

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2026.06.008

引用格式:尹裕林,张兴兰,欧阳奇.一种基于多帧数据融合匹配的位姿估计方法[J].重庆大学学报,2026,49(6):82-92.



一种基于多帧数据融合匹配的位姿估计方法

尹裕林¹,张兴兰²,欧阳奇²

(1. 重庆理工大学计算机科学与工程学院,重庆 400054; 2. 重庆大学自动化学院,重庆 400044)

摘要:传统同时定位与地图构建算法中的单帧位姿估计方法会面临 IMU 数据不可靠、点云特征稀疏等因素导致的位姿估计累计误差、地图重叠与漂移等问题。为解决上述问题,本文聚焦于前端扫描匹配优化策略,提出了一种基于多帧数据融合匹配的位姿估计方法。该方法根据连续帧位姿变化关系实现雷达数据多帧融合;利用激光雷达-惯性测量单元位姿变换加权融合策略进行位姿预测;在扫描匹配阶段引入统计滤波去除点云噪声,并通过二次匹配优化位姿估计。实验结果表明,相较于传统的主流算法,本文方法在真实场景的定位精度分别提升了 28.4%、30.1%、65.3%,有效减小了累计误差,提升了轨迹估计精度与建图质量。本研究为移动机器人在建图和自身定位过程中位姿不准及累积误差过大提供了新的解决方案。

关键词:同步定位与地图构建;多帧数据融合;扫描匹配;位姿估计

中图分类号:V249.32+8

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2026)06-082-11

An optimized pose estimation method based on multi-frame data fusion

YIN Yulin¹, ZHANG Xinglan², OUYANG Qi²

(1. College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, P. R. China; 2. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Traditional single-frame pose estimation methods in simultaneous localization and mapping (SLAM) often suffer from cumulative errors, map misalignment, and trajectory drift due to unreliable inertial measurement unit (IMU) data and sparse point cloud features. To address these issues, this study proposes an enhanced pose estimation method based on multi-frame data fusion and optimized front-end scan matching. The proposed approach performs multi-frame fusion of LiDAR data by exploiting pose transformation relationships between consecutive frames. A weighted LiDAR-IMU fusion strategy is employed for pose prediction. During scan matching, statistical filtering is introduced to remove point cloud noise, and pose estimation is further refined through a secondary matching process. Experimental results demonstrate that, compared to mainstream conventional algorithms, the proposed method improves localization accuracy in real-world scenarios by 28.4%, 30.1%, and 65.3%, respectively, effectively reducing cumulative errors and enhancing trajectory estimation

收稿日期:2025-09-11

基金项目:中央高校基本科研业务费国防专项(2024CDJGF-053)。

Supported by Central Fund for Basic Scientific Research at Central Universities Defense Project (2024CDJGF-053).

作者简介:尹裕林(2001—),男,研究生,主要从事多模态感知与机器人控制方向研究。

通信作者:欧阳奇,男,教授,(E-mail)yangqi@cqu.edu.cn。

accuracy and mapping quality. This study provides a novel solution for enhancing pose estimation accuracy and mitigating cumulative errors in mobile robots mapping and self-localization tasks.

Keywords: simultaneous localization and mapping; multi-frame fusion; scan matching; pose estimation estimation

随着人工智能的迅速发展,现代社会对生产效率的提高以及人们对智能化生活的向往,促使着机器人行业迅速发展,并广泛地应用于日常生活与生产建设中。移动机器人是众多机器人种类中的一种,是许多企业与高校的研究热点^[1]。在无人驾驶领域,同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)起着重大作用,其最早是由Smith和Cheeseman^[2]在1986IEEE机器人与自动化会议上提出,发展至今已有30多年。SLAM技术解决了在没有环境先验信息的场景下,机器人在未知环境中从一个未知位置开始移动,在移动过程中根据位置和地图进行自身定位,同时在自身定位的基础上建造增量式地图,实现机器人的自主定位和导航的问题^[3]。根据所使用传感器类别的不同,当前主流的SLAM系统主要分为激光SLAM、视觉SLAM以及各类传感器辅助激光/视觉的多传感器融合SLAM技术^[4]。

视觉SLAM是基于单/双目摄像头进行视觉建图导航,利用计算机视觉和几何学原理,通过分析场景中的图像信息和几何信息,实现对相机的运动估计和环境地图建立^[5]。但由于相机需要处理大量的图像数据,导致视觉系统计算量较大,需要高价格的GPU作为支撑,且由于相机对光线要求较高,在光照不充足的环境下,导致视觉SLAM无法进行正常的建图、精确度降低,促使建图的鲁棒性和实时性大大降低^[6]。相较于视觉SLAM系统,以激光雷达为主的激光SLAM对光照不敏感,能够在光线剧烈变化的室内外场景中,准确的感知环境信息,构建高精度地图,对长时间运行SLAM系统也更加稳定^[7]。由于激光雷达的制造成本较低,体积较小,尤其在构建长廊及低特征场景地图时激光雷达所需的计算量较小且精度较高,建图效果较好,因此激光SLAM在室内建图是研究热点。

