

基于近红外相机和激光雷达的商业鸡舍移动机器人自主导航研究

王粮局¹ 姜 丰¹ 张亚磊¹ 姜 伟¹ 孟安祺¹ 王红英¹ 滕光辉² 童 勤²

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学水利与土木工程学院, 北京 100083)

摘要: 为满足畜禽舍内巡检与对畜禽精准操作的需求,对自主移动机器人导航方法提出了更高要求。然而,现有导航方法存在对光源敏感、环境干扰耐受性低以及成本高等问题。为此,提出多模态传感器融合框架,通过联合优化激光雷达几何特征与近红外相机语义地标信息,克服复杂环境下导航瓶颈。以激光雷达大范围稳健定位能力为基础,近红外相机作为高精度辅助,实现高效导航。导航系统通过近红外图像识别并提取料槽肋板作为地标,将地标信息与轮式里程计、激光雷达和惯性测量单元(IMU)数据融合,采用 Cartographer 算法构建环境地图,实现高精度定位。以目标位点姿态信息支持全局路径规划,局部路径规划则结合 Trajectory Rollout 和 Dynamic Window Approaches 算法,进一步保障系统自主定位能力与导航精度。在叠层笼养鸡舍进行了实地测试,结果显示地标位置精度偏差标准差小于 2 cm;大厅中,当速度小于 0.5 m/s 时,单个位点位置偏差标准差小于 2 cm,偏航角偏差标准差小于 1°;过道中,当速度小于 0.3 m/s 时,目标位点位置偏差标准差不大于 5.04 cm,偏航角偏差标准差约为 1°。实地测试结果表明,系统在复杂畜禽舍环境中实现了厘米级定位精度,适用于畜禽舍巡检与精准操作任务。

关键词: 移动机器人; 鸡舍; 激光雷达; 近红外相机; 地图构建; 同步定位

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)08-0375-11

OSID:



Autonomous Navigation Method for Mobile Robots in Commercial Chicken Farming Houses Based on Near-infrared Camera and LiDAR

WANG Liangju¹ JIANG Feng¹ ZHANG Yalei¹ JIANG Wei¹ MENG Anqi¹

WANG Hongying¹ TENG Guanghui² TONG Qin²

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

2. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The increasing demand for inspection and precise operations in livestock housing has imposed high requirements on navigation methods for autonomous mobile robots. However, existing navigation methods are often sensitive to lighting conditions, susceptible to environmental disturbances, and expensive, limiting their applicability. To address this challenge, a multimodal sensor fusion framework for robotic navigation was proposed which fused a near-infrared camera and a 2D LiDAR. By jointly optimizing the geometric features of LiDAR and the semantic landmark information from the near-infrared camera, the framework overcame navigation bottlenecks in complex environments. The system leveraged the wide-range robust localization capability of LiDAR and the high-precision assistance of the near-infrared camera to achieve efficient navigation. The system leveraged LiDAR to provide robust localization in large-scale environments and utilized a near-infrared camera to enhance navigation accuracy. By identifying and extracting feeder rib landmarks from near-infrared images, the system fused this landmark information with data from wheel odometry, LiDAR, and an inertial measurement unit (IMU). The Cartographer algorithm was employed to construct environmental maps, enabling high-precision localization. The pose information of target locations was systematically recorded to support global path planning, while local path planning incorporated the Trajectory Rollout and Dynamic Window Approaches

收稿日期: 2025-01-15 修回日期: 2025-03-26

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2022TZXD0015)

作者简介: 王粮局(1987—),男,副教授,博士生导师,主要从事畜牧智能装备研究,E-mail: wangL@cau.edu.cn

通信作者: 童勤(1983—),女,副教授,博士生导师,主要从事智慧畜牧业研究,E-mail: tongqin@cau.edu.cn

algorithms to further ensure autonomous navigation precision. Field tests were conducted in stacked cage poultry houses. Results demonstrated that the standard deviation of landmark positioning accuracy was less than 2 cm. In the hall, at speeds below 0.5 m/s, the standard deviation of single-point positioning error was less than 2 cm, and the standard deviation of yaw angle error was less than 1°. In the aisles, at speeds below 0.3 m/s, the standard deviation of target point positioning error was no more than 5.04 cm, and the standard deviation of yaw angle error was approximately 1°. Field test results demonstrated that the system achieved centimeter-level positioning accuracy in complex livestock housing environments, validating its applicability for inspection and precision operation tasks.

Key words: mobile robot; chicken farming house; light detection and ranging; near-infrared camera; map construction; synchronous positioning

0 引言

为满足日益增长的肉类和蛋类需求并降低饲养成本, 畜禽养殖正逐步转向高密度叠层笼养模式^[1]。这种养殖模式可使单位面积饲养量增加 4 ~ 8 倍, 显著提升畜禽舍利用率并有效降低饲养成本。但高密度养殖增加了疾病传播风险, 对畜禽舍内环境的持续监测和动物个体的定期消毒提出了更高要求, 显著增加了人工成本^[2-3]。因此, 在畜禽舍内部署自主移动机器人以替代人工完成巡检和消毒任务已成为必然选择^[4-5], 而高效可靠的导航技术则是机器人精准作业的关键^[6-7]。

目前, 针对畜禽舍等室内环境的导航需求, 通常采用预先安装辅助装置方法, 如二维码^[8]、磁条^[9]、DRITag^[10]和 AprilTag^[11]等。这些方法实现简便且导航精度较高, 但对室内环境依赖性较强, 辅助装置若被遮挡或污染, 定位精度将显著下降。超宽带 (Ultra wideband, UWB) 基站^[12]作为辅助装置的一种, 以高精度、强抗干扰性及良好的实时性见长, 但能耗较高、对基站依赖性大等缺点也限制了其大规模应用。

除了依赖室内辅助定位装置, 室内导航还可以采用同步定位与建图 (Simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术^[13-14]。根据传感器不同, SLAM 技术大致分为 3 类: 视觉 SLAM^[15]、激光 SLAM^[16]和视觉激光融合 SLAM^[17]。视觉 SLAM 依托相机传感器, 在未知环境中同时实现定位和地图构建^[18]。MUR-ARTAL 等^[19]提出的 ORB-SLAM 系统具备实时运行能力, 可在多种环境下提供高精度定位和地图构建, 展示了视觉 SLAM 成本低、鲁棒性强等优点。然而, 定位精度难以突破 100 mm, 并易受光照条件和动态场景的干扰。激光 SLAM 利用激光雷达 (LiDAR) 采集周围环境信息^[20], 实现同时定位建图。GRISSETTI 等^[21]提出的 2D 激光 SLAM 算法 Gmapping 以计算量小、精度高及适用于小场景而备受关注, 已广泛应用于室内移动机器人领域。

