

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508388

基于优化 Cartographer-SLAM 算法的机器人自主导航系统设计*

黄磊 杨铭远 刘备

(南京林业大学机械电子工程学院 南京 210037)

摘要:提出了一种基于优化 Cartographer-SLAM 算法的机器人自主导航系统设计,旨在解决传统 Cartographer 算法在长走廊、重复结构或动态环境中回环检测易受误匹配和累积误差影响的问题。通过改进回环检测和自适应优化策略,显著提升了系统的鲁棒性和精度。主要改进包括引入动态时间规整方法筛选回环候选并结合动态阈值调整策略以减少计算冗余和提高检测效率;采用贝叶斯优化机制融合栅格匹配与时序匹配分数,根据环境特征动态调整权重以增强复杂环境下的匹配鲁棒性;在后端优化中引入基于置信度传播的动态加权策略,为高置信度回环分配更高权重以抑制误匹配对地图一致性的影响。实验部分分为仿真和真实环境验证,在 Gazebo 仿真中改进算法在“日”字形走廊和工厂货架环境中的闭环误差平均降低 23%,计算效率显著提升。真实环境中,以南京林业大学教九楼走廊为测试场景,改进后的闭环误差从 0.52 m 降至 0.31 m,地图一致性明显改善。在 ACES Building (Austin) 开源数据集的验证结果表明,改进算法性能优于主流方法,具备良好的泛化性。此外,基于改进算法的自动引导车 (AGV) 系统在实际动态避障和路径规划实验中表现良好,验证了系统的实用性和稳定性。该研究为复杂环境下机器人自主导航提供了高效、低成本的解决方案,具有重要的工程应用价值。

关键词: Cartographer-SLAM; 回环检测; 时序一致性; 自适应优化; 自主导航

中图分类号: TP242; TN911.73

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510

Design of a robot autonomous navigation system based on optimized cartographer-SLAM algorithm

Huang Lei Yang Mingyuan Liu Bei

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: This paper presents the design of an optimized Cartographer-SLAM based autonomous navigation system for mobile robots. It aims to address the problems of mismatches and accumulated errors in loop closure detection encountered by the traditional Cartographer algorithm in long corridors, repetitive structures, and dynamic environments. The proposed method improves robustness and accuracy by enhancing loop closure detection and adopting adaptive optimization strategies. The main improvements involve using dynamic time warping for loop candidate selection and dynamic threshold adjustment to reduce computational redundancy. A Bayesian optimization mechanism is applied to fuse grid matching and temporal matching scores, with adaptive weight tuning according to environmental characteristics. In the back-end optimization, a confidence-propagation-based dynamic weighting scheme is introduced to suppress the impact of false matches on map consistency. Experiments are conducted in Gazebo simulation and real-world scenarios. In simulation, the loop closure error is reduced by 23% in “日”-shaped corridors and factory shelf environments. In the corridor of Teaching Building 9 at Nanjing Forestry University, the error decreases from 0.52 to 0.31 m. Tests on the ACES Building dataset show that the proposed algorithm outperforms mainstream methods with good generalization. The AGV navigation system also performs well in dynamic obstacle avoidance and path planning. This work provides an efficient and low-cost solution for autonomous navigation in complex environments and exhibits high engineering application value.

Keywords: Cartographer-SLAM; loop closure detection; temporal consistency; adaptive optimization; autonomous navigation

0 引言

同步定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 技术是机器人结合传感器信息, 实时获取自身位置与周围环境信息的关键技术。机器人在运动过程中, 通过反复观测地图特征, 定位自身位置和姿态, 并基于位置增量构建地图, 从而实现同步定位与建图^[1]。

SLAM 概念最早由 Smith 等^[2]于 1988 年提出, 并逐步从基于滤波器的方法发展为基于图优化的方法, 技术框架也从单线程发展为多线程。基于滤波器的 SLAM 方法本质是“递推估计”过程: 在每一时刻, 通过历史观测与控制信息, 利用滤波器 (如粒子滤波器、扩展卡尔曼滤波器等) 递推估计机器人当前位姿和地图状态, 并随着新观测的到来持续更新该估计。尽管该技术已成熟, 但随着环境规模增大, 计算复杂度和存储需求激增, 线性化误差和粒子退化问题会导致精度下降, 尤其在强非线性和动态环境下。相比之下, 基于图优化的 SLAM 方法通过全局优化技术, 优化位姿图结构, 避免了滤波器中的状态维度膨胀和线性化误差, 更精确地处理大规模和非线性环境。

1997 年, Lu 等^[3]首次提出了图优化框架解决激光 SLAM 问题, 通过扫描匹配测量两帧相对运动, 并线性化优化所有位姿, 但计算量庞大, 不适合实时操作。2010 年, Konolige 等^[4]提出 KartoSLAM, 通过稀疏位姿调整解决非线性优化问题。2011 年, Kohlbrecher 等^[5]提出 Hector SLAM, 该算法只利用 LiDAR 信息构建地图, 但机器人运动时速度变化过大可能导致建图失败。2016 年, Google 的 Hess 等^[6]提出 Cartographer 算法, 通过回环检测优化子地图位姿, 在保证实时性的同时消除累积误差, 减少计算量^[7]。得益于开源与易用性, Cartographer 迅速成为自动导引车 (automated guided vehicle, AGV) 导航与移动机器人领域的重要解决方案。