激光SLAM中有很多算法,其中由谷歌公司于2016年提出的cartographer算法文献[8]是目前在室内实现建图的主要方法,其主要思想是通过回环检测来消除建图过程中的累积误差^[9]。在cartographer算法的前端框架中,位姿预测和扫描匹配是决定其在大规模地图构建过程中保持精确定位与建图的重要因素。张亮等^[10]针对Cartographer算法中位姿融合不准确、存在延迟的问题,设计了一种基于位姿增量的多传感器位姿融合方法;沈欣等^[11]针对Cartographer算法中,云中的离群点和噪声影响点云匹配的精度,以及位姿融合算法精度不高的问题,提出一种基于混合滤波算法和速度积分位姿融合的算法。文献[12]根据迭代最近点(iterative closest point, ICP)扫描匹配方法提出一种基于位姿图的SLAM系统,比传统滤波方法性能更高,但该系统具有参数依赖性,需要对多个参数进行微调。文献[13]提出一种自适应广义迭代最近点方法实现前端里程计,结合强度扫描上下文文献[14]与因子图优化构建完整SLAM系统,可在低速条件下获取稳定的行驶轨迹。

为解决建图过程中产生的重叠和漂移现象、点云特征稀疏以及累积误差较大的问题,本文在cartographer算法的基础上,优化其位姿预测和扫描匹配过程。利用融合点云数据的位姿变化与惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)数据的位姿变换进行加权融合,为扫描匹配提供初始位姿估计,避免局部最优。利用统计滤波的方法去除融合帧激光雷达数据的噪声,并将滤波后的融合帧进行二次扫描匹配,得到优化位姿,减少累积误差。

1 传统 Cartographer 算法

Cartographer算法主要由前端局部优化和后端全局优化两大模块构成。在前端部分,系统利用IMU和里程计采集的位姿数据进行初始化,并持续进行位姿预测与更新,通过整合激光雷达获取的点云信息,系统逐步构建并实时更新局部子图。这一过程依赖于连续的雷达扫描数据,确保子图的精确性和实时性。在后端部分,系统采用基于Ceres的优化方法,对前端生成的子图进行全局优化和融合。这一步骤旨在消除因传感器噪声或数据漂移引起的累积误差,从而提高整体地图的精度和一致性。系统的运行将持续进行,直至不再检测到新的传感器数据或子图更新为止。通过这种前后端协同工作的方式, Cartographer算法实现了高精度

的实时地图构建与优化。

1.1 位姿推算

在 Cartographer 算法中,其通过传感器 IMU 提供角速度 ω 和线加速度 a ,用于更新机器人的朝向 θ ,里程计提供机器人的线速度 v 和角速度 ω ,用于更新机器人的位置 (x,y) 和朝向 θ ,并利用时间戳来同步传感器数据,通过积分运动模型来估计其位姿变化。假设机器人 t_0 初始位姿是 $T(t_0)=\{x(t_0),y(t_0),\theta(t_0)\}$,根据传感器 IMU 和里程提供的数据进行角速度积分,更新朝向

$$\theta(t)=\theta(t_0)+\int_{t_0}^t \omega(t) dt, \quad (1)$$

式中: $\theta(t)$ 是当前时刻 t 的朝向; $\theta(t_0)$ 是初始时刻 t_0 的朝向; $\omega(t)$ 是角速度。利用里程计提供的线速度 v ,更新机器人的位置

$$x(t)=x(t_0)+\int_{t_0}^t v(t) \cdot \cos(\theta(t)) dt, \quad (2)$$

$$y(t)=y(t_0)+\int_{t_0}^t v(t) \cdot \sin(\theta(t)) dt, \quad (3)$$

式中: $x(t)$ 、 $y(t)$ 为当前时刻 t 的位置; $x(t_0)$ 、 $y(t_0)$ 为初始时刻 t_0 的位置; $v(t)$ 为线速度; $\theta(t)$ 为当前时刻的朝向。

1.2 单帧扫描匹配

cartographer 算法中在单帧雷达数据下采用基于点的 ICP 算法进行位姿估计,来获取局部的运动轨迹。设单帧雷达数据 L_k 和 L_{k-1} 的点云数据集合分别为 $P=\{(x_p^i), (y_p^i), i=1, 2, \dots, N\}$ 和 $Q=\{(x_q^i), (y_q^i), (\theta_q^i), i=1, 2, \dots, M\}$,其中 (x_p^i, y_p^i) 为世界坐标下第 i 个点的坐标,与 (x_q^i, y_q^i) 互为不同帧下同一目标的对应点。为找到点 p_i 与之最近的点 q_j 形成点对匹配,对其进行最近点匹配

$$q_j = \arg \min \| p_i - q_k \|, \quad (4)$$

式中: $p_i \in P, q_j, q_k \in Q$ 。通过点云数据的质心给出点云的协方差矩阵

$$H = \sum_{i=1}^N (p_i - C_p)(q_i - C_q)^T, \quad (5)$$

式中: H 为协方差矩阵; C_p 和 C_q 分别为点云集合 P 和 Q 的质心。利用协方差矩阵 H 对其进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)即可得到对应的旋转矩阵 R

$$\begin{cases} [U, \Sigma, V] = \text{SVD}(H), \\ R = VU^T = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (6)$$

式中: U 是 2×2 的左奇异矩阵,列向量构成了一个正交基; Σ 是 2×2 是对角矩阵,对角线上的元素为奇异值; V 是 2×2 是右奇异矩阵,列向量同样构成了一个正交基, θ 是旋转角度。

2 帧雷达之间运行状态变化小,根据上一帧的雷达位姿 T_{k-1} 和旋转矩阵 R 计算出平移变量 t ,计算出当前帧的位姿 T_k

$$\begin{cases} t = C_q - RC_p, \\ T_k = T_{k-1} \cdot (R, t). \end{cases} \quad (7)$$

