

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514493

面向复杂地面环境的机器人激光 SLAM*

朱先圆^{1,2}, 王少聪², 贾彦鹏², 李 凌¹, 王 挺²

(1. 沈阳化工大学信息工程学院 沈阳 110142; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人与智能系统全国重点实验室 沈阳 110169)

摘 要:随着地面机器人在复杂环境中自主作业的需求日益增长,这对同时定位与地图构建技术的精度与鲁棒性提出了更高要求。针对激光 SLAM 系统在楼梯、斜坡、动态城市环境及长走廊等复杂地面环境中面临的垂直漂移、动态干扰与累积误差三大核心挑战,提出一种面向复杂地面环境的机器人激光雷达 (LiDAR) 同时定位与地图构建 (SLAM) 方法。该方法通过主法线分析动态识别可靠地面结构,在平坦区域引入地面约束以抑制垂直漂移,在楼梯、斜坡等非结构化地形中自适应解除约束,以减小由不恰当约束对位姿估计的影响,将绝对轨迹误差的垂直分量降低 85% 以上。为了解决动态物体干扰,结合多帧点云间的运动一致性判别动态物体,并利用滑动窗口优化提高动态点云剔除效率;同时,引入基于局部几何结构的 LinK3D 描述子,增强对环境结构信息的表征能力,并采用融合词袋模型快速检索与迭代最近点精确配准的自适应回环触发机制实现高效精准的回环检测。在自建地面机器人平台上的实验表明:未启用回环时,该方法在多数复杂场景中的性能已优于主流对比算法;启用回环后,其绝对轨迹误差较未启用回环时进一步降低约 8.7%。与性能最佳的对比算法相比,该方法在回环启用后精度提升约 32.3%,充分验证了其在真实复杂环境中的高精度与强鲁棒性。

关键词: SLAM; 地面机器人; 平面约束; 动态过滤; 回环检测

中图分类号: TP242 TH761 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

LiDAR SLAM for ground robotics in complex environments

Zhu Xianyuan^{1,2}, Wang Shaocong², Jia Yanpeng², Li Ling¹, Wang Ting²

(1. College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology, Shenyang 110142, China;
2. State Key Laboratory of Robotics and Intelligent Systems, Shenyang Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China)

Abstract: With the increasing demand for autonomous operation of ground robots in complex environments, higher requirements are imposed on the accuracy and robustness of simultaneous localization and mapping (SLAM) technology. Aiming at the three core challenges of vertical drift, dynamic interference and cumulative error faced by light detection and ranging (LiDAR) SLAM systems in complex terrain environments including stairs, slopes, dynamic urban scenarios and long corridors, this paper proposes a LiDAR SLAM method for ground robots operating in complex Environments. The proposed method dynamically identifies reliable ground structures through principal normal analysis. It introduces ground constraints in flat regions to suppress vertical drift, and adaptively relaxes constraints in unstructured terrains such as stairs and slopes to mitigate the adverse impact of inappropriate constraints on pose estimation, reducing the vertical component of absolute trajectory error (ATE) by more than 85%. To tackle the interference of dynamic objects, dynamic targets are distinguished based on motion consistency across multi-frame point clouds, and sliding window optimization is employed to improve the efficiency of dynamic point removal. Meanwhile, a LinK3D descriptor based on local geometric structures is introduced to enhance the representation capability of environmental structural information. An adaptive loop closure triggering mechanism integrating fast retrieval of a bag-of-words model and precise Iterative Closest Point registration is adopted to realize efficient and accurate loop closure detection. Experiments conducted on a self-developed ground robot platform demonstrate that the proposed

收稿日期: 2025-09-12 Received Date: 2025-09-12

* 基金项目: 中国科学院大连化学物理研究所和中国科学院沈阳自动化研究所联合创新基金项目 (DICP&SIA UN202408) 资助

method outperforms mainstream baseline methods in most complex scenarios when loop closure is disabled. After enabling loop closure, its Absolute Trajectory Error is further reduced by approximately 8.7% compared with the version without loop closure. Relative to the best-performing comparative algorithm, the accuracy of the proposed method is improved by about 32.3% with loop closure activated, which fully validates its high precision and strong robustness in real-world complex environments.