激光 SLAM 虽具有高精度、实时性、强鲁棒性以及对照光条件不敏感等优点, 但高昂的设备成本、庞大的数据量及系统复杂性限制了其实际应用^[22-23]。在复杂环境下, 单一的视觉/激光 SLAM 难以满足精度要求, 可通过添加地标提高 SLAM 建图、定位精度^[24-25]。KIM 等^[26]研发的水管修复机器人系统通过在管道中添加地标, 有效提高了定位精度。此外, 视觉激光融合 SLAM 结合了 2 类传感器优势, 具有更高的环境适应性。ZHANG 等^[27]提出的 V-LOAM 系统, 通过融合激光雷达和视觉传感器数据, 实现了高精度、低漂移实时定位与地图构建, 同时在光照变化、遮挡、动态物体等复杂场景下还具有较强的鲁棒性。

综上所述, 针对叠层笼养鸡舍特殊环境, 如光照条件差 (低于 10 lx)、大面积长直通道、中空笼网结构以及潮湿粉尘多的特点, 现有方法单独使用均存在局限性。本文提出一种融合视觉和激光 SLAM 的增强导航定位系统。以 Cartographer 为基础 SLAM 算法, 融合 2D 激光雷达和近红外相机采集的数据, 利用鸡舍食槽上固定结构 (肋板) 作为地标, 通过目标检测网络对地标进行检测并辅助建图。

1 试验材料与方法

1.1 硬件配置

移动机器人的控制模块由 1 台便携式计算机 (小米 2018 游戏本, 搭载 Intel i7-7700 CPU 和 NVIDIA 1060 显卡) 和 1 台微控制器 STM32 (STM32F103RCT6) 组成。上位机采用搭载 ROS (Robot Operation System) Noetic 和 Ubuntu 20.04 的便携式计算机, 用于处理传感器数据并与 STM32 通信实现底盘电机控制。STM32 作为下位机, 主要用于接收上位机发送的速度指令, 同时将底盘实时速度信息反馈给上位机。底盘前部左右两侧均布置有交叉激光模块, 用于底盘精确定位。控制模块与其他模块间的通讯, 以及上、下位机内部通讯均通过 USB 完成。

机器人系统传感器包括激光雷达模块和近红外成像模块。激光雷达模块包含 1 个 Rplidar A1 激光雷达传感器和 Wheel Tec N100 惯性测量单元。激光雷达传感器扫描频率设为 10 Hz,用于获取周围环境精确的 2D 距离信息;惯性测量单元被固定在底盘前部,用于提供高精度姿态和运动数据,该数据与激光雷达数据融合处理后,可有效补偿激光雷达因地形不平整或震动引起的偏差,进一步提升位姿重定位和回环检测的精度与鲁棒性。近红外成像模块布置在底盘前部中央距离地面 40 cm 处,包括一个配备 850 nm 带通滤光片的 RGB 相机 (AR0130 型,

onsemi,亚利桑那州,美国)以及 1 组 850 nm 的 LED 灯。LED 灯均布在相机周围,作为近红外光源。RGB 相机直接以帧率 30 f/s 和曝光度 4 000 lx·s 采集波段 850 nm 的图像,有效避免环境光强对相机图像采集的影响。激光雷达与近红外相机作为数据采集的主要传感器,克服了鸡舍中恶劣光照条件的影响,可完成全天候导航任务。

供能模块由 2 块锂电池组成,1 块电池电压为 12 V,为红外 LED 灯供电;另一块电池电压为 24 V,为底盘电机供电。移动机器人一般为机械结构导航系统硬件如图 1 所示。

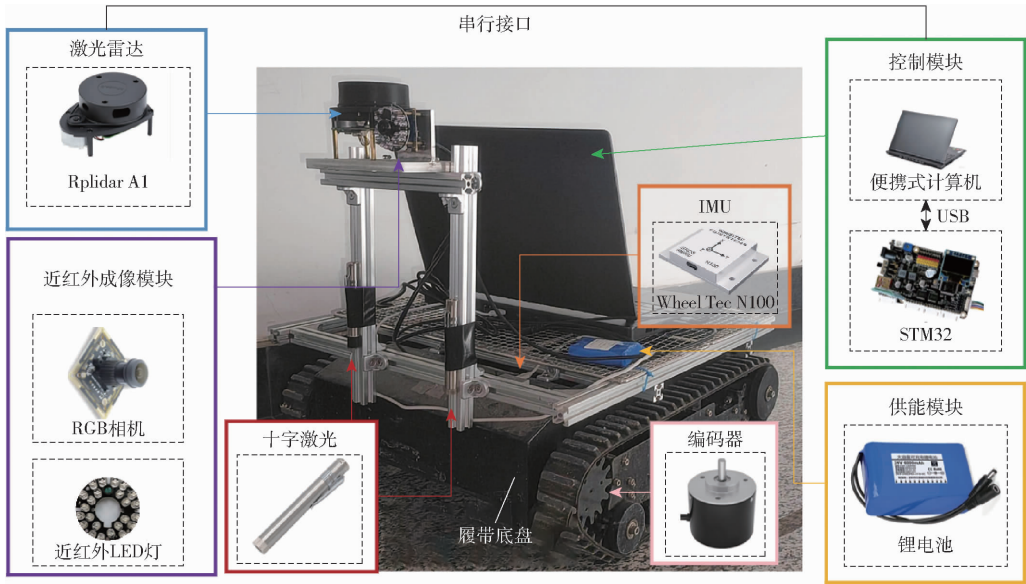


图 1 导航系统硬件配置

Fig. 1 Hardware configuration of navigation system

控制模块、传感器以及供能模块集成在 1 个履带式底盘上,在底盘上部署 2 个 HES-10-2MD 增量光电编码器,与电机一起构成轮式里程计。底盘参数见表 1。

表 1 履带式底盘参数

Tab. 1 Tracked chassis parameters

参数	数值/形式
外形尺寸/(mm×mm×mm)	520×360×195
额定电压/V	24/12
速度/(m·s ⁻¹)	0~1
通讯方式	串口通讯
车身质量/kg	15
电机类型	直流电机
电机功率/W	100
电机数量	2

1.2 数据标定

为了确保多传感器数据的一致性与精确性,在使用传感器采集数据前需进行标定,包括内参标定和联合标定 2 个步骤。通过联合标定建立激光雷达

与相机坐标系间刚性变换关系,确保数据融合一致性,以满足高精度定位与建图需求。近红外相机内参标定使用 ROS 中的 camera_calibration 功能包。在标定过程,去除近红外成像模块滤光片,以便在相机视野中清晰呈激光点分布^[28]。此外,对相机话题和激光雷达话题的时间戳进行同步处理,确保 2 种传感器数据时间一致性。联合标定采用平面棋盘辅助校准方法^[29],通过标定板上的点在相机与激光雷达中对应关系校准两者相对位置和姿态信息,确保多传感器数据在同一坐标系中准确对齐。