2 基于多帧匹配优化的 Cartographer 算法

在上述的位姿推算中,其过多的依赖 IMU 数据的准确性。如若在 IMU 数据不可靠时,其建图过程中的误差会不断增大,从而导致建图过程中产生重叠和漂移现象,导致建图失败;在扫描匹配阶段,由于点云数据存在稀疏性及不稳定性等问题,基于单帧匹配得到的雷达位姿不可避免地产生偏差,且该误差会随算法迭代逐步累计。针对以上问题,本文提出了多帧匹配优化的 Cartographer 算法,将融合后的雷达帧数据与 IMU 数据加权融合进行位姿预测,并将融合后的雷达数据进行扫描匹配,解决累积误差,有效地提升建图效果和精度。

2.1 多帧融合位姿预测

位姿预测是为扫描匹配过程中提供一个合理的初始位姿估计,以避免扫描匹配在全局范围内进行搜索,减少计算量,避免陷入局部最优解。针对该问题,将融合后的雷达帧与IMU数据的位姿变化进行加权融合,从而提高初始位姿估计的准确性。具体改进是对移动机器人的旋转增量进行调整,具体步骤如下。

求解相邻两融合帧点云之间旋转增量四元数

$$\Delta\text{Pose} = \text{Quater}(\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2), \quad (8)$$

式中: ΔPose 表示两融合帧点云位姿间的旋转增量四元数; $\text{Quater}()$ 表示四元数运算函数; \mathbf{R}_1 和 \mathbf{R}_2 分别代表两融合帧点云位姿对应的旋转四元数。

进一步分别求取融合帧点云位姿间旋转增量四元数对应的欧拉角,以及2帧IMU位姿间旋转增量四元数所对应的欧拉角

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \varphi_{\text{pose}} \\ \theta_{\text{pose}} \\ \phi_{\text{pose}} \end{bmatrix} = \text{QuaterToEuler}(\Delta\text{Pose}), \\ \begin{bmatrix} \varphi_{\text{imu}} \\ \theta_{\text{imu}} \\ \phi_{\text{imu}} \end{bmatrix} = \text{QuaterToEuler}(\Delta\text{IMU}), \end{cases} \quad (9)$$

式中: φ_{pose} 、 θ_{pose} 、 ϕ_{pose} 分别为由两融合帧点云位姿计算出移动机器人的偏航角增量、俯仰角增量、翻滚角增量; φ_{imu} 、 θ_{imu} 、 ϕ_{imu} 表示基于IMU测量得到的机器人的偏航角、俯仰角以及翻滚角的增量; $\text{QuaterToEuler}()$ 为四元数向欧拉角转换的映射函数。

对点云位姿计算的欧拉角增量和IMU计算的欧拉角增量进行加权融合,并将其转为对应的四元数:

$$\begin{cases} \text{Euler}_{\text{new}} = \alpha \cdot \begin{bmatrix} \varphi_{\text{pose}} \\ \theta_{\text{pose}} \\ \phi_{\text{pose}} \end{bmatrix} + \beta \cdot \begin{bmatrix} \varphi_{\text{imu}} \\ \theta_{\text{imu}} \\ \phi_{\text{imu}} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{R} = \text{EulerToQuater}(\text{Euler}_{\text{new}}), \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\text{Euler}_{\text{new}}$ 为融合后的移动机器人的旋转增量, α 和 β 表示权重,并且满足 $\alpha+\beta=1$; \mathbf{R} 为融合后旋转增量的四元数, $\text{EulerToQuater}()$ 为欧拉角转为四元数的函数。

计算出加权后的四元数后,即可预测移动机器人下一刻的位姿,进而求解移动机器人在各坐标方向上的线速度分量

$$\begin{cases} v_x = v \cdot \cos \phi, \\ v_y = v \cdot \sin \phi, \end{cases} \quad (11)$$

式中: v_x 、 v_y 分别为机器人在对应坐标轴方向上的线速度分量; ϕ 为线速度方向与坐标轴之间的夹角。

通过在上一时刻的位姿基础叠加加权后的位姿增量,可得到当前时刻机器人的位姿预测结果

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_{\text{curr}} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \theta \end{bmatrix}_{\text{last}} + \begin{bmatrix} v_x \cdot T \\ v_y \cdot T \\ \mathbf{R} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中: x 与 y 表示机器人在地图坐标系中的位置坐标, θ 表示其姿态对应的欧拉角, T 为一个运算周期。

2.2 多帧融合扫描匹配

由于点云数据稀疏性及不稳定性的影响,基于单帧扫描匹配得到的雷达位姿存在误差,并会随着时间逐渐积累。为抑制误差累计并提升位姿估计精度,采用多帧雷达数据融合策略对局部轨迹进行优化处理。设融合后的雷达帧数据集合为 $l_f = \{L_i\}_{j \leq i \leq k}$,其中

L_j 表示参考帧, L_k 表示当前帧,两融合帧之间的位姿变换关系 \mathbf{T}_i^j 如下

$$\mathbf{T}_k^f = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_k^f & \mathbf{t}_k^f \\ \mathbf{0}_{1 \times 2} & 1 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中： \mathbf{R}_k^f 表示对应的旋转矩阵； \mathbf{t}_k^f 为平移变量。

为得到变换后的旋转角度，利用旋转矩阵 \mathbf{R}_k^f 通过德罗里格斯公式计算出旋转角度 θ_k^f

$$\theta_k^f = \cos^{-1} \left(\frac{\text{tr}(\mathbf{R}_k^f) - 1}{2} \right), \quad (14)$$