Cartographer 本质是一个由位姿与约束构成的非线性最小二乘问题。其核心思想借助图论, 通过位姿图表示 SLAM 问题。位姿图中的节点表示机器人在不同时刻的位姿, 连线表示两个位姿的相对位姿变换。回环检测优化所有位姿与约束关系, 避免累积误差。然而, 在长走廊或特征点少、几何特征相似的环境中, Cartographer 容易出现回环误差, 导致建图失败。

为解决这一问题, 学术界提出多种改进方案。Kim 等^[8]提出了 Scan_Context 方法, 通过环状扫描描述子提升回环检测准确性。Chen 等^[9]通过基于激光里程计筛选回环候选集, 减少搜索范围并提高检测准确性与效率, 降低地图漂移。Li 等^[10]结合加权有符号距离函数与 Levenberg-Marquardt 方法优化地图, 提高定位精度。徐

晓苏等^[11]通过引入激光点云特征描述子匹配方法, 提高回环检测精度。

尽管这些方法取得了进展, 但仍存在如下问题: 1) 动态环境适应性有限, 主要依赖几何特征匹配, 易发生误检或漏检; 2) 部分优化策略提升检测准确率, 但计算量大, 难以满足实时性要求; 3) 在重复结构环境中, 缺乏有效的时序信息融合机制, 导致回环误检概率增高, 影响地图一致性。

针对这些问题, 本文提出了一种结合时序一致性分析与自适应优化权重的改进回环检测方法。1) 引入动态时间规整 (dynamic time warping, DTW) 进行候选匹配筛选, 从源头减少计算冗余, 提升回环检测的准确率与实时性; 2) 采用贝叶斯优化机制, 根据环境特征动态调整栅格匹配与时序匹配的融合权重, 提高系统在复杂环境中的鲁棒性; 3) 在后端图优化过程中引入基于置信度传播的动态加权策略, 为高置信度回环分配更高优化权重, 有效抑制误匹配对地图一致性的影响。

在此基础上, 本文将利用优化的 Cartographer-SLAM 算法设计一种低成本、高性能的自主导航系统, 并以 AGV 为例开展建图实验和自主导航实验, 以验证系统的可行性。

1 改进的 Cartographer 算法

1.1 原生 Cartographer 回环检测流程

Cartographer 主要通过扫描匹配和优化位姿来实现闭环, 其核心思想是利用当前子图与历史子图或全局地图进行匹配, 以检测是否存在闭合回路。当机器人重新进入之前探索过的区域时, 系统会提取当前激光扫描数据的特征点 (如墙角和平面片段), 并通过分支定界算法 (branch-and-bound) 在历史子图中快速搜索可能的匹配位置, 计算当前位姿与历史位姿之间的几何一致性^[12]。一旦找到足够高的匹配得分, 系统会将这一约束加入位姿图优化 (pose graph optimization) 中, 通过 SPA (sparse pose adjustment) 或类似的非线性优化方法调整机器人轨迹, 从而消除累积误差并实现全局一致性。

整个过程结合了实时性要求和精度平衡, 通过多分辨率地图和协方差估计来提升匹配效率, 同时利用约束筛选 (如基于距离和外观的启发式方法) 减少误匹配, 最终形成高精度的地图。回环检测模块流程如图 1 所示。

1.2 基于动态阈值与 DTW 的自适应时序验证

在分支定界筛选出回环候选集后, 直接进行概率栅格匹配计算的计算负担较大, 特别是在大规模场景中可能导致回环检测效率下降。因此, 本部分提出一种自适应时序验证方法, 利用历史匹配信息对回环候选进行进

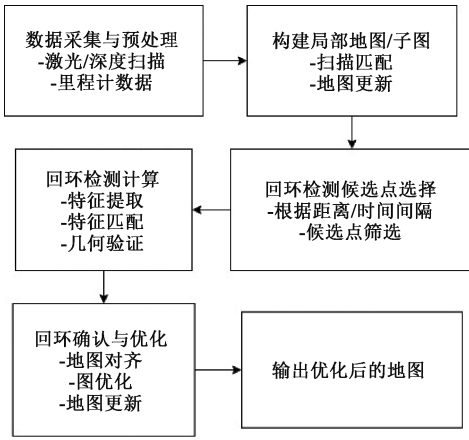


图1 回环检测模块流程

Fig. 1 Loop detection module flowchart

一步筛选,从而减少无效计算,提高回环检测的实时性和准确性。

1) 动态阈值调整

在原始 Cartographer 算法中,回环检测的时序匹配分数阈值 τ_i 为固定值。然而,固定阈值在不同环境下适应性较差,例如在动态环境中,点云匹配的稳定性较低,误匹配较多,而在结构稳定的环境中,固定阈值可能导致部分正确匹配被过滤。因此,本文采用动态阈值调整策略,基于历史匹配分数的方差 $Var(S_i)$ 调整阈值,使其根据匹配稳定性自适应变化:

$$\tau_i = 0.5 + 0.2 \cdot e^{-C \cdot Var(S_i)} \quad (1)$$

式中: S_i 表示时序匹配的分数的集合; $Var(S_i)$ 为最近 k 次匹配的分数的方差。

$$Var(S_i) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (S_{t,i} - \mu_i)^2 \quad (2)$$

其中均值为:

$$\mu_i = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k S_{t,i} \quad (3)$$

C 为平滑参数,控制阈值变化的敏感度,较大值表示对匹配稳定性的影响更显著。该公式使得当匹配分数波动较大时(即 $Var(S_i)$ 较高),阈值 τ_i 更严格,减少误匹配;而当匹配分数稳定时,阈值适当放宽,以保留可能的正确匹配。