1.2.1 标定数据选择

首先,需要通过传感器采集标定板在不同位置和姿态下数据,以完成标定过程。利用相机拍摄包含标定板图像,如图 2 所示,数据采集过程,将标定板分别置于距相机 30、50、80 cm 位置,并围绕 a 轴和 b 轴进行角度为 10°、20°和 30°翻转操作。采集时尽量使标定板覆盖相机视野的各个区域,并通过多角度翻转确保标定板姿态多样性,以提高标定数据质量和适用性。

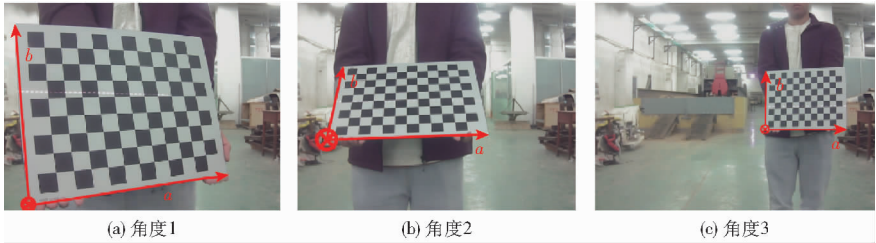


图 2 多角度相机标定数据

Fig. 2 Multi-angle camera calibration data

对于激光雷达数据处理,首先选取落在标定板上激光点。具体操作如下:设置激光雷达兴趣区域范围为 $30^{\circ} \sim 150^{\circ}$,从该范围内筛选出目标激光数据。将筛选后激光数据从极坐标转换为以激光雷达为原点的直角坐标系数据,对转换后的数据进行直

线拟合,提取出落在标定板上的激光点,保存这些数据用于标定。部分激光数据如图 3 所示,与图 2 中图像数据一一匹配。最终选择图像中可清晰呈现激光点 23 组对应的图像和激光数据,便于标定以及标定结果检查。

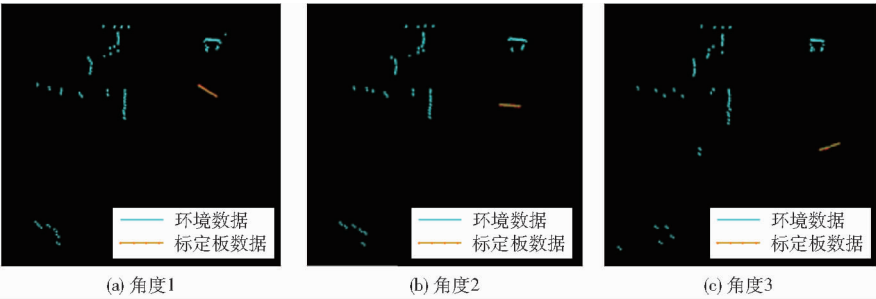


图 3 多角度激光雷达数据

Fig. 3 Multi-angle laser scan data

1.2.2 坐标转换

通过标定板上的点和相机与激光雷达的对应关系,利用联合优化方法计算相机与激光雷达之间的外参(即旋转矩阵 R_{cl} 和平移向量 t_{cl})。外参用于确定不同传感器之间相对位置和姿态信息,确保各传感器数据在世界坐标系中的一致性。以激光坐标系 l 为参考坐标系,将相机坐标系 c 数据转换到激光坐标系中。激光点 P^l 由激光坐标系变换到相机坐标系中点 P^c 计算式为

$$P^c = R_{cl}^T(P^l - t_{cl}) \tag{1}$$

假设激光雷达扫描平面与 xy 平面重合(即 $z = 0$),此时 $P^l = (x, y, 0)^T$ 。则式(1)可以写成

$$P^c = R_{cl}^T \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - t_{lc} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = H P^l \tag{2}$$

其中

$$H = R_{cl}^T \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 - t_{lc} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

由激光点落在标定板上可以建立点在平面上的约束为

$$n^c{}^T H \overline{P}^l = -d^c \tag{3}$$

式中 n^c ——平面三维法向量
 d^c ——相机坐标系到原点距离

使用奇异值分解(SVD)对方程进行求解并且对采集数据进行联合优化得到最优估计。最终标定结果如图 4 所示。

1.3 地标识别和姿态获取

通过目标检测网络将鸡只料槽上的肋板识别为地标,并将识别结果与雷达数据融合,从而有效提升数据精度。



图 4 相机标定结果

Fig. 4 Camera calibration results

1.3.1 数据集收集和模型训练

采用 YOLO v8 网络构建目标检测模型,对肋板及其上方区域进行目标识别^[30]。相比以往模型,YOLO v8 在检测速度和精度方面表现更优异^[31]。数据采集通过近红外相机在叠层笼养鸡舍中间和侧边过道进行,图像分辨率设为 1 280 像素 × 960 像素并且以 rosbag 格式储存。最终数据集包含 240 幅图像,其中 168 幅作为训练集,48 幅作为验证集,24 幅作为测试集。模型训练使用 NVIDIA GeForce RTX 3060 显卡,进行 300 次迭代,批次大小为 8,学习率为 0.000 01。图像标注结果如图 5 所示,在中间过道标注中,视野内标记左右两侧鸡笼最靠近相机第 1 个肋板;在侧边过道标注中,标记单侧鸡笼最靠近相机第 1 个肋板。

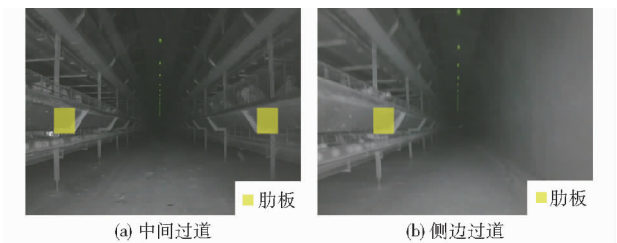


图 5 数据集肋板标注结果

Fig. 5 Dataset rib annotation results

1.3.2 位置信息获取

相机视野内,取右侧距离相机最近的目标肋板作为当前地标,并对其进行编号,每个肋板编号作为唯一标识符(ID)。随着机器人移动,所经过的每个肋板被标记为具有不同 ID 的地标并发布。每个肋板全局位置经手动测量后存储到实验平台。

每个地标位姿信息包括位置和方向 2 个维度,其中,位置由三维坐标 $x、y、z$ 表示,方向由 $x_q、y_q、z_q、w_q$ 四元数表示。地标识别及位置信息提取如图 6 所示,图 6a 中,红框为识别到的肋板区域,蓝色点为视野内的激光雷达数据;图 6b 中,以激光雷达为坐标原点建立笛卡尔坐标系,通过处理激光数据,计算得到肋板相对于激光雷达的位姿信息。在机器人行驶过程,经过计算分析,激光雷达坐标系相对于地标坐标系的旋转变化所引入的偏差较小,对最终结果的影响可忽略。为了简化计算,假设 2 个坐标系之间无相对旋转,即设定 $x_q = 1、y_q = 0、z_q = 0、w_q = 0$ 。