式中： $\text{tr}()$ 为矩阵的迹。当 L_j 与 L_k 两融合帧之间的位姿变换超过算法中的平移和旋转阈值时，则将集合 l_j 内所有帧数据进行融合。为消除融合帧点云中的噪声干扰，使用统计滤波的方法进行去噪

$$\mu = \frac{1}{N_f} \sum_{P_{f,i}} \| \mathbf{P}_{f,i} - \mathbf{P}_{f,j} \|_2, \quad (15)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_f} \sum_{P_{f,i}} (\| \mathbf{P}_{f,i} - \mathbf{P}_{f,j} \|_2 - \mu)^2}, \quad (16)$$

$$\delta = \mu + s \cdot \sigma, \quad (17)$$

式中： \mathbf{P}_f 表示融合帧的点云集合； $(\mathbf{P}_{f,i}, \mathbf{P}_{f,j})$ 为集合中任一点云的坐标； N_f 为点云数量； μ 表示该点与其余点距离的平均值； σ 表示对应距离的标准差； s 为设定的标准差调节系数。若 μ 的值大于所设定的阈值 δ ，则去除任意点 $\mathbf{P}_{f,i}$ ，反之将其作为融合点云保留。对统计滤波后的融合帧点云数据采用ICP方法进行二次扫描匹配，迭代优化 L_j 与 L_k 之间的位姿变换 \mathbf{T}_k^f ，并将 L_k 设为新的参考帧。

2.3 仿真实验对比

为验证本方法的真实性与可靠性，利用仿真对其数学改进后的数学模型进行验证，并在不同仿真轨迹数据进行二者之间的对比，分析效果如图1所示，其中蓝色实线代表的是真实轨迹，绿色和红色虚线分别代表了单帧和多帧数据下总体轨迹。从仿真预测的轨迹结果上看，图1(a)中多帧数据的轨迹更加接近真实轨迹，单帧数据在 $x=20$ 后逐渐偏离，并在 $x=30\sim 40$ 间误差加剧；图1(b)中二者在初始阶段($x<10$)与真实轨迹重合较

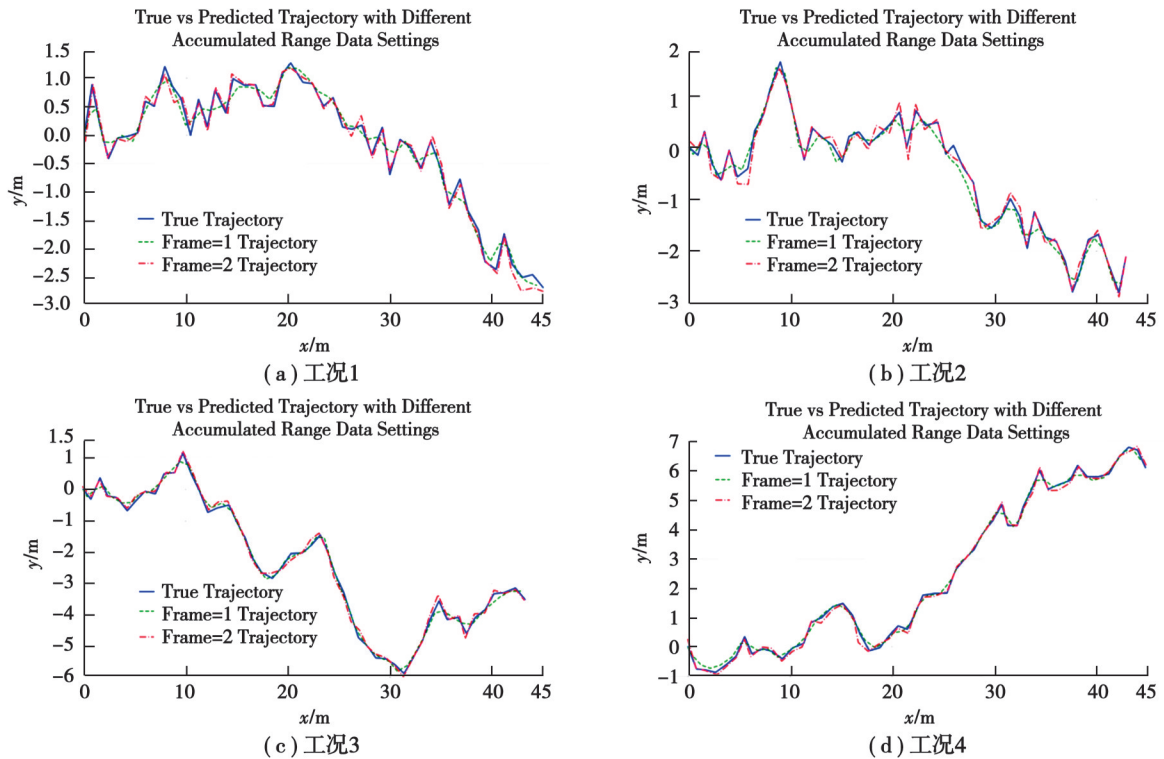


图1 仿真轨迹实例

Fig. 1 Simulation trajectory example

好,但随着距离增加,单帧轨迹明显偏离;图1(c)(d)中多帧轨迹与真实轨迹基本吻合,但在 $x=30$ 后单帧轨迹存在明显的漂移现象。在4种工况下,进一步验证了累积误差对长期位姿估计的影响。相比于原算法使用单帧数据预测的轨迹,将数据进行多帧融合后的轨迹更加接近真实轨迹,从而说明改进过后的数学仿真模型在一定程度上达到了预期的效果,更能够提高建图效果和定位精度。