Keywords: SLAM; ground robots; ground constraints; dynamic filtering; loop closure detection

0 引言

随着自主作业地面机器人在多个领域的广泛应用,同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)已成为场景重建、环境探索与自动驾驶等应用的核心技术。它使机器人在卫星拒止的环境中探索未知环境并实现自我定位,同时也是路径规划与避障等功能的前提^[1]。与视觉传感器存在受光线干扰较大、远距离测量能力有限相比,激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)能直接获取周围环境的3D信息,在不同光照条件下均能提供可靠的测量结果,因此基于激光雷达的SLAM方法引起了研究界的广泛关注^[2]。

在激光SLAM发展的历程中,基于特征的三维激光测距与建图方法,广泛建立在LOAM^[3](LiDAR odometry and mapping)所提出的架构基础之上,LOAM首次提出利用曲率提取点云的角点和平面特征,然后构造点到线和点到面约束进行位姿求解。LeGO-LOAM^[4](lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping)在LOAM的基础上引入了地面点的提取和全局优化的姿态图。Mulls^[5](versatile LiDAR SLAM via multi-metric linear least square)进一步提取了更多类型的特征(地面、立面、立柱、梁等),并提出了一种用于姿态求解的多尺度线性最小二乘算法。BALM^[6](bundle adjustment for LiDAR mapping)和BALM2^[7](efficient and consistent bundle adjustment on LiDAR point clouds)提出了角点要素和平面要素的光束法平差方法,可以提高精度,但效率较差。为了克服激光雷达在测频较低和运动失真等方面的固有缺陷,多传感器融合已成为提升系统性能的主流思路。其中,激光-惯性里程计(LiDAR-inertial odometry, LIO)融合方法应用最为广泛^[8]。LIO-SAM^[9](LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping)通过引入惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)预积分约束,对基于LeGO-LOAM的位姿增量进行优化,显著提高了系统的更新频率与运动鲁棒性。不同于基于图优化的非线性优化方法^[10],FAST-LIO^[11](a fast, robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated kalman filter)系列采用改进的迭代扩展卡尔曼滤波实现多传感器状态估计,其中FAST-LIO2^[12](fast direct LiDAR-inertial

odometry)引入增量KD(K-dimensional)树结构优化地图管理,大幅提升了建图效率。

尽管传统激光SLAM方法已较为成熟,但在复杂环境中仍面临显著挑战。首先,在几何特征退化或重复结构的场景中,点云配准易失效,导致里程计估计出现显著漂移甚至崩溃^[13]。虽然高精度IMU的高频姿态测量信息能为系统提供短时可靠的约束,有助于缓解因环境特征退化导致的激光雷达里程计(LiDAR odometry, LO)匹配失败与垂直漂移问题,但其本身存在噪声,系统持续运行仍依赖LO的性能,这导致采用激光雷达的LIO方法在过度结构化和退化环境中仍然具有挑战性。尽管常见策略是通过在优化框架中引入重力约束来抑制垂直漂移^[14],但这通常高度依赖昂贵的高精度IMU以保证约束的可靠性与准确性。其次,动态物体普遍存在于现实世界。动态物体会破坏点云间的静态一致性假设^[15],干扰特征匹配与地图构建,严重时甚至形成伪退化环境,进一步降低系统性能^[16-17]。最终,无论特征匹配如何优化或传感器融合如何紧密,里程计的累积漂移是不可避免的。这种漂移在大规模场景或长时间运行中尤为显著,最终导致构建的地图严重扭曲^[18-19]。

针对上述问题,本文提出一种面向复杂地面环境的机器人激光SLAM方法,该方法主要包括3个部分:场景自适应的平面约束方法、动态物体点云剔除、回环检测。主要贡献为:

1) 通过主法线分析动态识别可靠地面,在适当地形施加约束以抑制垂直漂移,而在检测到诸如楼梯或陡峭斜坡等非结构化地形时或者地形突变场景,则自动解除此类约束,避免引入错误限制导致位姿估计失效,从而增强系统鲁棒性。

