SVD 分解,求解超声标签与轮式里程计坐标系下的旋转矩阵和平移向量,最终完成位姿变换。超声标签提供的位置信息和激光 SLAM 生成的点云地图相结合,通过对两者数据配准和更新,使机器人能够更精确地定位并且避免由于遮挡或环境因素引起的误差

积累。

1.4 试验方案

自主行走系统性能评价指标主要包括定位精度和导航精度。系统定位精度是定位算法获取位置信息与实际位置偏差;系统导航精度是移动平台预设生成路径与实际运动路径偏差。测试场景设置在江苏省泰州市南京农业大学产学研基地芦笋日光温室,如图 4 所示。温室为塑料薄膜大棚,占地面积约 200 m²,南北方向种植 4 垄芦笋,垄长 38 m,垄宽 0.3 m,垄高 0.15 m,行间距 1.2 m,芦笋高度约 1.2 m,地面土壤条件较松软。



图 4 试验场景

Fig. 4 Experimental scene

1.4.1 芦笋温室狭长甬道定位精度试验

为验证本文提出的方法在不同速度下定位精度,设置机器人运动速度 0.2、0.4、0.6 m/s,控制机器人沿作物行运动,通过 ROSBag 工具记录传感器实时数据和算法定位输出结果,获取定位方法位姿输出轨迹。此外,采用 Cartographer 纯定位模式方法定位结果作为对照。参照文献[20]所选的定位评估设备评估机器人的定位精度,包含 8 个固定标签、1 个移动车载标签和 1 个定位路由,理论上提供精度可达 -2 ~ 2 cm。如图 5 所示,在试验场地中选取一个矩形区域放置 8 个定位标签,每 2 个标签之间间隔 8 m,固定在距地面 1.6 m 的支撑梁上。

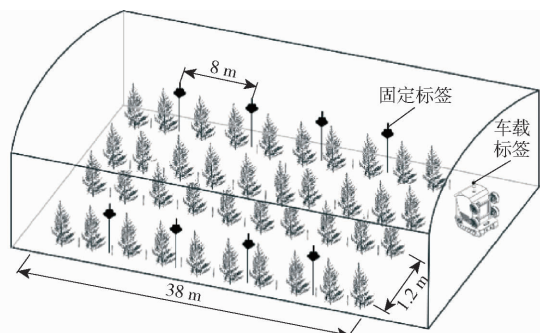


图 5 试验场景示意图

Fig. 5 Schematic of experimental scenario

1.4.2 芦笋温室导航性能试验

为验证本文提出的方法在不同速度下导航性能,设置机器人运动速度 0.2、0.4、0.6 m/s,在试验场地设置行间道路中心线为车载系统的目标导航路

径,车载系统从起始点按照预设路径经过行间和转弯口目标点,完成自主导航。使用沙漏和食用盐进行导航实际轨迹记录,根据沙痕与预设路线产生的导航偏差对导航性能进行评估。

2 试验结果与分析

2.1 定位试验

本文算法和 Cartographer 算法在不同速度下定位轨迹如图 6 所示。由图 6 可知,3 种速度下 2 种算法均可实现在芦笋设施环境内行间定位。然而,在速度 0.2、0.4 m/s 下, Cartographer 算法在拐弯处定位轨迹与真值轨迹产生了偏差;在速度 0.6 m/s 下,当机器人运动到作物行中段时, Cartographer 算法产生了定位偏移,表明激光雷达匹配产生误差,而本文提出的算法获取的位姿与真实位姿轨迹几乎重合,展现出更好的定位鲁棒性。

图 7 为本文算法与真实轨迹之间误差,其 RPE、均值、中位数、均方根误差以及标准差如表 1 所示。由图 7 和表 1 可知,在速度 0.2 m/s 下,本文定位算法平均定位误差为 0.249 m,最大定位误差为 1.223 m。而 Cartographer 算法最大定位误差为 4.054 m;在 0.4、0.6 m/s 条件下,本文算法平均定位误差为 0.324、0.408 m,与 Cartographer 算法相比定位误差均值分别降低 34.5% 和 30.6%。Cartographer 算法基于激光匹配自身的定位,存在误差累积与定位跳