1.4 导航方案设计

1.4.1 地图构建和定位

在完成数据采集后,需要对多传感器采集的数据进行融合,以实现高精度定位和建图。采用基于图优化的激光 SLAM 算法——Cartographer,能有效避免建图过程环境中移动物体干扰而导致的偏

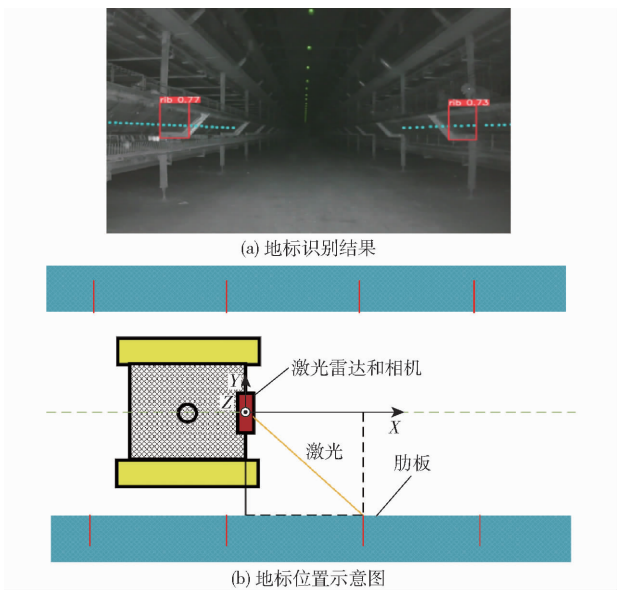


图 6 地标识别

Fig. 6 Landmark recognition

差^[32],同时支持融合地标和里程计信息,适用于多传感器融合的复杂场景。此外,Cartographer 的回环检测功能进一步提高室内环境建图精度。地图构建过程,Cartographer 输入底盘的轮式里程计数据和惯性测量单元(IMU)数据,控制机器人从鸡舍的最左侧行进到最右侧,然后返回,完成鸡舍内部的二维环境建图。

在 Cartographer 框架中,地标作为先验空间约束,对全局优化发挥着关键作用。地标作为固定节点存在于因子图中,优化过程其坐标保持不变,为其他节点提供绝对坐标系锚点。优化流程如图 7 所示。

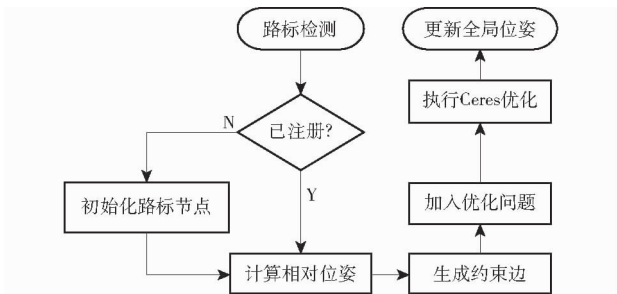


图 7 地标优化流程

Fig. 7 Landmark optimization process

通过持续观测地标,生成连接地标与当前位姿节点的二元边,目标函数为

$$E_{\text{Landmark}} = \sum \rho(\|r_{\text{trans}}\|^2 \Sigma_t + \|r_{\text{rot}}\|^2 \Sigma_r) \quad (4)$$

式中 $r_{\text{trans}}、r_{\text{rot}}$ ——平移和旋转残差

Σ ——协方差矩阵

ρ ——鲁棒核函数

鸡舍场景中有多个长走廊,并且全球定位系统(GPS)不可用,里程计和 IMU 会出现严重的累积偏

差,地标通过提供绝对位姿参考,周期性观测校正系统漂移,直接修正里程计和 IMU 的累计偏差,显著降低鸡舍中建图定位累计偏差,提升系统运行鲁棒性。

1.4.2 路径规划

地图构建和定位完成后,使用 move_base 功能

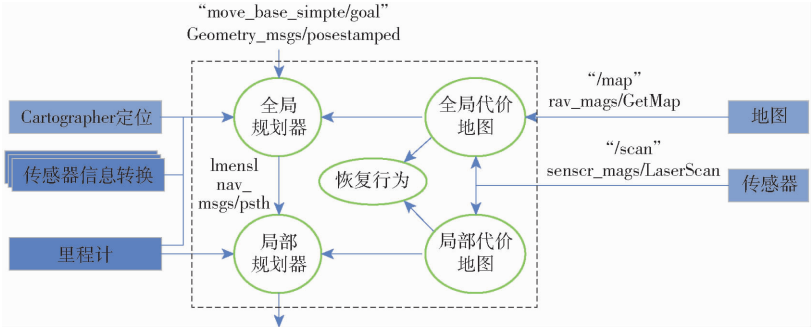


图 8 路径规划节点图

Fig. 8 Path planning node

巡检过程导航策略如图 9 所示。从当前任务位点移动到下一任务位点,仅需通过简单的转向和直行即可完成。因此,在路径规划时,将所有任务位点的数据存储于一个 csv 文件中,其数据格式如表 2 所示。位点相对于起点的位置用 X 、 Y 坐标表示,位点底盘朝向由 θ 表达,3 个参数构成了任务位点位姿信息。

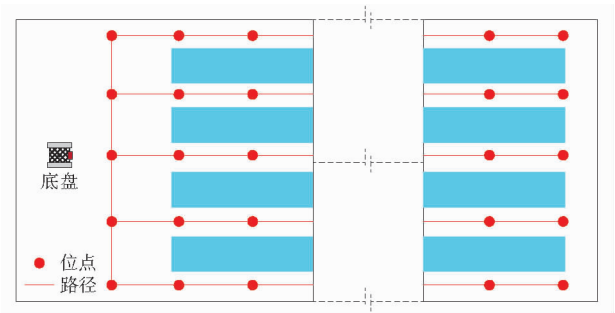


图 9 导航任务位点

Fig. 9 Navigation mission waypoints

表 2 位点文本文件			
Tab. 2 Details of a waypoint-task text file			
位点	X/m	Y/m	θ/rad
0	1	0	0
1	3	0	0
2	5	0	0
		:	
79	5	0	1.57
80	3	0	1.57
81	1	0	1.57
		:	

如图 10 所示,在底盘行驶过程,系统会逐一发布任务位点信息,若检测到预设地标,则触发里程计漂移校正机制以消除累积定位偏差;若无地标信息,

包实现自主导航,以已知地图为基础规划路径。move_base 根据收到的目标方向和位置信息,结合底盘里程计数据以及 2D 激光信息,采用 Trajectory Rollout 和 Dynamic Window Approaches 算法进行路径规划。路径规划结果包括前进速度和转向速度,这些控制指令引导底盘到达指定位置,如图 8 所示。