2) 建图模块引入基于多帧运动特征与局部几何一致性的后处理机制,有效识别与剔除动态点云,提升地图纯净度。

3) 为进一步抑制累积漂移,提出一种基于局部几何结构的描述子,实现高效回环检测与全局优化,对环境外观变化具有强鲁棒性。

1 系统概述

图1所示为系统架构,主要分为特征提取模块、激光里程计模块和雷达建图模块3个部分。

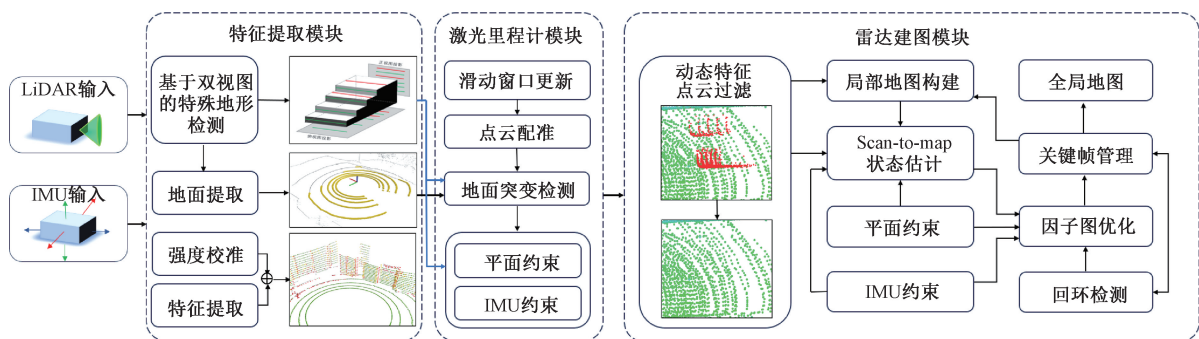


图1 系统架构

Fig. 1 System architecture

在特征提取模块中,基于双视图来进行特殊地形检测,在此基础上提取地面特征。之后基于几何与强度信息协同的特征提取框架提取几何特征和强度特征,为后续模块提供精准的特征输入。在激光里程计模块中,首先采用基于体素的广义迭代最近点方法来估计机器人的状态增量。然后,应用基于地面约束的局部调整来优化配准结果,提升里程计的精度。在建图过程中,将里程计的输出作为先验。构建基于点云特征和关键帧的特征地图,通过将相关要素与该地图对齐来优化全局状态。同时,在优化器里融入地面约束、IMU约束和回环约束,进一步增强建图的准确性与鲁棒性。

1.1 特征提取模块

1) 点云预处理

当系统收到第 t 时刻的原始点云数据 P_t 时,通过预处理来提升特征提取的鲁棒性:首先去除无效点、过近点以及过远点,以此解决近处噪声与远处稀疏点云干扰问题。其次,由于反射强度受测量点的范围和激光入射角的余弦值的影响,故针对近处大入射角点的强度失真问题,引入入射角余弦补偿机制,通过局部点集计算法向量夹角 $\cos \theta$,对入射角接近 90° 进行强度平滑处理。本文使用朗伯模型构建强度模型^[20],计算方法如式(1)~(3)所示。

$$I_r = I_o \frac{\phi^2}{4r^2} \eta_s \eta_a \rho \cos \theta \quad (1)$$

$$\rho \propto \frac{r^2 I_r}{\cos \theta} \quad (2)$$

$$\cos \theta_i = \frac{|\mathbf{n}_i \odot \mathbf{p}_i|}{\|\mathbf{n}_i\|_2 \|\mathbf{p}_i\|_2} \quad (3)$$

其中, I_r 和 I_o 分别为接收强度和发射强度; η_s 和 η_a 分别为系统衰减和大气衰减; ϕ 为接收器孔径直径; r 为传感器到目标的距离; θ 为激光入射方向与目标点法向量的夹角; ρ 为目标反射率; $\mathbf{n}_i$ 第 i 个目标点的法向量; $\mathbf{p}_i$ 为 i 个目标点对应的激光入射方向向量; $\odot$ 表示向量点乘。

当假设 I_o 、 η_s 、 η_a 为常数时,为了消除距离 r 、入射角 θ 对强度的干扰,对朗伯模型进行变形推导,最终得到校准后的强度如式(4)所示。

$$I = I_r \frac{r^2}{\cos \theta} \quad (4)$$

最后,为解决远处点云密度下降导致的特征退化问题,采用自适应曲率缩放机制如式(5)所示,通过动态调整曲率计算中的距离权重如式(6)所示,弥补了激光雷达点云在不同距离下的密度差异,既保障了近处特征的稳定性,又增强了远处特征提取的能力。

$$\kappa_\alpha = \alpha \left| \sum_{\kappa=-5}^5 (\mathbf{p}_{i+\kappa} - \mathbf{p}_i) \right| \quad (5)$$

$$\alpha = \frac{2.0}{1.0 + \frac{d_i}{20.0}} \quad (6)$$

其中, d_i 为第 i 个点到激光雷达传感器的直线距离, α 为距离权重因子, κ_α 为经过自适应缩放后的曲率值,表征点 $\mathbf{p}_i$ 所在表面的弯曲程度。