变问题,在速度 0.6 m/s 时平均定位误差高达 0.588 m。改进方法对误差累积和环境不敏感,因此具有更高的定位精度。在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 下,本文算法误差均值、中位数、均方根、标准差均低于 Cartographer 算法,能够实现芦笋行间行走高精度定位,定位精度满足自主行走系统导航要求。

2.2 导航试验

图 8 为机器人作业速度 0.2、0.4、0.6 m/s 导航横向偏差。表 2、3 为轨迹误差。由图 8 可知,机器人在同一目标上的位置偏差随速度增加而增加。在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 下,机器人在 X 轴方向上的导航偏差均小于 5 cm,随着转弯进入行间过程,定位误差以降低的趋势震荡减小。当到达设置目标终点时,3 种速度下横向偏差均小于 6 cm。图 8d 为机器人行间横向偏差,行间横向偏差以震荡的形式增加后达到稳态。在速度 0.2、0.4 m/s 下,定位误差差异相对较小,整个导航过程定位误差均小于 4 cm。当机器人速度为 0.6 m/s 时,机器人横向偏差增速更快,在移动距离为 5 m 时达到最大值并在后续的过程中维持稳态。此外,在实际试验过程中,当机器人速度为 0.2、0.4 m/s 时,机器人始终平稳地到达所有目标点。然而,当机器人速度为 0.6 m/s 时,虽可快速接近目标终点,但不断调整目标点附近的姿态,直到到达目标终点。在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 移动下均可完成自主导航,安全到达终点,行间横向