2) 可变窗口 DTW

为了进一步提高时序验证的稳健性,采用可变窗口 DTW 方法,允许不同时间尺度上的匹配误差补偿,增强对长时间回环的适应能力。

在传统 DTW 方法中,窗口长度 N 一般设定为固定值,如 5 或 10,但这种方式在长时回环或短时局部变化时均可能影响匹配效果。因此,本文提出基于子图年龄的可变窗口策略,使窗口长度 N 根据子图的时间尺度自适

应变化:

$$N = 4 + 2 \cdot (1 - e^{-\gamma t}) \quad (4)$$

式中: t 表示当前子图距离其初始生成的时间; γ 是时间缩放参数,控制窗口增长的速度,通过网格搜索确定,在仿真环境中测试 $\gamma \in [0.1, 0.5]$,以回环检测准确率为指标,最终选择 $\gamma = 0.3$ (此时准确率提升 12% 且计算时间仅增加 5%); 初始窗口长度 $N_0 = 4$, 当子图较旧时,窗口长度逐渐增加,以增强匹配的稳健性。

该策略确保对于较新的子图,匹配窗口较短,提高匹配的灵敏度,而对于较旧的子图,匹配窗口较长,允许更大尺度的匹配误差,从而提高回环检测的准确性和稳定性。

1.3 基于贝叶斯推断的匹配分数融合

在回环检测中, Cartographer 主要依赖概率栅格匹配来计算匹配分 S_g , 但这种方法在动态环境或重复结构场景中可能存在误匹配的问题。为了增强匹配的鲁棒性,本文结合时序匹配分数 S_t 与栅格匹配分数 S_g , 通过贝叶斯优化混合匹配度量方法,自适应地调整二者的影响权重,提高回环检测的精度和稳定性。

在回环检测过程中,计算匹配置信度 λ , 以衡量当前回环候选的可靠性。定义 λ 为在时序匹配得分 S_t 给定的条件下,栅格匹配得分 S_g 的概率分布,即:

$$\lambda = P(S_g | S_t) \quad (5)$$

在贝叶斯框架下,假设 S_g 和 S_t 服从正态分布,并通过高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) 进行建模,其概率密度函数如下:

$$P(S_g | S_t) = \frac{e^{-\frac{(S_g - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}}}{e^{-\frac{(S_g - \mu_g)^2}{2\sigma_g^2}} + e^{-\frac{(S_t - \mu_t)^2}{2\sigma_t^2}}} \quad (6)$$

式中: μ_g 和 σ_g 为最近 k 次栅格匹配得分 S_g 的均值和标准差; μ_t 和 σ_t 为最近 k 次时序匹配得分 S_t 的均值和标准差; k 一般取 10, 即计算过去 10 次匹配结果的统计量,以平滑噪声影响。当 S_g 较稳定 (标准差 σ_g 小), 则匹配主要依赖栅格匹配结果。当 S_t 变化较小 (标准差 σ_t 小), 说明时序匹配稳定, 可以给予更高权重。当二者差异较大时, 匹配置信度 λ 将根据二者的相对稳定性自适应调整, 从而减少误匹配的影响。

最终, 本文使用加权匹配分数 S_{final} 进行回环约束的计算:

$$S_{\text{final}} = \lambda S_g + (1 - \lambda) S_t \quad (7)$$

1.4 基于匹配置信度的动态协方差加权

回环约束的协方差矩阵决定了优化对该约束的信任程度。如果误匹配约束的权重过高, 可能导致地图畸变, 而如果高置信度的回环约束影响不足, 则优化效果不佳。

因此,本文提出基于不确定性传播的动态协方差加权方法,以匹配得分来自适应调整回环约束的不确定性,从而提高优化的鲁棒性。

1) 回环约束协方差矩阵的构建

在 SLAM 后端优化中,回环约束通常由位姿变换 $T_{loop} = (x, y, \theta)$ 表示,其协方差矩阵 Σ_l 反映了该约束的不确定性。设 Σ_l 的表达形式为:

$$\Sigma_l = U^{-1} \cdot \text{diag}(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta) \cdot U \quad (8)$$

式中: U 为旋转矩阵,用于对齐坐标轴,使得不确定性在局部坐标系中表示; $\text{diag}(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta)$ 是对角协方差矩阵,表示回环约束在 x, y 方向和旋转角度 θ 上的不确定性。

2) 匹配误差传播计算协方差

为了自适应调整回环约束的置信度,根据最终匹配得分 S_{final} 计算不确定性 $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta$:

$$\sigma_x = \frac{1}{S_{final}^\alpha}, \sigma_y = \frac{1}{S_{final}^\alpha}, \sigma_\theta = \frac{1}{S_{final}^\beta} \quad (9)$$

式中: S_{final} 为贝叶斯优化匹配度量计算出的最终匹配分数; α, β 为超参数,用于调整不确定性变化速率,通过实验标定固定 α 调整 β ,以地图一致性误差最小化为目标,最终选择使误差下降最显著的组合,通常设定为 $\alpha = 1.2, \beta = 1.5$ 。当 S_{final} 较高(匹配可信度高)时, $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta$ 变小,优化会更严格地约束该回环。当 S_{final} 较低(匹配不确定性高)时, $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_\theta$ 变大,从而减少误匹配对全局优化的干扰。