2) 场景自适应

针对在楼梯、斜坡等复杂地面环境中出现的定位退化问题,提出了一种场景自适应框架。如图2所示为上下楼梯检测出的点云示意图,该系统实时提取地形特征,基于随机抽样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)迭代拟合候选直线,并引入垂直约束以有效滤除墙面等非地形干扰特征。地形识别采用融合几何判据的方法,需同时满足高度差、深度差与连续性,该联合判据同时适用于台阶和斜坡的特征识别。一旦检测到有效的场景结构,系统即触发安全控制策略:禁用常规地面分割功能以防止误识别、发布地面参数以稳定后端优化过程,并通过场景状态延迟保持避免场景切换时的振荡现象。

3) 地面分割

针对复杂地形场景,本文提出一种融合深度约束模型、加权主成分分析平面拟合和范围验证的地面分割算

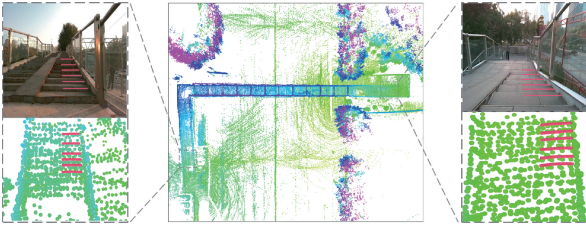


图 2 上下楼梯检测点云示意图

Fig. 2 Schematic diagram of point cloud detection for ascending and descending stairs

法。在精确提取地面点之前,首先基于激光安装高度先在低扫描线区域构建深度约束^[21],并计算地面点判断的关键参数:距离差阈值、当前点深度与理论地面深度的差值以及基于扫描线索引的地面点权重。采用双重条件判断当前点的实际深度与理论地面深度的差值以及当前点高度是否符合阈值条件,若该点被判定为地面点,则进一步检查其前后 5 个相邻点是否也满足粗提取条件,以利用地面连续性避免漏检。对当前帧的原始点云的地面点判别条件定义为:

$$\begin{cases} ||\mathbf{p}_i||_2 - d \leq \lambda \left(1 + \frac{l}{l_{\max}}\right) \\ Z_i \leq h \end{cases} \quad (7)$$

其中, Z_i 是当前点的 Z 轴坐标, h 是激光测距雷达的安装高度, d 是激光雷达第 l 条线计算基于 h 计算的地面点范围, $l_{\max}$ 是用来分割地面的激光测距根线的最大值, λ 为固定参数。

其次,本文借鉴 RGC SLAM^[22] (robust ground constrained SLAM for mobile robot with sparse-channel LiDAR) 提出的基于地平面主法线的地面约束模型,对当前帧提取的地面点表示为一个 11 维的矢量,它包括 3 个正交的三维矢量: $\mathbf{v}, \mathbf{m}, \mathbf{n} \in \mathbb{R}^3$; h 为 LiDAR 到地面的距离以及用于后续优化的地面置信度 s 。为了提取这些参数,采用加权主成分分析的方法获得 3 个正交的特征向量 $\mathbf{v}, \mathbf{m}, \mathbf{n}$, 对应的特征值满足 $\lambda_v > \lambda_m > \lambda_n$, 取特征值最小的特征向量 $\mathbf{n}$ 作为当前帧地面的法向量,其余两个正交向量则表示与地面平行的平面的基向量。此外,还定义了由地面中心形成的方向向量 $\mathbf{p}_c$, 并引入放大因子 λ_2 以增强不同地面点之间的置信度差异。每个点的地面置信度用 s_i 表示,计算方法如式(8)所示。

$$s_i = 1 - \lambda_2 \left| \mathbf{n} \odot \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c)}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c\|} \right| \quad (8)$$

其中, $(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c) / \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c\|$ 是点 p_i 相对于地面中心 p_c 的单位方向向量, $\mathbf{n} \odot ((\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c) / \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_c\|)$ 反映了点 p_i 的方向与地面法向量的一致性(值越接近 0, 说明点的方向越贴合地面法向量, 即该点越可能是“真实地面点”), λ_2 通过放大这种一致性差异, 使离地面中心越近、方向

越贴合法向量 $\mathbf{n}$ 的点获得更高的 s_i , 反之则置信度降低。在此基础上, 激光雷达到地面的距离 h 和地面整体置信度 S 通过式(9)定义, 即:

$$\begin{cases} h = \left[\sum_{i=1}^N (s_i \cdot (\mathbf{n} \odot \mathbf{p}_i)) \right] / \left[\sum_{j=1}^N s_j \right] \\ S = \left[\sum_{i=1}^N s_i \right] / N \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{n} \odot \mathbf{p}_i$ 正是地面点 p_i 在法向量 $\mathbf{n}$ 上的投影(即该点距地面的高度), h 通过对所有地面点的投影值以 s_i 为权重进行加权平均, 得到激光雷达到地面的平均垂直距离; 而 S 作为所有 s_i 的平均值, 量化了当前帧地面点云的整体可靠性。