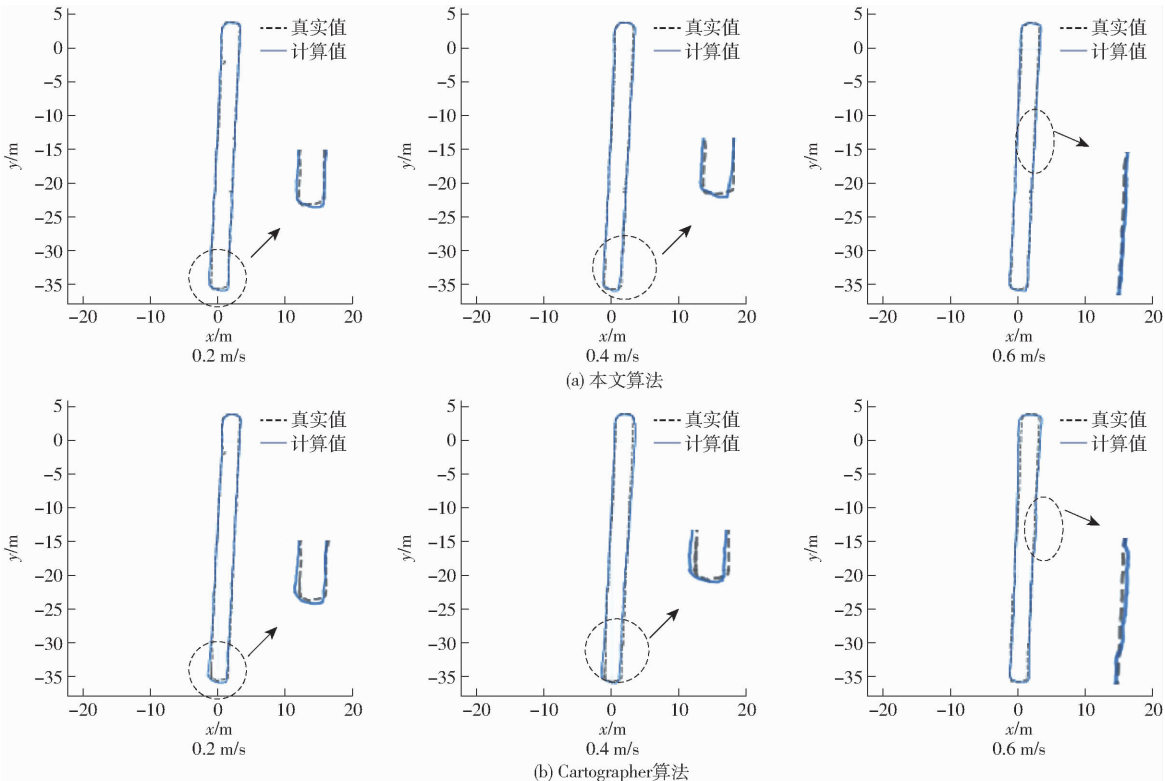


图 6 定位轨迹曲线

Fig. 6 Positioning trajectory curves

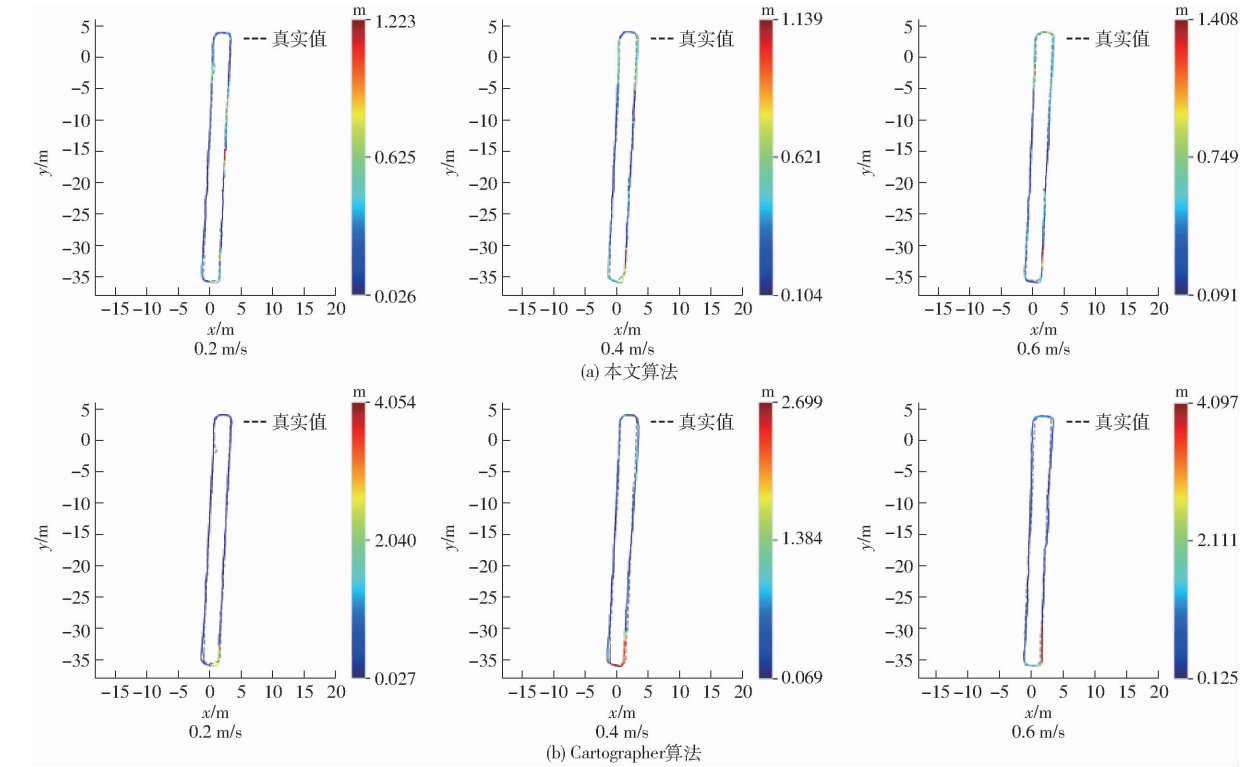


图 7 本文算法误差轨迹

Fig.7 Error trajectory of proposed algorithm

表 1 定位误差						
Tab.1 Position errors						
速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	算法	最大值	均值	中位数	均方根 误差	标准差
0.2	Cartographer	4.054	0.269	0.177	0.502	0.423
	本文	1.223	0.249	0.187	0.329	0.214
0.4	Cartographer	2.699	0.495	0.402	0.657	0.431
	本文	1.139	0.324	0.281	0.361	0.158
0.6	Cartographer	4.097	0.588	0.532	0.671	0.324
	本文	1.408	0.408	0.381	0.451	0.193