3 实际场景实验

3.1 实验平台

本实验搭建了阿克曼结构运动底盘的机器人作为实验平台,除了基本机器结构外,整体主要由ROS主控、MG513金属齿轮减速电机、STM32运控等多个模块构成。平台内部配备了GMR编码器和LPMS-IG1-485的捷联惯导等传感器,用于精确获取机器人运动状态。系统所采用的LPMS-IG1-485型捷联惯性测量单元集成了陀螺仪与加速度计,可实现100 Hz频率的数据输出。与此同时,外部搭载镭神N10型号的16线二维激光雷达用于环境信息获取,其具体内部参数如表1所列。

表1 镭神N10内部参数

Table 1 Internal parameters of radium God N10

参数名称	参数值
扫描角度/ $^{\circ}$	360
扫描频率/Hz	6~12
测量频率/(次 \cdot s $^{-1}$)	5 400
测距范围/m	0.1~2.0
测量距离精度/cm	± 3
角度分辨率/ $^{\circ}$	0.4~0.8

实验算法运行在Ubuntu18.04操作系统上,采用的ROS版本为Melodic。ROS主控工控机的处理器是Inter第8代Whiskey lake U CoreTMi3/i5/i7/Celeron系列,系统内存32 G,在其上启动相应的代码,进而完成实验数据的采集。

3.2 实验及结果分析

为定量分析改进算法在位姿预测和定位精度方面的性能,本文拟选取绝对轨迹误差(absolute trajectory error, ATE)和相对轨迹误差(relative pose error, RPE)作为评价指标。其中,ATE通过最大值max、均方根误差rmes和标准差std进行综合评估;RPE用均方根误差对进行度量,并进一步细分为相对平移误差rte和相对旋转误差rre,以分别反映位移和姿态变化的误差特性。

为分析多帧融合数据对系统性能的影响以及建图效果的好坏,分别在室内的3个场景下对比分析改进前后建图过程中机器人的运动轨迹和误差曲线。

3.2.1 消融实验

为分析多帧融合对算法性能的影响,在室内场景中,将其在小中大3个场景下进行消融实验,3个场景分别为小型实验室、点云稀疏的长廊回环、大型空旷的大厅。表2为3个实验场景下的总体轨迹误差,其中相较于仅使用单帧扫描匹配进行建图,使用多帧融合扫描匹配后,3个场景下的ATE指标rmes分别减少了28.4%、30.1%、65.3%,max和std指标减少了54.5%、60.0%,RPE平移指标rte分别减少25.0%、66.7%、50.0%,旋转指标rre减少33.3%。进行多帧融合后,系统运行中的累积误差得到修正,轨迹误差明显降低,能够得到较为准确的位姿估计结果。

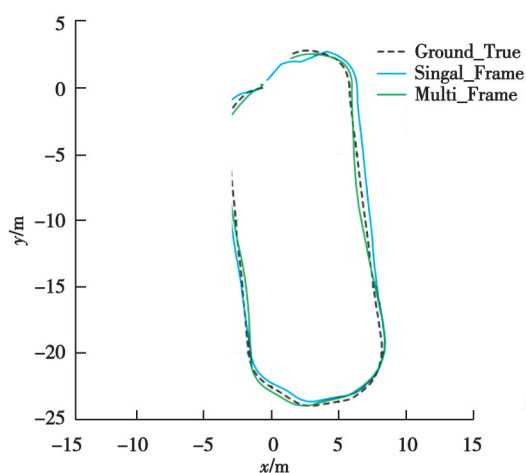
系统在3个场景下的运动轨迹与位姿在 x, y, z 3个方向的误差曲线对比结果如图2所示。图2中的(a)(c)(e)为机器人的运动轨迹图,是在 $x-y$ 平面上的投影,其中虚线为真实轨迹,蓝色和青色颜色的实线分别是

单帧数据和融合数据运行的轨迹结果。图2中的(b)(d)(f)是机器人随时间变化中估计位姿与真实位姿的误差曲线图,其中虚线为真实位姿,蓝色和青色颜色的实线分别是单帧数据和融合数据运行的估计位姿。在图2中, x,y,z 轴3个方向的误差相对较大,与单帧数据相比,基于多帧数据融合方法的运动轨迹和估计位姿更加贴合真实数据的轨迹与位姿。