4) 特征提取

基于几何与强度信息协同的特征提取框架, 将特征分为 3 类: 角点、面点、强度点。对于几何特征的提取方法类似于 LOAM^[3], 几何曲率通过当前点与其前后各 5 个邻域点在三维空间中的坐标变化量计算得到, 并引入距离自适应因子以抑制远距离点带来的噪声干扰, 然后根据曲率阈值动态分配特征类别。强度曲率则通过反射强度值的差异计算, 并结合入射角进行加权, 以增强近处入射角区域的强度稳定性。强度点则基于强度曲率进行筛选, 选取强度变化显著的点, 并在角点数量不足时予以补充, 以保持特征点的平衡性。

1.2 激光里程计系统

1) 点云配准模块

在点云配准模块采用基于体素的广义迭代最近点方法实现当前帧与局部子地图的精准匹配。系统通过维护一个滑动窗口子地图, 将 m 帧历史点云 $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 按历史帧到当前帧的位姿变换融合为局部子地图。

配准前, 分别对源点云与目标点云进行体素下采样, 以平衡计算效率与匹配精度。假设每个点来源于一个高斯分布, 并通过最小化变换后源点云与目标点云中对应点分布之间的负对数似然函数来求解最优变换。设源点云中某点 p_i 的协方差为 $\mathbf{C}_i^s$, 目标点云中对应体素内点的分布协方差为 $\mathbf{C}_j^t$, 则误差项定义为 $\mathbf{T}p_i - \boldsymbol{\mu}_j$ ($\mathbf{T}$ 是待求解的变换矩阵, $\boldsymbol{\mu}_j$ 为目标体素内点的均值), 误差的协方差矩阵表示为 $\mathbf{T}\mathbf{C}_i^s\mathbf{T}^T + \mathbf{C}_j^t$, 如式(10)所示, 表示为源点 p_i 经过变换 $\mathbf{T}$ 后, 与目标体素中心 $\boldsymbol{\mu}_j$ 的位置误差向量, 服从均值为 $\mathbf{0}$ 、协方差为 $\mathbf{T}\mathbf{C}_i^s\mathbf{T}^T + \mathbf{C}_j^t$ 的多元高斯分布。

$$\mathbf{T}p_i - \boldsymbol{\mu}_j \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{T}\mathbf{C}_i^s\mathbf{T}^T + \mathbf{C}_j^t) \quad (10)$$

优化目标为最小化马氏距离的平方和为:

$$\mathbf{T}^* = \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^N \mathbf{e}_i^T (\mathbf{T}\mathbf{C}_i^s\mathbf{T}^T + \mathbf{C}_j^t)^{-1} \mathbf{e}_i \quad (11)$$

其中, N 为有效匹配点对的数量。该优化通过高斯-牛顿或列文伯格-马夸尔特方法迭代求解, 最终得

到使匹配误差最小的位姿变换 T^* , 即为当前帧相对于局部子地图的位姿增量。在完成的估计后, 激光雷达约束的残差可以定义为:

$$\mathbf{r}_L = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{R}_k^{k-1} \\ \delta \mathbf{t}_k^{k-1} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 2(({}^L \mathbf{q}_k^{k-1})^{-1} \otimes \mathbf{q}_k^{k-1}) \\ \mathbf{t}_k^{k-1} - {}^L \mathbf{t}_k^{k-1} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{r}_L$ 为李代数位姿残差向量; $\delta \mathbf{R}_k^{k-1}$ 和 $\delta \mathbf{t}_k^{k-1}$ 分别为第 k 时刻相对 $k-1$ 时刻的旋转增量和平移增量; ${}^L \mathbf{q}_k^{k-1}$ 和 ${}^L \mathbf{t}_k^{k-1}$ 分别为激光雷达坐标系下第 k 时刻相对 $k-1$ 时刻的姿态四元数和平移向量; $\mathbf{q}_k^{k-1}$ 和 $\mathbf{t}_k^{k-1}$ 分别为第 k 时刻相对 $k-1$ 时刻的姿态四元数和平移向量; $\otimes$ 为四元数乘法运算。