偏差平均偏差不超过 3 cm,融合超声标签后的导航方法对误差累积和环境不敏感,可实现精准入行和行间行走作业。

3 讨论

由于温室作物行的等距离分布,导致温室环境具有高度对称性,形成“走廊场景”。走廊问题是

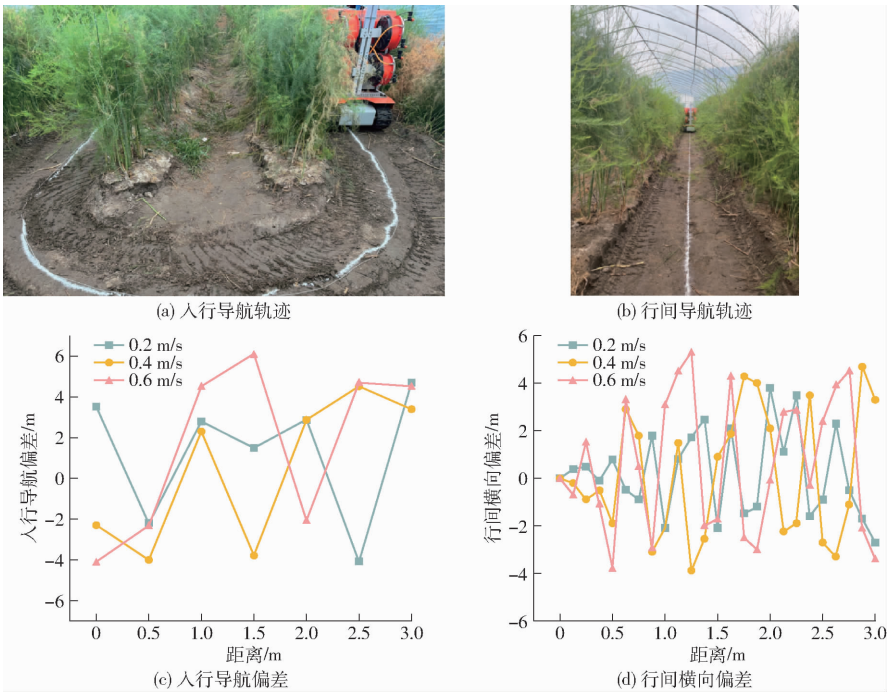


图 8 导航误差结果

Fig.8 Navigation error results

表 2 入行定位误差

Tab. 2 Entry positioning error						cm
速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	平均偏差	最大值	最小值	中位数	标准差	
0.2	3.100	4.7	1.5	2.9	1.097	
0.4	3.314	4.5	2.3	3.4	0.851	
0.6	4.043	6.1	2.1	4.5	1.408	

表 3 行间横向偏差

Tab. 3 Interline positioning error						cm
速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	平均偏差	最大值	最小值	中位数	标准差	
0.2	1.484	3.8	0.1	1.5	0.998	
0.4	2.288	4.7	0.2	2.2	1.285	
0.6	2.504	5.3	0.1	2.8	1.490	

SLAM 方法面临的关键问题之一。由于激光雷达探测结果相似,无法反映前进方向的实际位移,这可能会对 SLAM 方法带来前进方向上的定位失准问题。文献[25]提出了一种激光雷达与超声标签融合的定

位方法,并在草莓连栋温室场景下进行了性能验证,但未在典型高遮挡作物场景下验证作业效果。本文基于 Cartographer 框架加入 IMU 预积分与动态滑窗估计方法,通过融合超声标签以建立环境地图和定位机器人。对于温室典型长走廊影响 SLAM 定位跳变的问题上,从图 6 可知,Cartographer 算法在高度重复性结构场景下存在定位不准、跳变的情况,本文算法可以更好地克服这个问题,使定位更加鲁棒。解决了上述的复杂重复场景定位失准问题,从而提高了定位精度和鲁棒性。

3 种速度的试验结果均在相同位置产生最大定位误差,原因为:当机器人移动到该位置时,定位标签收到芦笋冠层遮挡产生了定位信号丢失。APE 计算结果受时间戳信息影响,因此产生了最大定位误差。使用 EVO 工具生成随时间变化的定位轨迹 APE 的均值、中位数、RMSE 及标准差,如图 9 所示。3 种速度试验下分别在 230、170、130 s 附近位置产生了最大定位误差,这一结果与图 9 显示的