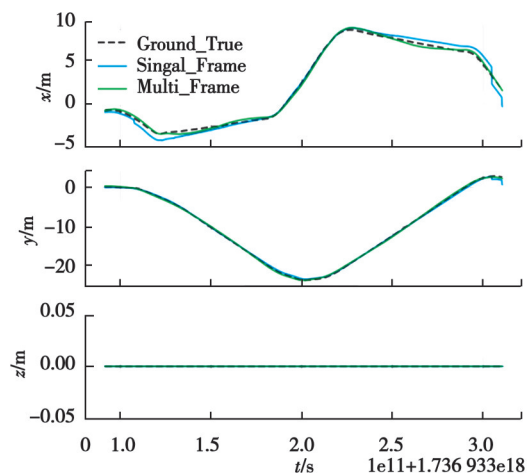
表2 实验场景下轨迹误差

Table 2 Trajectory error in the experimental scenario

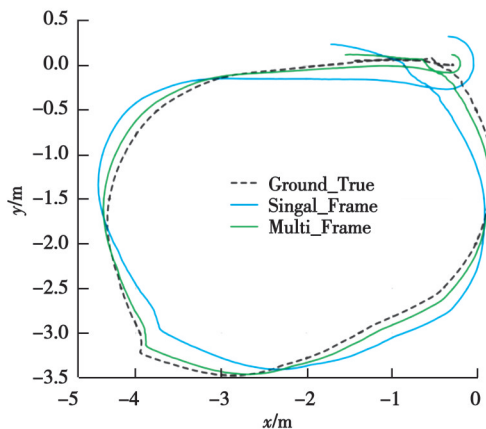
场景	算法	绝对轨迹误差			相对轨迹误差	
		max/m	rms/m	std/m	rte/%	rre/(°)
长廊	Cartographer	2.22	1.09	0.41	0.80	0.006
	Ours	1.01	0.78	0.21	0.60	0.005
	误差降低/%	54.50	28.40	48.80	25.00	16.700
实验室	Cartographer	1.22	1.13	0.05	0.60	0.012
	Ours	1.01	0.79	0.02	0.20	0.009
	误差降低/%	17.20	30.10	60.00	66.70	25.000
大厅	Cartographer	1.64	1.27	0.20	0.08	0.003
	Ours	0.79	0.44	0.14	0.04	0.002
	误差降低/%	51.80	65.30	30.00	50.00	33.300



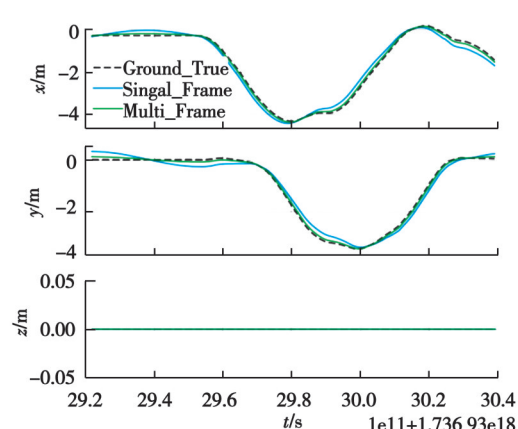
(a) 玻璃走廊运动轨迹



(b) 玻璃走廊位姿误差



(c) 实验室运动轨迹



(d) 实验室位姿误差

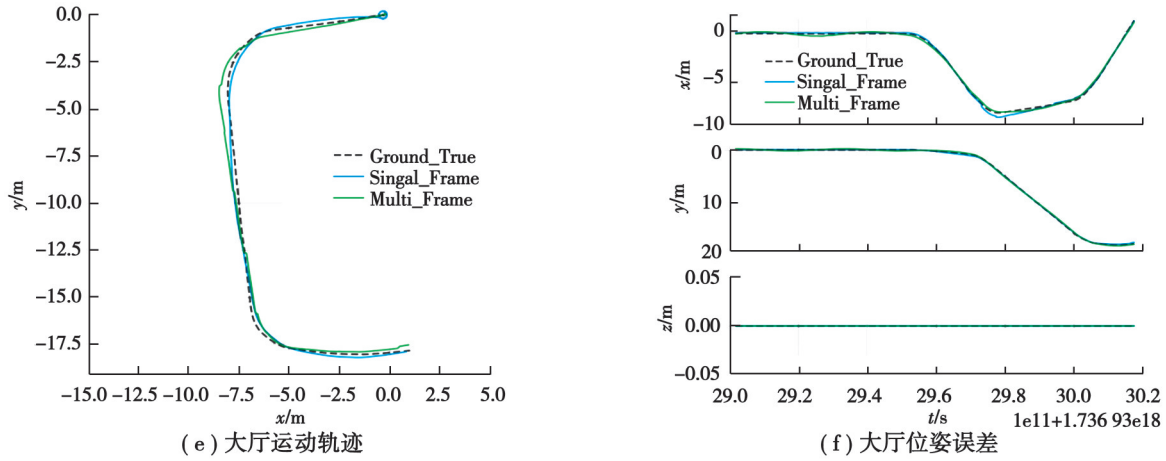


图 2 消融实验轨迹与误差曲线对比图

Fig. 2 Comparison of trajectories and error curves in ablation experiments

3.2.2 多种 SLAM 算法位姿估计精度对比实验

在不同的室内场景下,使用本算法与多种主流 SLAM 算法通过自录数据包进行实验。表 3 为 3 个实验场景下的总体位姿估计误差,与现有主流 SLAM 算法的位姿估计结果相比,本文算法在 3 个场景下的精度明显提高,其中与 Gmapping 算法比较时 ATE 指标 rmse 减少了 7.10%、29.5%,max 和 std 指标减少了 17.2%、71.4%,RPE 平移指标 rte 减少了 40.0%、20.0%、33.3%,旋转指标 rre 减少了 33.3%;与 Karto 算法比较时 ATE 指标 rmse 减少了 42.6%、41.0%、48.2%,max 和 std 指标减少了 64.8%、92.0%;RPE 平移指标 rte 减少了 47.4%、75.0%、33.3%,旋转指标 rre 也减少了 64.8.3%。总体而言,本文方法在不同算法中能够有效地提高位姿估计精度与建图质量。