2) IMU 约束定义

定义 IMU 预积分残差向量 $\mathbf{r}_I$, 包含位置、速度、姿态、加速度偏置、角速度偏置的残差项

$$\mathbf{r}_I = \begin{bmatrix} \delta \mathbf{p}_{k-1,k}^I \\ \delta \mathbf{v}_{k-1,k}^I \\ \delta \boldsymbol{\theta}_{k-1,k}^I \\ \delta \mathbf{b}_a \\ \delta \mathbf{b}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k-1}^I \left(\mathbf{p}_k^I - \mathbf{p}_{k-1}^I - \mathbf{v}_{k-1}^I \Delta t - \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2 \right) - \boldsymbol{\gamma}_{k-1,k}^I \\ \mathbf{R}_{k-1}^I (\mathbf{v}_k^I - \mathbf{v}_{k-1}^I - \mathbf{g} \Delta t) - \boldsymbol{\beta}_{k-1,k}^I \\ 2[(\mathbf{q}_{k-1})^{-1} \otimes \mathbf{q}_k \otimes (\boldsymbol{\alpha}_{k-1,k}^I)^{-1}]_{xyz} \\ \mathbf{b}_{a,k} - \mathbf{b}_{a,k-1} \\ \mathbf{b}_{g,k} - \mathbf{b}_{g,k-1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中, $[\mathbf{p}_{k-1,k}^I \ \mathbf{v}_{k-1,k}^I \ \boldsymbol{\theta}_{k-1,k}^I]^T$ 表示为扫描时刻 $k-1$ 到 k 的 IMU 测量值的预积分值, $\mathbf{b}_a, \mathbf{b}_g$ 为初始时刻的加速度偏置、角速度偏置。 $\mathbf{q}_k, \mathbf{q}_{k-1}$ 为 $k, k-1$ 时刻 IMU 姿态的四元数。重力加速度向量 $\mathbf{g}$, $k-1$ 到 k 时刻的时间间隔 Δt , $\otimes$ 为四元数乘法运算。 $\boldsymbol{\alpha}_{k-1,k}^I$ 为姿态预积分四元数, $\boldsymbol{\beta}_{k-1,k}^I$ 为速度预积分向量, $\boldsymbol{\gamma}_{k-1,k}^I$ 为位置预积分向量。

由于 IMU 角速度测量噪声较小, 加速度测量噪声大, 因此, 只使用 IMU 相对旋转约束和重力约束。

$$\mathbf{r}_I^{rot} = 2[(\mathbf{q}_{k-1})^{-1} \otimes \mathbf{q}_k \otimes (\boldsymbol{\alpha}_{k-1,k}^I)^{-1}]_{xyz} \quad (14)$$

3) 动态地面约束模块

动态地面约束模块利用连续帧间地面几何一致性构建优化约束, 进一步提升系统的鲁棒性。系统实时提取地面特征参数, 包括地面法向量 $\mathbf{v}$ 、地面距离 d 以及地面主方向向量 $\mathbf{m}, \mathbf{n}$ 。在地面约束因子中, 通过最小化当前帧与上一帧地面参数之间的差异, 构建残差项并加入优化问题, 残差项 $\mathbf{r}_G$ 的计算依据式 (15) ~ (18), 法向量一致性残差约束当前帧法向量, 经位姿旋转后, 与上一帧法向量同向。垂直距离一致性残差约束激光雷达到地面的垂直距离, 经位姿平移补偿后保持一致。地面内方向正

交性残差约束地面局部坐标系的正交关系在连续帧中保持一致, 从而有效约束位姿估计在垂直方向与旋转自由度上的漂移。

$$\mathbf{r}_{norm} = \mathbf{v}_{last} - \mathbf{R} \mathbf{v}_{curr} \quad (15)$$

$$\mathbf{r}_{dist} = d_{last} - (d_{curr} + \mathbf{v}_{curr}^T \mathbf{t}) \quad (16)$$

$$\begin{cases} \mathbf{r}_{ortho1} = \mathbf{m}_{last}^T \odot \mathbf{n}_{curr} \\ \mathbf{r}_{ortho2} = \mathbf{n}_{last}^T \odot \mathbf{m}_{curr} \end{cases} \quad (17)$$

$$\|\mathbf{r}_G\|^2 = \|\mathbf{r}_{norm}\|^2 + \|\mathbf{r}_{dist}\|^2 + \|\mathbf{r}_{ortho1}\|^2 + \|\mathbf{r}_{ortho2}\|^2 \quad (18)$$

其中, $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{t}$ 分别是当前帧到上一帧的旋转矩阵、平移向量。 $\mathbf{r}_{norm}, \mathbf{r}_{dist}, \mathbf{r}_{ortho1}$ 和 $\mathbf{r}_{ortho2}$ 分别表示法向量残差、距离残差、正交性残差。