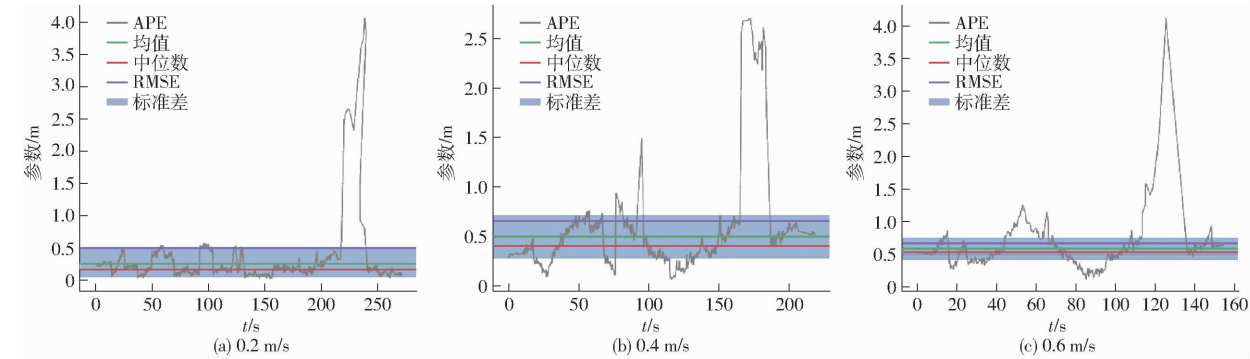


图 9 定位轨迹 APE 的均值、中位数、RMSE 及标准差

Fig. 9 Mean, median, RMSE, and standard deviation of APE trajectory positioning

最大误差轨迹相吻合。

4 结束语

提出了一种改进 Cartographer 算法和超声标签融合 SLAM 技术的设施芦笋喷药机器人自主导航算法。在实际芦笋温室中进行了实际定位映射轨迹和导航作业验证。在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 下与

Cartographer 算法相比,平均定位误差降低 7.4%、34.5% 和 30.6%。在速度 0.2、0.4、0.6 m/s 下导航作业,机器人最大横向偏差为 5.3 cm,在 0.6 m/s 速度下平均横向误差为 2.504 cm,表明在芦笋温室环境下能够满足定位与自主导航作业要求,为农业机器人自主作业提供有效方案,为温室智能农机装备的高效决策和安全运行提供了定位和自主导航基础。

参 考 文 献

[1] 翟长远,杨硕,王秀,等. 农机装备智能测控技术研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 1-20.
ZHAI Changyuan, YANG Shuo, WANG Xiu, et al. Status and prospect of intelligent measurement and control technology for agricultural equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 1-20. (in Chinese)

[2] QIAO Y, VALENTE J, SU D, et al. Editorial: AI, sensors and robotics in plant phenotyping and precision agriculture[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13:1064219.

[3] 兰玉彬,闫瑜,王宝聚,等. 智能施药机器人关键技术研究现状及发展趋势[J]. 农业工程学报, 2022, 38(20): 30-40.
LAN Yubin, YAN Yu, WANG Baoju, et al. Current status and future development of the key technologies for intelligent pesticide spraying robots[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(20): 30-40. (in Chinese)

[4] 窦汉杰,陈震宇,翟长远,等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 1-22.
DOU Hanjie, CHEN Zhenyu, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology for orchard