3) 最终的加权协方差矩阵计算

考虑到不确定性传播对整体优化的影响,使用信息矩阵 Ω_l 进行加权计算:

$$\Omega_l = \Sigma_l^{-1} \quad (10)$$

代入式(8)得:

$$\Omega_l = U^{-1} \cdot \text{diag}(S_{final}^\alpha, S_{final}^\alpha, S_{final}^\beta) \cdot U \quad (11)$$

当 S_{final} 增大时(置信度高), Ω_l 变大,优化过程中对该回环的信任度增加。当 S_{final} 减小时(置信度低), Ω_l 变小,使得优化对该约束的依赖降低,以减少误匹配的影响。

2 自主导航系统设计

为验证改进算法在实际移动机器人导航任务中的应用效果,本文基于优化后的 Cartographer-SLAM 算法设计了自主导航系统的总体结构,如图 2 所示。系统整体采用分层模块化架构,由感知层、定位建图层、路径规划层与运动控制层组成。

感知层包括 RPLIDAR 激光雷达与惯性测量单元,用于实时采集环境与姿态信息;定位建图层运行本文改进的 Cartographer 算法,实现环境建图和自身位姿估计;路

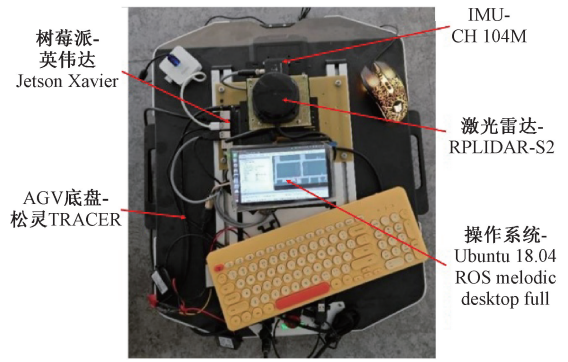


图 2 AGV 硬件实物

Fig. 2 AGV hardware physical picture

径规划层基于 A^* 算法进行全局路径规划,并结合 DWA (dynamic window approach) 实现局部避障与动态路径重规划;运动控制层通过底盘速度控制与反馈机制,实现路径跟踪与避障行为。

整个系统运行于 ROS 框架下,各功能模块以节点形式并行运行,通过话题(topic)和服务(service)进行数据交互。该层次化结构设计保证了系统的模块独立性与协同工作能力,为后续实验验证提供了稳定可靠的平台支持。

3 实验与结果分析

3.1 仿真建图实验

1) 实验设置

仿真实验在 Ubuntu 20.04.4 LTS 操作系统上运行,依托 ROS-Noetic 进行仿真控制,采用 TurtleBot3 Waffle 作为实验机器人,并使用可视化工具 RViz 观察建图结果。

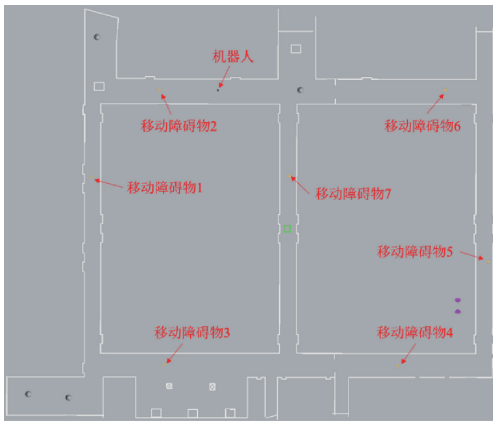
实验在 Gazebo 11.11 中构建了两种典型环境,以测试回环检测的性能:日字形回环环境(图 3(a)),其中走廊 a、c 长度为 63.25 m,走廊 b、d 长度为 42.37 m。该环境模拟了一个封闭式的回环路径,包含多次回环区域。主要用于测试回环检测的准确性,验证机器人在相同区域多次经过时,能否正确识别回环并完成全局优化,在环境中另外设置 7 个移动障碍物,以确保算法具备在动态环境下运行的能力。

模拟工厂货架环境(图 3(b)),该环境由多个相似结构的货架组成,具有较强的环境重复性,主要用于测试回环检测的鲁棒性,考察机器人能否在相似但不同位置的场景中避免误匹配,同样在环境中设置 4 个动态障碍物。

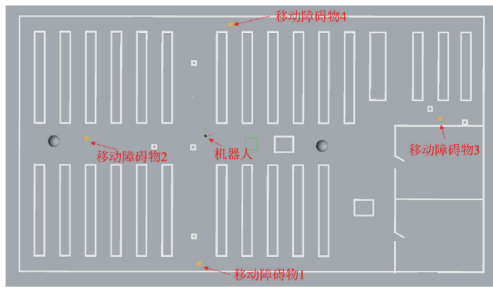
为了全面分析不同方法的回环检测性能,实验采用如下核心指标进行评估。

(1) 计算时间

记录回环检测模块的计算时间,评估算法的实时性。



(a) 仿真日子形长环走廊环境
(a) Simulate a long circular corridor environment on a simulated day



(b) 仿真工厂货架环境
(b) Simulate factory shelf environment

图 3 Gazebo 典型仿真环境

Fig. 3 Typical simulation environment of Gazebo

记录方法是在回环检测模块的关键部分(即开始回环检测时和完成回环检测时)记录时间戳,由于单次实验可能受系统资源占用波动影响,进行 3 次实验并取平均值。时间越短,表示算法计算效率越高,更适用于实时 SLAM 任务。