当地面发生突变时, 系统触发地面突变处理机制: 首先计算当前帧与上一帧地面参数之间的误差, 若误差超过阈值且 IMU 角速度变化显著, 则判定为地面突变。随后, 系统启动历史姿态检索窗口, 遍历保存的历史姿态, 计算当前姿态与各历史姿态在俯仰角与横滚角上的偏差, 寻找最优匹配姿态。若检索到偏差小于设定阈值的历史姿态, 则采用该历史地面参数作为当前约束; 否则, 则利用构建新的地面并利用 IMU 提供的重力方向信息重新构建新的地面约束, 并更新历史窗口。

1.3 激光雷达建图模块

1) 基于关键帧的局部建图机制

为了平衡建图精度与计算效率, 本系统采用基于关键帧的局部建图策略, 通过有选择性地保留具有显著运动变化的激光雷达帧作为关键帧, 构建并维护局部一致性地图。关键帧的插入依据运动距离和角度变化进行判断。这既确保了关键帧序列既能充分捕获环境的几何变化, 又避免了过于密集的帧插入所造成的冗余与计算负担。

在进行局部图优化时, 系统以当前帧为中心, 在全局关键帧数据库中检索其周围半径 15 m 内的所有历史关键帧。通过融合这些关键帧包含的特征点云, 动态构建一个局部子地图 (Sub-map) 作为当前帧进行扫描匹配 (Scan-to-map) 的优化目标。

2) 地面几何约束建模与集成

在激光 SLAM 系统中, 地面作为一种稳定且广泛存在的几何特征, 对提升系统定位精度, 尤其是在垂直方向 (Z 轴) 及俯仰、横滚角度的轨迹一致性具有重要作用。本系统通过实时提取地面平面参数, 并将其作为强几何约束集成至后端非线性优化框架中, 有效抑制了系统在高度方向上的漂移, 提高了轨迹的整体平滑度和精度。

地面几何参数由动态地面约束模块计算获得地面法向量、平面方程系数等关键信息。在建图过程中, 这些参数被用于构建地面几何约束, 并通过因子形式嵌入到非

线性优化问题中。该因子基于以下物理假设:相邻关键帧间机器人与地面的相对关系应保持连续一致。具体地,设第 k 帧和第 $k-1$ 帧的地面参数法向量和平面常数项分别为 $(\mathbf{n}_k, d_k)$ 和 $(\mathbf{n}_{k-1}, d_{k-1})$ 两帧之间的位姿变换为 $\mathbf{T}_{k-1,k} = (\mathbf{R}_{k-1,k}, \mathbf{t}_{k-1,k})$ 则地面参数在两帧之间应满足式(19)和(20)的变换关系。

$$\mathbf{n}_k = \mathbf{R}_{k-1,k} \mathbf{n}_{k-1} \quad (19)$$

$$d_k = d_{k-1} - \mathbf{n}_k^T \cdot \mathbf{t}_{k-1,k} \quad (20)$$

基于此,构建误差项如式(21)所示。

$$\mathbf{e}_g = \begin{bmatrix} \mathbf{n}_k - \mathbf{R}_{k-1,k} \cdot \mathbf{n}_{k-1} \\ d_k - (d_{k-1} - \mathbf{n}_k^T \cdot \mathbf{t}_{k-1,k}) \end{bmatrix} \quad (21)$$

该误差项被纳入优化问题,希望最小化该误差的平方和 $\min \|\mathbf{e}_g\|^2$,从而对位姿估计尤其是高度和俯仰角、横滚角形成有效约束。针对地面几何特征发生突变(如驶入坡道或不平整路面)的情况,系统通过维护历史地面参数序列,并结合当前帧地面信息进行一致性判断,在地

面特征变化时自动选择合适的历史地面参数进行融合约束,从而在保证约束有效性的同时,提升系统在不同地形条件下的鲁棒性。

3) 多约束位姿图优化框架

采用基于四自由度(X, Y, Z 和 Yaw)的位姿图优化模型,用于融合多源约束信息,主要优化变量包括各关键帧的平移向量和偏航角。该模型以各关键帧的平移向量和偏航角作为优化变量,并集成4类约束条件:(1)里程计约束,基于相邻关键帧之间的相对位姿变化构建,提供连续运动的一致性;(2)回环检测约束,通过迭代最近点算法(iterative closest point, ICP)匹配获取历史帧与当前帧之间的空间变换,有效消除累积误差;(3)地面约束,引入地面特征以抑制高度方向的漂移,增强 Z 轴的稳定性;(4)IMU预积分约束,提供帧间旋转的相对约束与绝对重力方向观测,进一步提升姿态估计的准确性。将所有构建的残差添加到因子图中,如图3所示。