- intelligent equipment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 1–22. (in Chinese)
- [5] XIE B, JIN Y, FAHEEM M, et al. Research progress of autonomous navigation technology for multi-agricultural scenes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107963.
- [6] 陈明方, 黄良恩, 王森, 等. 移动机器人视觉里程计技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 1–20.
CHEN Mingfang, HUANG Liang'en, WANG Sen, et al. Survey of research on visual odometry technology for mobile robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 1–20. (in Chinese)
- [7] 沈跃, 张亚飞, 刘慧, 等. 农业装备自动控制技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 1–18.
SHEN Yue, ZHANG Yafei, LIU Hui, et al. Research review of agricultural equipment automatic control technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 1–18. (in Chinese)
- [8] CHEN X, WANG S, ZHANG B, et al. Multi-feature fusion tree trunk detection and orchard mobile robot localization using camera/ultrasonic sensors[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 91–108.
- [9] 解彬彬, 刘继展, 蔡连江, 等. 小地块履带农机 UWB 导航系统设计及其基站布置[J]. 农业工程学报, 2022, 38(7): 48–58.
XIE Binbin, LIU Jizhan, CAI Lianjiang, et al. Design of the UWB navigation system for tracked agricultural machinery in small land and analysis of base station layout[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(7): 48–58. (in Chinese)
- [10] 宋怀波, 段援朝, 李嵘, 等. 基于激光 SLAM 的牛场智能推翻草机器人自主导航系统[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 293–301.
SONG Huaibo, DUAN Yuanchao, LI Rong, et al. Autonomous navigation system for pasture intelligent overthrowing grass robot based on laser SLAM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 293–301. (in Chinese)
- [11] 刘慧, 郑鑫澎, 沈跃, 等. 基于改进 YOLOv5s 的苗圃内树苗及障碍物目标检测方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(22): 1–9.
LIU Hui, ZHENG Xinpeng, SHEN Yue, et al. Method for the target detection of seedlings and obstacles in nurseries using improved YOLOv5s[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(22): 136–144. (in Chinese)
- [12] 杨震宇, 汪小岳, 祁子涵, 等. 基于改进 YOLOv8 的草莓识别与果梗采摘关键点检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 167–175.
YANG Zhenyu, WANG Xiaochan, QI Zihan, et al. Recognizing strawberry to detect the key points for peduncle picking using improved YOLOv8 model[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(18): 167–175. (in Chinese)
- [13] 姚立健, PITLA S K, 杨自栋, 等. 基于超宽带无线定位的农业设施内移动平台路径跟踪研究[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 17–24.
YAO Lijian, PITLA S K, YANG Zidong, et al. Path tracking of mobile platform in agricultural facilities based on ultra wideband wireless positioning[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(2): 17–24. (in Chinese)
- [14] SUN S, LI C, PATERSON A H, et al. In-field high throughput phenotyping and cotton plant growth analysis using LiDAR[J]. Frontiers in Plant Science, 2018, 9:16.
- [15] HUANG Z, SHIIGI T, TSAY L W J, et al. A sound-based positioning system with centimeter accuracy for mobile robots in a greenhouse using frequency shift compensation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106235.
- [16] ZHANG W, GONG L, HUANG S, et al. Factor graph-based high-precision visual positioning for agricultural robots with fiducial markers[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 201: 107295.
- [17] YAN Y, ZHANG B, ZHOU J, et al. Real-time localization and mapping utilizing multi-sensor fusion and visual-IMU-wheel odometry for agricultural robots in unstructured, dynamic and GPS-denied greenhouse environments[J]. Agronomy, 2022, 12(8): 1740.
- [18] 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)
- [19] JIANG S, QI P, HAN L, et al. Navigation system for orchard spraying robot based on 3D LiDAR SLAM with NDT_ICP point cloud registration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108870.
- [20] 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)
- [21] HONG Y, MA R, LI C, et al. Three-dimensional localization and mapping of multiagricultural scenes via hierarchically-coupled LiDAR-inertial odometry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109487.
- [22] ABANAY A, MASMOUDI L, EL ANSARI M, et al. LiDAR-based autonomous navigation method for an agricultural mobile robot in strawberry greenhouse: AgriEco robot[J]. AIMS Electronics and Electrical Engineering, 2022, 6(3): 317–328.
- [23] AGUIAR A S, NEVES DOS SANTOS F, SOBREIRA H, et al. Localization and mapping on agriculture based on point-feature extraction and semiplanes segmentation from 3D LiDAR data[J]. Frontiers in Robotics and AI, 2022, 9: 832165.
- [24] 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.
- [25] TAN H, ZHAO X, FU H, et al. A novel fusion positioning navigation system for greenhouse strawberry spraying robot using LiDAR and ultrasonic tags[J]. Agriculture Communications, 2025, 3(2): 100087.