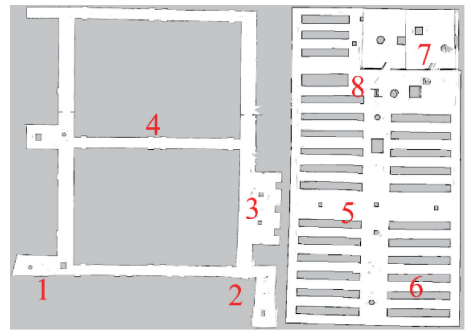
(2) 地图闭环误差

测量回环闭合区域的最大误差,评估地图在回环后的全局一致性。记录方法是使用 Rviz 等工具可视化最终的地图,并通过量化闭环误差,进一步验证回环检测算法对地图一致性的影响。误差越小,表明改进方法能够更好地修正轨迹偏差,提高建图的精度。

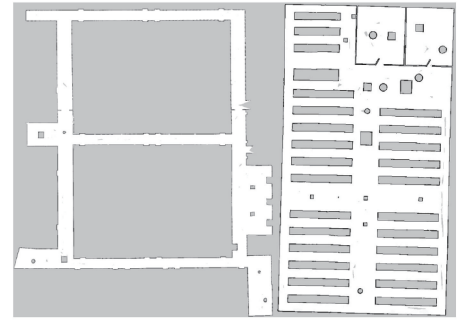
通过上述实验设置,本文将在不同环境下对改进方法和 Cartographer 算法进行对比分析,评估其在计算效率、检测准确性、地图一致性方面的性能。

2) 仿真实验及对比分析

在 Gazebo 11.11 仿真环境中分别加载两种测试场景,并部署 TurtleBot3 Waffle 机器人,控制机器人沿预设路径进行巡航,分别运行原生 Cartographer 算法和本文改进方法,并让机器人在相同环境下进行回环检测和建图(两种算法分别进行 3 次实验,并取效果最好的结果作为最终实验结果)。建图结果如图 4 所示。



(a) Cartographer 算法建图结果
(a) Cartographer algorithm mapping results



(b) 改进算法建图结果
(b) Improved algorithm mapping results

图 4 两种算法建图结果

Fig. 4 The mapping results of two algorithms

从图 4 可以看到,原 Cartographer 算法在一些较为复杂的区域没有成功完成闭环。相对而言,本文提出算法所构建的全局地图与实际环境基本一致,有效消除了累计误差产生的影响,在多次回到原来的区域后成功完成了全局地图优化。分别对如下评估指标进行记录对比。

(1) 计算时间对比

在回环检测模块的关键部分(即开始回环检测时和完成回环检测时)记录时间戳,计算所有回环检测的平均耗时,分析不同方法的计算效率,并绘制计算时间对比曲线(图 5),观察在不同环境下计算时间的变化趋势。

从图 5 可以看出,在两种环境中,本文方法的计算时间均低于原生方法。整体上,本文方法在两种环境下都表现出更优的计算效率,同时保持了稳定的检测能力,说明它在不同场景中都能有效提升性能。

(2) 地图闭环误差分析

闭环误差通常分为平移误差 E_t 和旋转误差 E_r ,即闭环前后在位置坐标和角度上的偏差,它们可以通过以下公式计算:

$$E_t = \sqrt{(x_{\text{before}} - x_{\text{after}})^2 + (y_{\text{before}} - y_{\text{after}})^2} \quad (12)$$

$$E_r = |\theta_{\text{before}} - \theta_{\text{after}}|, \theta \in [-\pi, \pi] \quad (13)$$

式中: $(x_{\text{before}}, y_{\text{before}})$ 、 $(x_{\text{after}}, y_{\text{after}})$ 为闭环前后的坐标位置; θ_{before} 、 θ_{after} 是闭环前后的旋转角度

最后,采用加权综合误差的方式,实验在 RViz 中对

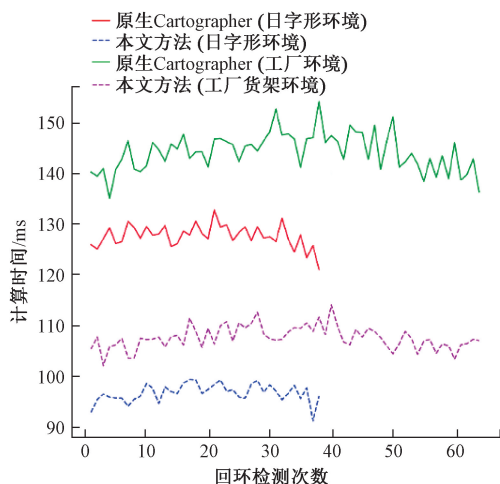


图 5 回环检测计算时间对比

Fig. 5 Comparison of Loop Detection Calculation Time

比原生 Cartographer 与本文改进方法生成的地图质量,并选取具有代表性的回环区域进行误差测量。具体地,在两个测试环境中分别选取典型位置进行闭环误差评估,总共选取了 8 个闭环位置,如图 4(a)中标出的 8 个位置。这些位置均为机器人在导航过程中多次经过、并能触发回环检测的场景点,具有较强的代表性和可重复性。每个位置的闭环误差通过如下方式测量:在地图回环闭合前后,手动在 RViz 中选取相同地理位置点,读取其二维坐标差值并计算平移误差,结合姿态角度差计算旋转误差,最终得出该点的闭环误差。各位置的误差数值如表 1 所示。

表 1 两种算法在 8 个位置具体误差数值对比

Table 1 Comparison of specific error values between two algorithms at 8 positions