表 3 不同算法的位姿估计误差

Table 3 Pose estimation error of different algorithms

场景	算法	绝对位姿误差			相对位姿误差	
		max/m	rmes/m	std/m	rte/%	rre/(°)
长廊	Gmapping	1.21	0.84	0.34	1.00	0.007
	Karto	2.87	1.36	0.62	1.14	0.017
	Ours	1.01	0.78	0.21	0.60	0.005
	误差降低(Gmapping)/%	16.50	7.10	38.20	40.00	28.600
	误差降低(Karto)/%	64.80	42.60	66.10	47.40	64.800
实验室	Gmapping	1.22	1.12	0.07	0.25	0.009
	Karto	1.74	1.34	0.25	0.80	0.009
	Ours	1.01	0.79	0.02	0.20	0.009
	误差降低(Gmapping)/%	17.20	29.50	71.40	20.00	0.000
	误差降低(Karto)/%	42.00	41.00	92.00	75.00	0.000
大厅	Gmapping	0.68	0.40	0.16	0.60	0.003
	Karto	1.26	0.85	0.37	0.60	0.003
	Ours	0.79	0.44	0.14	0.40	0.002
	误差降低(Gmapping)/%	-16.20	-10.00	12.50	33.30	33.300
	误差降低(Karto)/%	37.30	48.20	62.20	33.30	33.300

图3给出了本文算法和现有主流算法在不同场景的位姿图和曲线误差。图3中(a)(c)(e)为机器人的运动位姿图,是在 $x-y$ 平面上的投影,图3中(b)(d)(f)是机器人随时间变化中估计位姿与真实位姿的误差曲线图。

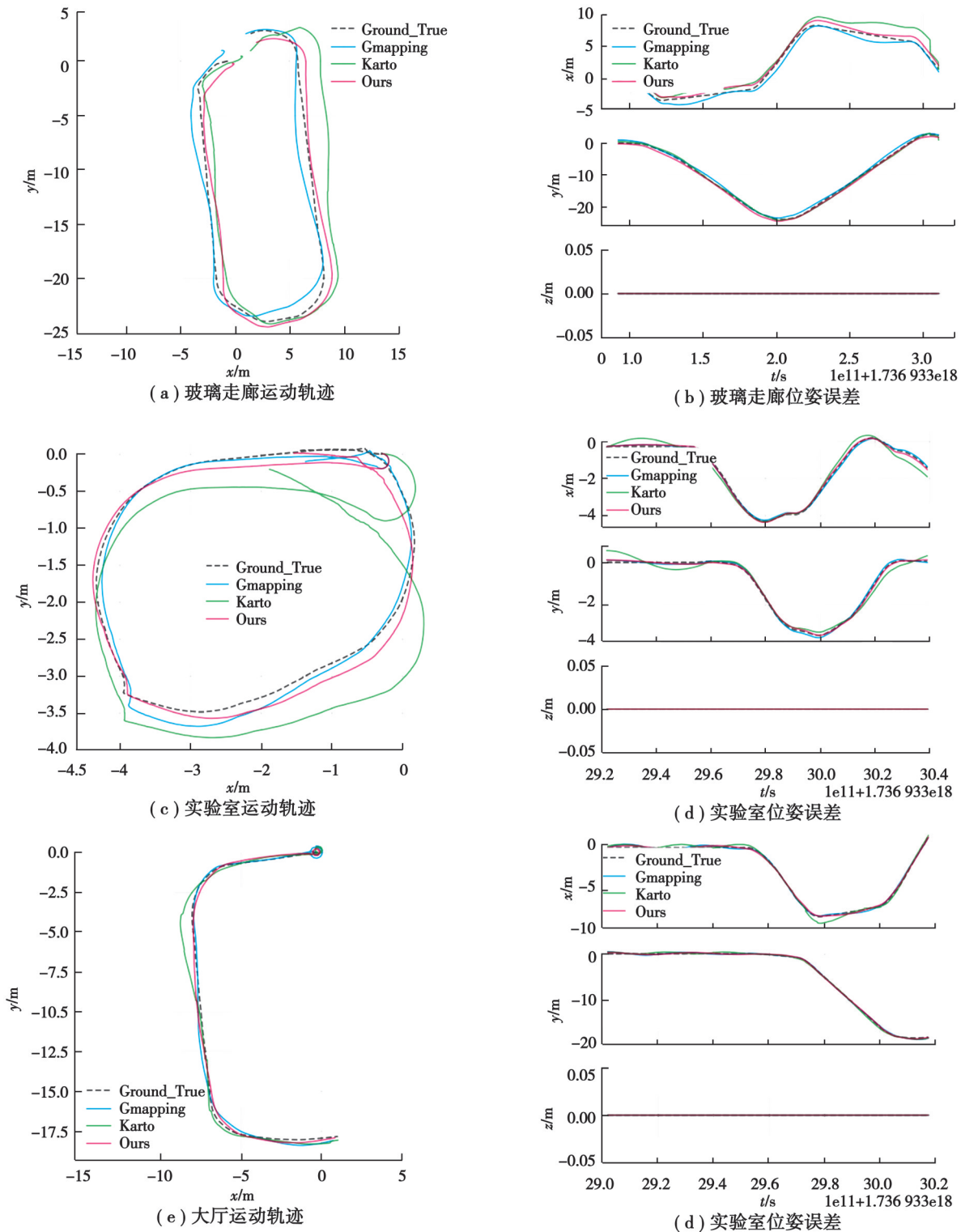


图3 不同算法轨迹与误差曲线对比图

Fig. 3 Comparison chart of trajectories and error curves of different algorithms

为了验证多帧融合方法对扫描匹配用时的影响,图4为两种扫描匹配方法的用时对比图,图中曲线分别代表仅使用单帧扫描匹配方法和引入多帧融合扫描匹配方法后的系统用时。单帧扫描匹配与多帧融合扫描