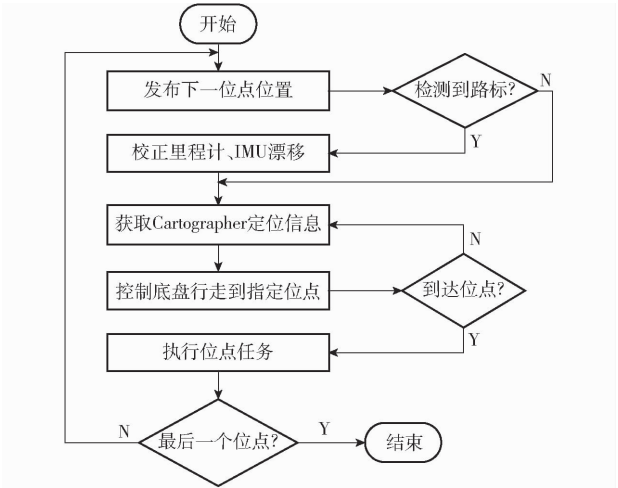


图 10 导航流程图

Fig. 10 Navigation flowchart

则直接调用 Cartographer 节点获取实时定位数据,并且通过 move_base 获得底盘状态信息以判断是否到达目标位点。若已到达,底盘将停靠并执行相应任务;任务完成后,系统会继续发布下一个任务位点的位姿信息,直至任务文件中所有位点的任务全部完成。在导航过程,若激光雷达检测到障碍物,构建的代价地图将发挥作用,引导底盘绕过障碍物继续前往目标位点,确保导航任务顺利进行。

1.5 试验方案

2023 年 1 月,在商业叠层笼养鸡舍进行了实地试验。试验环境如图 11 所示,鸡舍长 96 m、宽 12 m,共 4 列鸡笼,5 个过道,每个过道宽 1.1 m,地面为水泥材质。试验分为地标位置精度试验和导航精度试验。由于中间过道比侧边过道执行任务更多、行驶状态更多样,故 2 个试验均选在中间过道进行。

地标位置精度试验具体操作为:将移动底盘静

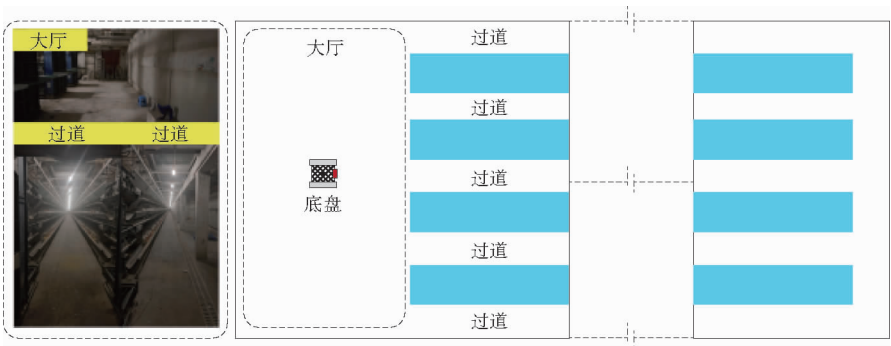


图 11 试验场景——商业叠层笼养鸡舍

Fig. 11 A commercial stacked cage chicken farming house for this study

止于当前地标 2 ~ 3.2 m 之间的不同位置,以间隔 20 cm 逐次测量,每个距离重复 3 次,记录地标相对于激光雷达的位置信息,形成一组数据。试验共对 18 个地标进行测量,最终获得 18 组数据,并将其与人工测量的位置值作对比,判断地标位置提取的准确性,偏差计算值超过设定值为正偏差,未达到设定值为负偏差。

导航精度试验具体操作为:在大厅中选取 2 个位点,让移动底盘以速度 0.1 ~ 0.5 m/s 依次经过 2 个任务位点,并分别测量位置偏差和偏航角偏差。在过道中选取 8 个位点,让移动底盘以速度 0.1 ~ 0.3 m/s 依次经过每个任务位点,并测量位置偏差与偏航角偏差。同样,每个指标超过设定值时记为正偏差,未达到设定值时记为负偏差。所有位点均重复测量 3 次,以确保结果可靠性。

2 试验结果与分析

2.1 地标位置精度试验

使用 YOLO v8 网络对肋板进行识别,模型性能如表 3 所示。模型预测精确率高达 99.8%,高预测精度得益于网络架构优化和目标场景中对象的固定性,减少了模型泛化难度。

表 3 肋板识别模型性能

Tab.3 Rib recognition model performance %

参数	精确率	召回率	mAP0.5	mAP0.5:0.95
数值	99.8	99.8	99.5	86.6

图 12 为本次试验部分肋板识别的预测结果。从图 12 可以看出,无论是在中间过道还是侧边过道,预测模型均未出现漏检的情况,但存在多识别现象。图 12 中编号为 0062 的图像中,模型识别出 3 个目标肋板。然而,由于只选取视野内右侧最靠近相机的目标肋板作为地标,所以多识别情况对试验最终结果并无影响。

完成肋板识别后,需进行地标位置计算。通过对不同距离地标位置计算结果和相应的人工测量结

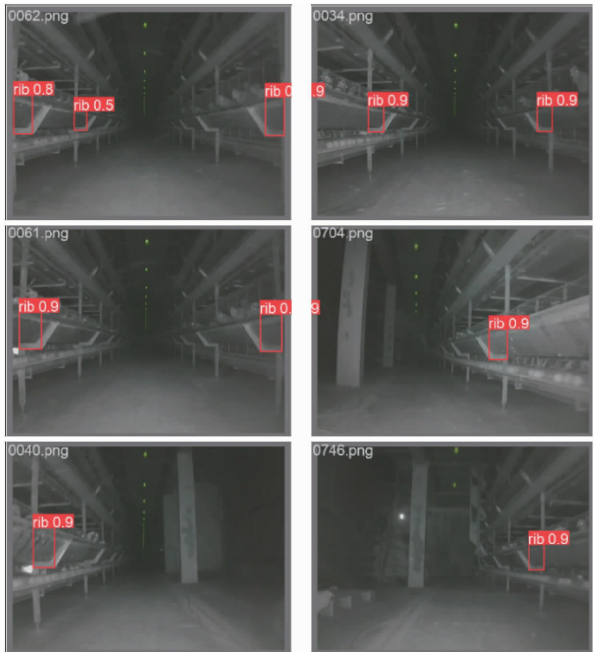


图 12 肋板识别结果

Fig. 12 Rib recognition results

果进行对比,得到 X 方向地标位置偏差标准差为 1.8 cm,Y 方向地标位置偏差标准差为 1.3 cm,2 个方向偏差标准差都不大于 1.8 cm,满足试验要求。

部分试验结果如图 13 所示,移动机器人在距地标 2.8 m 左右时,计算值与设定值吻合度最高。从图 13 可以看出,在 Y 轴上,计算值大于设定值,这是图像中地标相对于 Y 轴有一定夹角造成的。