回环位置编号	Cartographer 闭环误差/m	本文方法闭环 误差/m	误差减少比率/%
位置 1	0.257	0.213	17.1
位置 2	0.435	0.268	38.4
位置 3	0.371	0.327	11.9
位置 4	0.211	0.205	2.8
位置 5	0.224	0.207	7.6
位置 6	0.218	0.193	11.5
位置 7	0.475	0.236	50.3
位置 8	0.396	0.219	44.7

从表 1 可以看出,改进方法在绝大多数回环位置上均实现了闭环误差的明显降低。以位置 2、7 和 8 为例,原生 Cartographer 算法在这些区域的闭环误差分别达到 0.435、0.475 和 0.396 m,显示出在环境结构重复度高或闭环路径较长时存在较明显的累计误差。而本文方法在这 3 个位置上的闭环误差分别降低至 0.268、0.236 和 0.219 m,误差减少比率分别为 38.4%、50.3% 和 44.7%,表现出更强的闭环检测与地图优化能力。在个别误差原

本较小的位置(如位置 4 和位置 5)中,改进幅度相对有限,误差减少比率仅为 2.8% 和 7.6%,但总体来看,改进算法在所有回环区域的平均闭环误差由原生方法的 0.324 m 降低至 0.233 m,整体误差减少了 23.0%。这表明改进方法在复杂或重复结构场景下,能够有效降低闭环检测中的误匹配风险,提升地图的全局一致性。

3.2 真实环境验证实验

为验证所提出回环检测与建图优化方法在真实场景中的应用效果,选取南京林业大学教九楼二楼“日”字形走廊作为实验环境。该区域为封闭式长走廊结构,包含多个转角与重复路径,具备明显的回环特征,适合作为闭环检测与全局一致性验证的典型场景,终点坐标通过激光雷达与预先布置的 AprilTag 标志物联合标定,取 10 次测量平均值。实验使用的 AGV 搭载 RPLIDAR-A1 激光雷达、GY-85 惯性测量单元,底盘为松灵 TRACER,核心控制平台为 NVIDIA Jetson Xavier,运行操作系统为 Ubuntu 18.04,使用 ROS Melodic 作为机器人操作系统框架,所有节点通过 launch 脚本统一管理调度。

实验开始前,将 AGV 放置于走廊起点处,通过键盘远程控制其沿日字形通道依次巡航,路径覆盖所有边角及回环区域,过程中系统以 5 Hz 频率订阅“/scan”话题获取激光数据,同时对位姿进行实时估计,并利用改进算法执行前端特征匹配与回环检测。在系统完成一圈闭合路径行驶后,地图构建完成并自动保存,通过 Rviz 进行地图显示与路径回放,得到最终建图结果,如图 6 所示。



图 6 AGV-SLAM 系统在教九楼构建的地图结果

Fig. 6 The map result map constructed by AGV-SLAM system on the ninth floor of the teaching building

为评估回环检测与全局优化效果,设置机器人初始位姿点为 P_0 ,终止运行时的位姿点为 P_T 。理论上,若系统闭环检测准确、全局优化有效,则应满足 $P_0 \approx P_T$,因此,以闭环误差(即起点与终点之间的欧氏距离)作为回环检测效果的衡量指标。闭环误差越小,说明系统对回环位置识别越准确,建图过程中的累积漂移越小,全局地图一致性越好。

通过多次实验测量,分别在 Cartographer 算法与改进算法下记录起点终点的偏移量,结果误差的对比如表 2 所示。

表 2 原算法与改进算法起点终点的偏移量误差对比

Table 2 Comparison of offset errors between the starting and ending points of the original algorithm and the improved algorithm

	实验 1	实验 2	实验 3
-			
初始坐标	(0.00, 0.00)	(0.00, 0.00)	(0.00, 0.00)
Cartographer 终点	(0.48, -0.19)	(0.54, 0.13)	(0.47, -0.08)
改进终点	(0.24, 0.07)	(0.37, 0.15)	(0.29, 0.11)
原始闭环误差/m	0.52	0.56	0.48
改进闭环误差/m	0.24	0.39	0.30

实验数据表明,在原始 Cartographer 算法下,闭环误差平均值约为 0.52 m,存在一定程度的累积漂移;而采用本文提出的回环检测与建图优化策略后,闭环误差平均值降至约 0.31 m,误差最大值控制在 0.39 m 以内,地图边缘更加清晰、结构闭合更加严密,尤其在回环区域未再出现路径漂移或重影现象,验证了本方法在复杂真实环境的建图精度与鲁棒性。

3.3 消融与对比实验

为进一步验证本文所提出改进算法中各模块的有效性 & 整体性能优势,分别进行了消融实验与现有 SLAM 算法的综合对比实验。

首先,为分析各改进模块对整体性能的独立贡献,设计了 4 组对比方案:1)仅启用动态阈值与 DTW 时序验证模块 (Method-A);2)仅启用贝叶斯匹配融合模块 (Method-B);3)仅启用动态加权协方差优化模块 (Method-C);4)启用全部模块的完整改进算法。在日字形回环仿真环境中,分别记录回环闭环误差与计算时间,结果如表 3 所示。

表 3 各模块消融实验结果对比

Table 3 Comparison of ablation experiment results for each module

方法	闭环误差/m	计算时间/ms	改进幅度/%
Cartographer	0.324	112	-
Method-A	0.281	106	13.3
Method-B	0.263	109	18.8
Method-C	0.258	110	20.4
本文	0.233	103	28.1

由表 3 可见,3 种改进模块均在不同程度上降低了闭环误差,其中贝叶斯融合与动态加权模块在复杂场景下提升效果最为明显。综合启用后,平均闭环误差降低 28.1%,验证了各改进模块的有效性与协同作用。