匹配的平均用时分别为 0.035 s 与 0.037 s,用时差值最大为 0.17 s。由于多帧融合过程并非连续运行,且单帧扫描匹配为其提供初值,因此,额外的扫描匹配过程不会对系统的实时性产生影响。

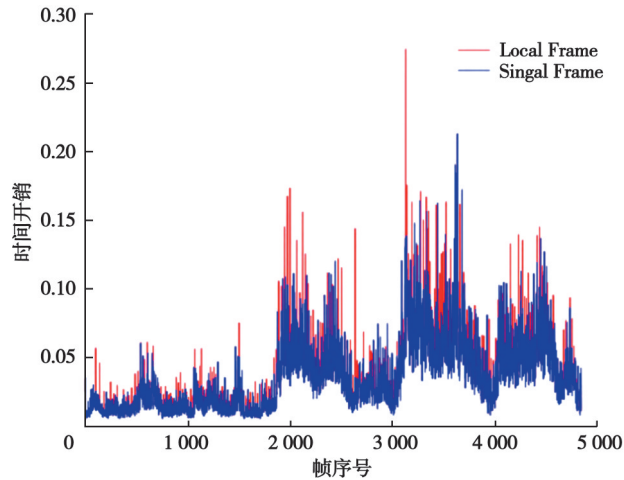


图4 扫描匹配方法用时对比图

Fig. 4 Scan matching method time comparison chart

4 总结

在传统 cartographer 算法框架的基础上,研究提出了一种多帧数据融合匹配优化的位姿估计方法。通过计算连续雷达帧之间的位姿变化,并与 IMU 的位姿变换数据进行加权融合,为扫描匹配提供了更准确的初始位姿估计,有效避免了局部最优解问题;对融合后的多帧雷达点云数据引入统计滤波以去除噪声,并在此基础上进行二次扫描匹配,迭代优化位姿变换矩阵,以减少长期运行产生的累积误差。研究提出的基于多帧数据融合优化的位姿估计算法,通过增强点云特征和优化位姿估计流程,成功改善了传统算法的位姿估计精度与稳定性,为解决移动机器人在未知环境中位姿不准和累积误差过大的问题提供了一种有效的解决方案。未来的研究工作将集中于将该方法扩展到更复杂的动态环境,并探索其在三维 SLAM 中的应用潜力。

参考文献

- [1] 颜普,曹昊宇,雷为好. 基于改进图优化的激光 SLAM 算法[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2023, 47(4): 35-41.
Yan P, Cao H Y, Lei W H. Laser SLAM algorithm based on improved graph optimization[J]. Journal of Anhui University (Natural Science Edition), 2023, 47(4): 35-41. (in Chinese)
- [2] Smith R C, Cheeseman P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. The International Journal of Robotics Research, 1986, 5(4): 56-68.
- [3] 陈卫东,张飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(3): 455-460.
Chen W D, Zhang F. Review on the achievements in simultaneous localization and map building for mobile robot[J]. Control Theory & Applications, 2005, 22(3): 455-460. (in Chinese)
- [4] 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 Z, Xu G H, Tang T, et al. Review of SLAM based on lidar[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 1-14. (in Chinese)
- [5] 王霞,左一凡. 视觉 SLAM 研究进展[J]. 智能系统学报, 2020, 15(5): 825-834.
Wang X, Zuo Y F. Advances in visual SLAM research[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(5): 825-834. (in Chinese)
- [6] 张振凯. 基于双目视觉的室内三维重建和 SLAM 系统的设计与研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2020.
Zhang Z K. Design and research of indoor 3D reconstruction and SLAM system based on binocular vision[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2020. (in Chinese)

- [7] 李博. GP-SLAM: 基于激光雷达的新型同时定位与建图算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
Li B. GP-SLAM: novel laser-based simultaneous localization and mapping method[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.
(in Chinese)
- [8] 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). May 16-21, 2016. Stockholm, Sweden: IEEE, 2016: 1271-1278.
- [9] 刘丽伟, 朱绪康, 李秀华, 等. 低成本移动机器人2D SLAM算法地图评估研究[J]. 计算机仿真, 2021, 38(4): 291-295.
Liu L W, Zhu X K, Li X H, et al. Research on map evaluation of 2D SLAM algorithms in low-cost mobile robot[J]. Computer Simulation, 2021, 38(4): 291-295. (in Chinese)
- [10] 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 L, Liu Z Y, Cao J Y, et al. Cartographer algorithm and system implementation based on enhanced pose fusion of sweeping robot[J]. Journal of Software, 2020, 31(9): 2678-2690. (in Chinese)
- [11] 沈欣, 闵华松. 基于速度积分位姿融合的改进 Cartographer算法[J]. 应用激光, 2021, 41(5): 1063-1069.
Shen X, Min H S. Improved cartographer algorithm based on velocity integral pose fusion[J]. Applied Laser, 2021, 41(5): 1063-1069. (in Chinese)
- [12] Holder M, Hellwig S, Winner H. Real-time pose graph SLAM based on radar[C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). June 9-12, 2019, Paris, France: IEEE, 2019: 1145-1151.
- [13] Zhang J, Zhuge H Y, Wu Z Y, et al. 4DRadarSLAM: a 4D imaging radar SLAM system for large-scale environments based on pose graph optimization[C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 29 - June 2, 2023. London, United Kingdom: IEEE, 2023: 8333-8340.
- [14] Wang H, Wang C, Xie L H. Intensity scan context: coding intensity and geometry relations for loop closure detection[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). May 31-August 31, 2020. Paris, France: IEEE, 2020: 2095-2101.

(编辑 侯 湘)