2.2 导航精度试验

所建的代价地图如图 14 所示,黑色像素表示障碍物,白色像素表示可通行区域,灰色像素表示未探索区域。图 14a 为没有地标信息构建的地图,在返回左侧起点时出现了重影,即在经过一片狭长走廊之后,闭环匹配失败;图 14b 为添加地标信息后构建的地图,没有出现重影,闭环匹配成功。可见,使用地标提高了细长通道环境建图精度。地标信息添加直接对里程计漂移进行了校正,大幅消除了编码器安装位置以及里程计累积偏差对建图定位的影响。

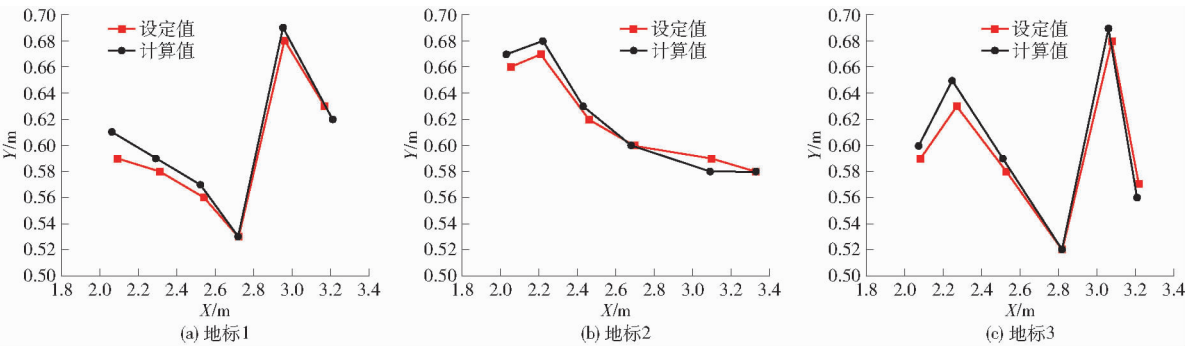


图 13 地标位置计算结果

Fig. 13 Comrison Landmark position measurement results

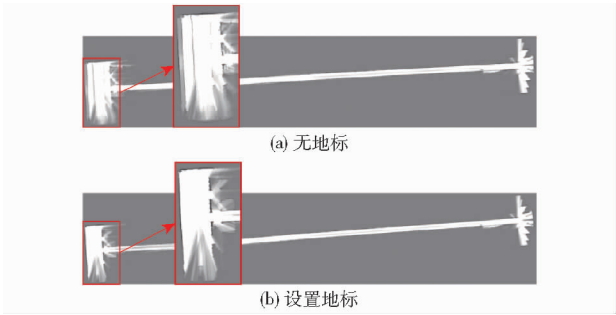


图 14 代价地图

Fig. 14 Cost maps

2.2.1 大厅导航测试

表 4 为导航方法在大厅导航位置偏差标准差与航向偏差标准差。由表 4 可知,底盘偏航角不受速度影响,均小于 1° 。当行驶速度小于 0.5 m/s 时,导航位置偏差标准差不大于 3.87 cm ,并且随着速度增加,标准差增加,主要原因为大厅地面局部不平整。当底盘行驶速度较快时,激光雷达会产生明显晃动,导致每帧数据位姿变化加剧,从而降低了定位精度。

表 4 大厅导航偏差标准差

参数	速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
位置偏差标准差/cm	2.34	2.14	2.88	3.87	3.87
航向偏差标准差/($^{\circ}$)	0.49	0.20	0.61	0.52	0.61

单个位点位置偏差如图 15 所示,位点 1 位置偏差标准差为 0.82 cm ,位点 2 位置偏差标准差为 1.84 cm ,总体位置偏差标准差为 2.90 cm 。单个位点导航偏差标准差小于 2 个位点标准差之和,且 2 个位点偏差方向相反。位点 1 偏差均为正值,表示底盘停止位置超过目标点,而位点 2 偏差均为负值,表示底盘停止位置未到达目标点。该现象源于 2 个位点目标位姿参数配置差异,位点 1 底盘偏航角与位点 2 偏航角相差 180° ,导致位点 1 偏差对位点 2 偏差产生了叠加影响。相较于只依靠里程计定

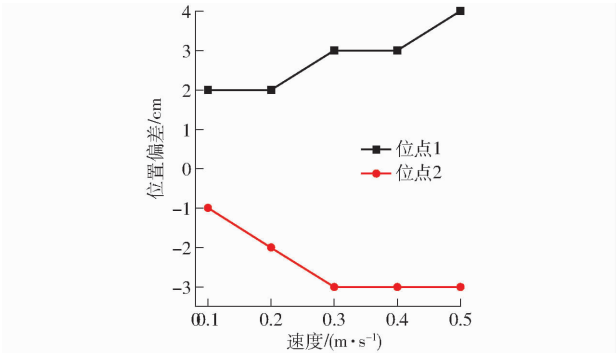


图 15 大厅中不同位点位置偏差

Fig. 15 Position deviation in hall of different waypoints

位^[10],本次试验定位更精准,有利于底盘在大厅中执行自动充电等任务。

2.2.2 过道导航测试

表 5 为底盘在过道中导航偏差。从表 5 可看出,底盘偏航角偏差依然较小,且不受速度变化的影响;而底盘位置偏差随速度增加而增大。如图 16 所示,除 $2\,500\text{ cm}$ 与 $4\,000\text{ cm}$ 处位点,其余位点导航位置偏差都为正值,主要由轮式里程计测量偏差累积造成。 $2\,500\text{ cm}$ 处与 $4\,000\text{ cm}$ 处位点导航位置偏差出现显著波动,主要原因是这 2 个位置地面条件较差,底盘行驶过程会出现剧烈震动和打滑现象,影响了轮式里程计精度,同时也降低了激光雷达实时定位能力。

表 5 过道导航偏差标准差

参数	速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)		
	0.1	0.2	0.3
位置偏差标准差/cm	2.96	3.91	5.04
航向偏差标准差/($^{\circ}$)	0.97	0.99	1.05

图 17 为不同速度下过道中位置偏差,较低速度下($0.1\sim0.2\text{ m/s}$),底盘位置偏差集中在 $3\sim5\text{ cm}$ 之间,虽然存在由地面条件恶劣引起的异常值,但整体偏差较稳定。当速度为 0.3 m/s 时,偏差分布变宽,偏差中位数比低速时更大,说明位置偏差波动性