其次,为评估本文方法在二维激光 SLAM 中的综合性能,与当前主流算法 Hector-SLAM 与 GMapping 进行了对比实验。实验环境及参数保持一致,主要评价指标为地图闭环误差、计算时间与地图一致性,结果如表 4 所示。

表 4 不同 SLAM 算法性能对比

Table 4 Comparison of performance of different SLAM algorithms

算法	闭环误差/m	计算时间/ms
Hector-SLAM	0.412	95
GMapping	0.367	132
Cartographer	0.324	112
本文	0.233	103

实验结果表明,本文改进算法在建图精度、回环检测稳定性及地图一致性方面均优于其他二维 SLAM 算法,同时在计算效率上也保持较优水平。这说明本文提出的基于 DTW 时序筛选、贝叶斯融合及动态加权优化的改进策略在复杂环境下能够有效提升系统性能和鲁棒性。

3.4 公共数据集验证实验

为进一步验证本文算法在通用场景下的性能,并增强结果的可重复性,本文在公开的 ACES Building (Austin) 数据集上进行了实验。该数据集由美国德克萨斯大学奥斯汀分校采集,场景为多房间、长走廊和部分动态人员的复杂建筑环境,包含高精度的 2D LiDAR 扫描数据和里程计信息,广泛用于激光 SLAM 算法性能验证。

实验设置与仿真部分保持一致,主要对比对象为 Hector-SLAM、GMapping、Cartographer 和本文提出的改进算法,评价指标包括地图闭环误差、计算时间。实验结果如表 5 所示。本文算法建图结果如图 7 所示。

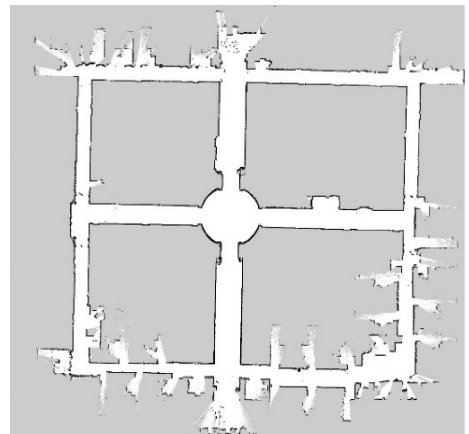


图 7 算法在公开数据集中的建图结果

Fig. 7 The graph construction results of the algorithm in the public dataset

结果表明,在 ACES Building (Austin) 数据集中,本文算法在闭环误差方面较 Cartographer 降低约 24.0%,地图一致性得分提高约 5.7%。得益于动态阈值与 DTW 筛选机制的引入,算法能更有效地识别长距离回环区域并避免误匹配;同时贝叶斯匹配融合和动态协方差加权策略进一步提高了地图的全局一致性和建图精度。

表 5 公开数据集上不同 SLAM 算法性能对比

Table 5 Performance comparison of different SLAM algorithms on the public dataset

算法	闭环误差/m	计算时间/ms
Hector-SLAM	0.458	96
GMapping	0.392	135
Cartographer	0.341	118
本文	0.259	107

该结果验证了本文方法在公开数据集上同样具有优越的泛化性能和鲁棒性,说明改进算法不仅在自建场景中有效,也能在复杂真实场景下保持良好表现。

3.5 自主导航实验

将改进后的算法部署在 AGV 上,设计自主导航系统,配合 Rviz 三维可视化平台对系统的可行性进行验证^[13]。分别使用 A* 算法和 DWA 算法来实现 AGV 的全局路径规划^[14]和局部路径规划^[15]。根据 3.2 节构建的地图,利用 Rviz 平台进行自主导航实验。将 AGV 放置在教九楼二楼走廊的地面上,作为初始位姿,并根据此时的位姿,在 Rviz 中调整虚拟位姿,使二者保持一致,如图 8 所示。



图 8 Rviz 平台中 AGV 自主导航的起点
Fig. 8 Starting point of AGV autonomous navigation in Rviz platform

实验共设定 4 个目标点,覆盖走廊不同区域,其中第 4 个目标点与起点重合,形成一个完整闭合的运动路径。实验过程中,AGV 根据 A* 算法生成的全局路径逐点导航,沿规划轨迹依次抵达各个目标点,完整巡航一圈后返回起始位置。Rviz 平台中 AGV 自主导航过程如图 9 所示。

在正常导航过程中,AGV 能够精确跟随路径前进,各目标点均成功到达,显示出系统较好的定位精度与路径跟踪能力。

为了进一步验证系统在动态环境下的避障性能,实验过程中在 AGV 行驶路径上随机设置障碍物,并模拟行人突然横穿的紧急情况。当 AGV 检测到前方有障碍物时,自主导航系统即时调用 DWA 局部规划器进行动态路径重规划,使机器人能够平稳绕过障碍物后重新回到

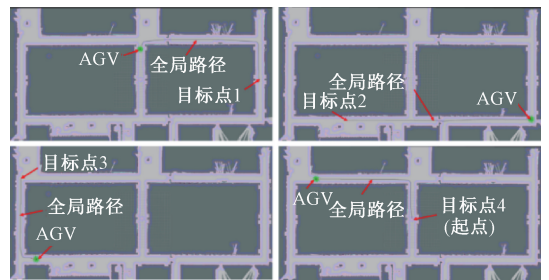
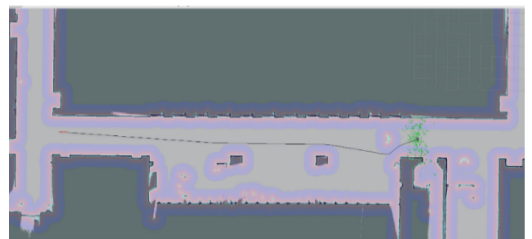


图 9 Rviz 平台中 AGV 的自主导航过程
Fig. 9 Autonomous navigation process of AGV in Rviz platform

既定路径并继续向目标点移动。运行过程如图 10 所示。



(a) AGV 正常行驶
(a) AGV normal operation



(b) AGV 遇到障碍物进行避障处理
(b) AGV performs obstacle avoidance when encountering obstacles

图 10 Rviz 平台中 AGV 的避障过程

Fig. 10 The obstacle avoidance process of AGV in Rviz platform

实验结果表明,在面对突发障碍物时,AGV 均能迅速响应并安全避让,且最终顺利到达预设目标点,验证了所设计导航系统在复杂真实环境中的稳定性与鲁棒性。

4 结论

本文对基于 Cartographer-SLAM 算法的机器人自主导航系统进行了优化,解决了传统算法在复杂环境中存在的回环检测误匹配、累积误差显著等问题。首先,采用 DTW 和自适应阈值调整策略优化回环检测流程,显著提升了匹配效率和准确性;其次,通过贝叶斯优化机制动态融合栅格匹配与时序匹配信息,增强了算法在动态环境中的适应性;最后,引入基于置信度的动态加权策略,有效抑制了误匹配对地图一致性的影响。实验结果表明,优化后的算法在仿真环境中使闭环误差平均降低 23%,

计算效率显著提升;在实际场景测试中,闭环误差从 0.52 m 降至 0.31 m,地图精度明显改善。此外,在 ACES Building (Austin) 公开数据集上的实验验证了本文算法的泛化能力,表明该方法在不同场景下均能保持较高的鲁棒性和精度。基于该算法的 AGV 导航系统在路径规划和动态避障任务中表现优异,验证了系统的实用性和可靠性。然而,在超大规模环境中,系统的建图与定位性能仍有提升空间,后续可考虑结合多传感器融合技术来进一步增强系统性能。

参考文献

- [1] ECKENHOFF K, GENEVA P, HUANG G Q. MIMC-VINS: A versatile and resilient multi-IMU multi-camera visual-inertial navigation system[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(5): 1360-1380.
- [2] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics [J]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1987, 5: 435-461.
- [3] LU F, MILIOS E. Globally consistent range scan alignment for environment mapping [J]. *Autonomous Robots*, 1997, 4: 333-349.
- [4] KONOLIGE K, GRISETTI G, KÜMMERLE R, et al. Efficient Sparse Pose Adjustment for 2D mapping [C]. *2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2010.
- [5] KOHLBRECHER S, O VON STRYK, MEYER J, et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation [C]. *2011 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics*, 2011.
- [6] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2016: 1271-1278.
- [7] YANG S, GENG C, LI M, et al. Improved cartographer algorithm based on map-to-map loopback detection [C]. *2022 6th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI)*, 2022.
- [8] KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map [C]. *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018: 4802-4809.
- [9] CHEN D, ZHANG H, TANG L, et al. Multimodal fusion simultaneous localization and mapping method based on multilayer point cloud matching closed-loop detection [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2024, 33(3): 033024-033024.

- [10] LI Z, CHAMRAN K, ALOBAEDY M M, et al. An Optimization on 2D-SLAM map construction algorithm based on LiDAR [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2024, 110(4): 144.
- [11] 徐晓苏, 李诺, 姚逸卿. 基于快速回环检测的室外环境下激光雷达 SLAM 算法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2024, 30(6): 716-722.
- XU X S, LI N, YAO Y Q. Lidar SLAM algorithm in outdoor environment based on fastloop detection [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2024, 30(6): 716-722.
- [12] 刘铭哲, 徐光辉, 唐堂, 等. 激光雷达 SLAM 算法综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(1): 1-14.
- LIU M ZH, XU G H, TANG T, et al. Review of SLAM based on lidar [J]. *Journal of Computer Engineering & Applications*, 2024, 60(1): 1-14.
- [13] 刘宇程, 姜振华, 胡俊. 基于 ROS 平台的六自由度机械臂轨迹规划及仿真研究 [J]. *制造业自动化*, 2022, 44(1): 38-41.
- LIU Y C, JIANG Z H, HU J. Research on trajectory planning and simulation of 6-DOF manipulator based on ROS [J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(1): 38-41.
- [14] ZHANG Y X, KONG X D, CHEN X Z. Multi robot navigation formation simulation based on ROS [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2216(1): 012015.
- [15] 张浩. 基于 A* 算法的自动泊车全局路径规划算法研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- ZHANG H. Research on global path planning algorithm of automatic parking based on A* algorithm [D]. Changchun: Jilin University, 2022.

作者简介



黄磊, 1997 年于安徽大学获得学士学位, 2004 年于南京航空航天大学获得硕士学位, 2015 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京林业大学副教授, 主要研究方向为机器人激光 SLAM 导航技术、三维激光点云目标检测。

E-mail: huanglei@njfu.edu.cn

Huang Lei received his B. Sc. degree from Anhui University in 1997, M. Sc. degree and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2004 and 2015, respectively. Now he is an associate professor in Nanjing Forestry University. His main research interests include laser-based SLAM navigation, 3D lidar point cloud object detection technology.