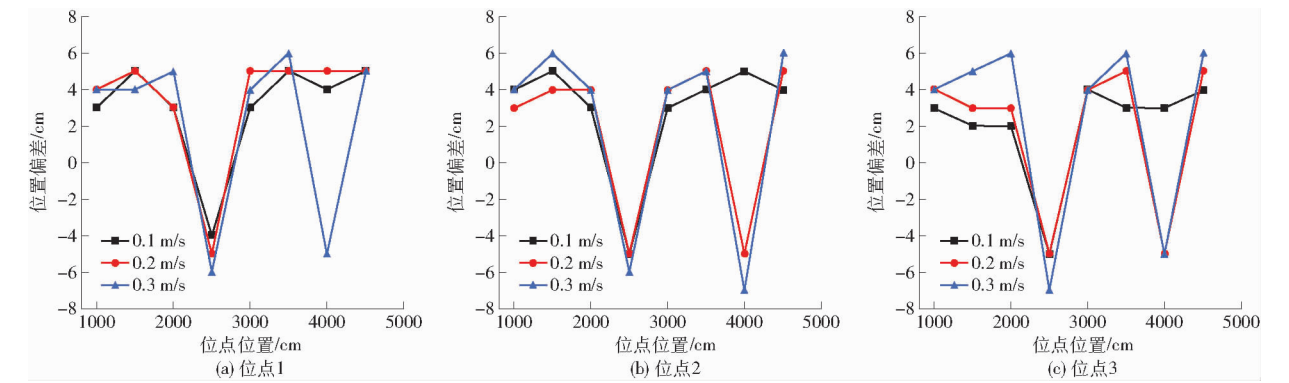


图 16 过道中不同位点位置偏差

Fig. 16 Position deviation in aisle of different waypoints

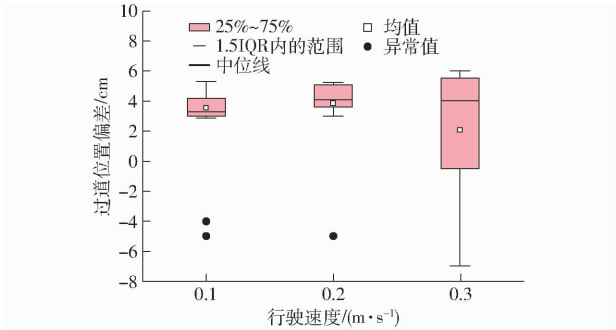


图 17 不同速度位置偏差

Fig. 17 Position deviation at different speeds

变大且整体有增大趋势。随着速度增加,过道中位置偏差显著增大并且存在较大的波动性,这种现象主要受到地面条件的影响。高速通过崎岖不平地面时,底盘震动增加,导致每帧激光数据不能准确反映环境信息,进而影响定位精度。并且受到数据传输和处理速度的影响,速度增加会导致控制精度下降,进而影响导航精度。

2.2.3 导航方式对比

表 6 为本文方法与其他 2 种室内导航方式大厅导航精度对比。从表 6 可以看出,本文方法在速度 0.5 m/s 时平均绝对位置偏差为 3.5 cm,显著优于其他方法。相比之下,单独使用激光雷达的导航系统在更高的速度(1 m/s)下偏差达到 5 cm,而基于 RFID 标签的导航方式在相同速度(0.5 m/s)下偏差为 5.08 cm。单独使用激光雷达的导航系统试验场景仅为简单室内环境,在环境复杂鸡舍中难以达到该导航精度;而 RFID 标签在鸡舍中导航精度远不如本文方法,还需要额外布置标签辅助导航,增加了在鸡舍中长期应用的难度。由此可见,本文多传感

表 6 导航精度对比		
Tab. 6 Navigation accuracy comparison		
导航方法	导航速度/(m·s ⁻¹)	平均绝对偏差/cm
本文方法	0.5	3.5
激光雷达 ^[34]	1.0	5.0
RFID 标签 ^[11]	0.5	5.08

器融合导航方式在保证较高精度的同时,具备更强的环境适应性,适合鸡舍等复杂环境的高精度导航任务。

3 结论

(1)提出的基于 2D 激光雷达和近红外相机融合的 SLAM 导航系统在畜禽舍中成功应用,地标位置精度偏差标准差小于 2 cm。大厅中,当行驶速度小于 0.5 m/s 时,导航位置精度偏差标准差小于 2 cm,偏航角偏差标准差小于 1°,过道中,当速度 0.3 m/s 以下,目标位点位置偏差标准差为 5.04 cm,偏航角偏差标准差约为 1°,实现了高精度导航与稳定的路径跟踪。

(2)利用鸡笼肋板作为视觉地标,结合 Cartographer 算法的图优化机制,通过视觉检测与激光特征点融合定位,实现了高精度位姿估计,增强了在低光照和高结构相似性环境中定位稳定性。通过融合激光和视觉地标信息,有效提升了系统在复杂场景下回环检测精度,确保机器人在鸡舍长通道等区域的连续定位,实现了导航高鲁棒性。

(3)利用低成本的传感器和路径规划方法,适应畜禽舍中低照度、粉尘多、潮湿等复杂环境条件,通过语义-几何联合优化策略,实现了长直走廊闭环监测。

参 考 文 献

[1] 邹强强,王铁良,孟维爽,等. 饲养密度对叠层笼养白羽肉鸡生长性能、血液生化指标以及经济效益的影响[J]. 畜牧与兽医, 2022, 54(9): 38-42.

ZOU Qiangqiang, WANG Tielang, MENG Weishuang, et al. Effects of stocking density on growth performance, blood biochemical indices and economic benefits of stacked white broilers[J]. Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2022, 54(9): 38-42. (in Chinese)

[2] 方勤,唐苏慧,邱细斌. 鸡生态养殖存在的问题及解决方法的研究[J]. 湖南畜牧兽医,2021(2):7-9.
FANG Qin, TANG Suhui, QIU Xibin. Research on existing issues and resolving strategies in ecological chicken farming[J]. Hunan Journal of Animal Science & Veterinary Medicine, 2021(2):7-9. (in Chinese)

[3] 冯晓龙,李修松,赵淑梅,等. 夏季叠层笼养蛋鸡舍及笼内温热环境特性研究[J]. 中国家禽, 2018,40(18):31-35.
FENG Xiaolong, LI Xiusong, ZHAO Shumei, et al. The environmental characteristics of stacked-cage-raising layer house and inside cages in summer[J]. China Poultry, 2018,40(18):31-35. (in Chinese)

[4] 韩雨晓,李帅,王宁,等. 基于3D激光雷达的鸡舍通道中心线检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(9):173-181.
HAN Yuxiao, LI Shuai, WANG Ning, et al. Detecting the center line of chicken coop path using 3D Lidar[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(9): 173-181. (in Chinese)

[5] 连京华,李惠敏,祝伟,等. 家禽生产智能巡检机器人的设计[J]. 中国家禽, 2019(18): 72-75.
LIAN Jinghua, LI Huimin, ZHU Wei, et al. Design of intelligent inspection robots for poultry production[J]. China Poultry, 2019(18): 72-75. (in Chinese)

[6] 刘浪,邓鑫,李旭东. 基于STM32的叠层笼养鸡舍控制系统设计[J]. 现代化农业, 2024(7): 88-90.
LIU Lang, DENG Xin, LI Xudong. Design of a stacked cage chicken house control system based on STM32[J]. Modernizing Agriculture, 2024(7): 88-90. (in Chinese)

[7] 纪文康,施志钢,张璐瑶,等. 大型叠层笼养肉鸡舍气流组织模拟与优化[J]. 青岛理工大学学报, 2024, 45(2): 147-154.
JI Wenkang, SHI Zhigang, ZHANG Luyao, et al. Simulation and optimization of the air distribution of large stacked cage broiler coop[J]. Journal of Qingdao University of Technology, 2024, 45(2): 147-154. (in Chinese)

[8] 唐振宇,张兆威,蒋林. 基于深度相机和二维码的室内移动机器人定位技术[J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(6): 124-129.
TANG Zhenyu, ZHANG Zhaowei, JIANG Lin. Indoor mobile robot localization technology based on depth camera and QR code [J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2024, 62(6): 124-129. (in Chinese)

[9] HAO H, FANG P, DUAN E, et al. A dead broiler inspection system for large-scale breeding farms based on deep learning[J]. Agriculture, 2022, 12(8): 1176.

[10] ZHANG Y, LAI Z, WANG H, et al. Autonomous navigation using machine vision and self-designed fiducial marker in a commercial chicken farming house[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109179.

[11] 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)

[12] 张兆国,朱时亮,王法安,等. 基于改进自适应卡尔曼滤波算法的温室UWB定位技术[J]. 农业机械学报,2025,56(3): 494-502.
ZHANG Zhaoguo, ZHU Shiliang, WANG Faan, et al. UWB greenhouse positioning technology based on improved adaptive Kalman filter algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 494-502. (in Chinese)

[13] QIAO J, GUO J, LI Y. Simultaneous localization and mapping (SLAM)-based robot localization and navigation algorithm[J]. Applied Water Science, 2024, 14(7): 151.

[14] KHOLE A, THAKAR A, SHENDE S, et al. A comprehensive study on simultaneous localization and mapping (SLAM): types, challenges and applications[C]//2023 IEEE International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS), 2023.

[15] 史涛,校诸政,丁垚,等. 动态场景下融合改进YOLOv7的视觉SLAM算法[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7): 90-96.
SHI Tao, XIAO Nuozheng, DING Yao, et al. Visual SLAM algorithm for fusing improved YOLOv7 in dynamic scenes[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 90-96. (in Chinese)

[16] 郑成基,郭敏,周超,等. 基于激光雷达的SLAM方法综述[J]. 数字制造科学, 2024, 22(2): 100-105.
ZHENG Chengji, GUO Min, ZHOU Chao, et al. Review of SLAM algorithms based on LiDAR[J]. Digital Manufacture Science, 2024, 22(2): 100-105. (in Chinese)

[17] 周毓君,陈炜峰,尚光涛,等. 基于异构数据融合的SLAM研究综述[J]. 南京信息工程大学学报, 2024, 16(4): 490-503.
ZHOU Chengjun, CHEN Weifeng, SHANG Guangtao, et al. Overview of SLAM research based on heterogeneous data fusion [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology, 2024, 16(4): 490-503. (in Chinese)

[18] LÓPEZ E, GARCÍA S, BAREA R, et al. A multi-sensorial simultaneous localization and mapping (SLAM) system for low-cost micro aerial vehicles in GPS-denied environments[J]. Sensors, 2017, 17(4): 802.

[19] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.

[20] KIM B, AZHARI M B, PARK J, et al. An autonomous UAV system based on adaptive LiDAR inertial odometry for practical exploration in complex environments[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(3): 669-698.

[21] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.

[22] 李泉凯,李广云,索世恒,等. 激光 SLAM 技术进展[J]. 导航定位学报, 2023, 11(4): 8 – 17.
LI Xiaokai, LI Guangyun, SUO Shiheng, et al. Progress and application of LiDAR-based SLAM technology[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(4): 8 – 17. (in Chinese)

[23] 孙国祥,黄银锋,汪小岳,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)

[24] 刘庆运,杨华阳,刘涛,等. 基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 29 – 38.
LIU Qingyun, YANG Huayang, LIU Tao, et al. SLAM algorithm based on fusion od LiDAR and depth camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 29 – 38. (in Chinese)

[25] 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)

[26] KIM D Y, KIM J, KIM I, et al. Artificial landmark for vision-based slam of water pipe rehabilitation robot[C] // 2015 12th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), 2015.

[27] ZHANG J, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast [C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015.

[28] YANG D, CUI D, YING Y. Development and trends of chicken farming robots in chicken farming tasks; a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108916.

[29] BASSO F, LEVORATO R, MUNARO M, et al. A distributed calibration algorithm for color and range camera networks[M]. Cham;Springer International Publishing, 2016: 413 – 436.

[30] ZHANG Q, PLESS R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C] // 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2004.

[31] ÖNLER E, KÖYÇÜ N D. Wheat powdery mildew detection with YOLOv8 object detection model[J]. Applied Sciences, 2024, 14(16): 7073.

[32] WANG G, CHEN Y, AN P, et al. UAV – YOLOv8: a small-object-detection model based on improved YOLOv8 for UAV aerial photography scenarios[J]. Sensors, 2023, 23(16): 7190.

[33] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LiDAR SLAM [C] // 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2016.

[34] 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)

(上接第 366 页)

[40] BI H, MA J, ZHENG W, et al. Comparison of soil moisture in GLDAS model simulations and in situ observations over the Tibetan Plateau[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2016, 121(6): 2658 – 2678.

[41] ZHANG R, BAO X, HONG R, et al. Soil moisture retrieval over croplands using novel dual-polarization SAR vegetation index [J]. Agricultural Water Management, 2024, 306: 109159.

[42] 王椰,史海静,姜艳敏,等. 基于 TVDI 的黄土高原干旱时空变化与其影响因素[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 184 – 195.
WANG Ye, SHI Haijing, JIANG Yanmin, et al. Spatio-temporal variations of drought characteristics and its influencing factors in Loess Plateau based on TVDI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 184 – 195. (in Chinese)

[43] 张芳旭,王军,韩宇平,等. 基于遗传算法的二维土壤水与作物生长耦合模拟模型构建和参数优化[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 392 – 403.
ZHANG Fangxu, WANG Jun, HAN Yuping, et al. Developing and parameter optimization of two-dimensional soil water transport and crop growth coupling model based on genetic algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 392 – 403. (in Chinese)

[44] 何亮,钱者东,靳宁,等. 格点天气预报数据与机理模型耦合的冬小麦干旱预警方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 170 – 176.
HE Liang, QIAN Zhedong, JIN Ning, et al. Drought early warning of winter wheat based on soil water dynamic model coupling with grid weather forecast data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 170 – 176. (in Chinese)

[45] NANDA A, DAS N, SINGH G, et al. Harnessing SMAP satellite soil moisture product to optimize soil properties to improve water resource management for agriculture[J]. Agricultural Water Management, 2024, 300: 108918.