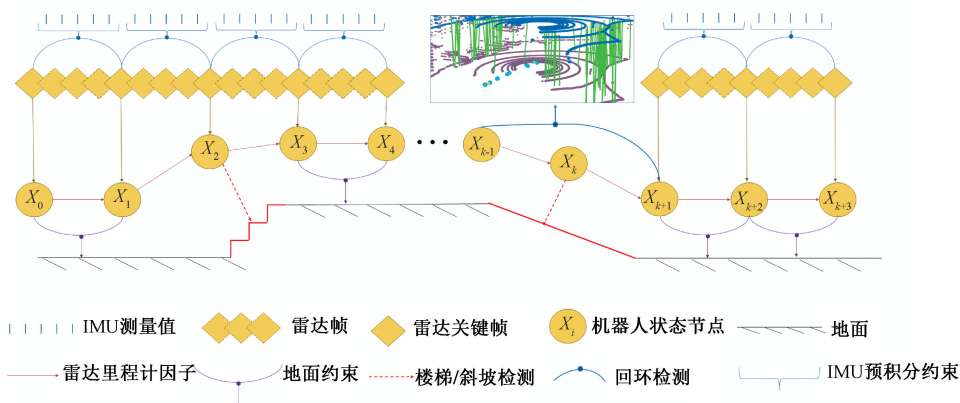


图3 因子图框架

Fig. 3 Factor graph framework

执行因子图优化,估计机器人状态的最大后验估计:

$$\hat{\mathbf{T}}_k^{k-1} = \arg\min(\rho_L \|\mathbf{r}_L\|^2 + \rho_I \|\mathbf{r}_I^{rot}\|^2 + \rho_G \|\mathbf{r}_G\|^2) \quad (22)$$

$$\mathbf{r}_I^{rot} = 2[(\mathbf{q}_{k-1})^{-1} \otimes \mathbf{q}_k \otimes (\boldsymbol{\alpha}_{k-1,k}^I)^{-1}]_{xyz} \quad (23)$$

4) 两阶段动态环境点云过滤策略

在动、静态物体检测模块中,动静态点的判别基于几何与时序一致性分析。该系统通过3类逻辑实现判断:(1)基于深度一致性,识别位于静态环境前方的点;(2)通过时序遮挡关系检测被运动物体遮挡而新出现的点;(3)识别因物体移动而暴露的背景点。系统通过投影至历史深度图、多帧回溯及速度一致性验证,综合判定点的动态属性,从而有效区分动态与静态点云。

为了提升系统在动态环境中的鲁棒性,本系统实现了一种两阶段的动态特征点云过滤机制。首先,本框架引入地面点滤除机制,通过预计算的地面模型将地面点排除在动态点剔除范围之外。其次,通过动静态点云检

测模块,实时识别当前帧中的动态与静态点云。在此基础上,采用滑动窗口机制累积多帧动态点云,进一步增强对动态物体的感知能力。在特征点处理阶段,将当前帧提取的角点与平面特征点分别与静态点云地图以及累积动态点云地图进行空间近邻搜索,有效剔除位于动态区域内的特征点。

5) 回环检测与全局优化

本文受 BoW3D^[17] (bag of words for real-time loop closing in 3D LiDAR SLAM) 词袋模型思想的启发,提出了一种融合词袋模型快速检索与 ICP 精确配准的双层回环检测策略,并结合多层级约束机制规避误匹配,提升回环检测的鲁棒性。

在回环检测过程中,采用 LinK3D_Extractor (linear kernel 3D extractor) 算子处理激光雷达全分辨率点云,经距离阈值筛选与分层特征提取得到具有良好鲁棒性的局

部结构特征点。在此基础上,构建基于 BoW3D 的视觉词典,其中词汇由 LinK3D(linear kernel 3D)描述符的非零维度及其对应位置组成,特征点的位置信息通过点云框 ID 与描述符 ID 双重维度进行标识。随后,将关键帧点云转换为词袋特征进行存储。当新关键帧生成时,通过计算词袋特征的相似性快速检索潜在回环候选帧。

针对检索得到的候选帧,进一步融合其周边 50 个历史关键帧的特征点云构建子地图并进行下采样处理,以词袋模型输出的相对位姿作为 ICP 的初值,有效提高配准的收敛速度与精度,并通过 ICP 适应度分数对配准效果进行量化评估。为避免局部相似结构与短距离运动引起的误匹配,本文设计了包含空间距离、运动增量与配准精度在内的 3 层约束机制以增强回环有效性判定的可靠性。在空间距离层面,限定候选帧与当前帧的累计运动距离差大于 20 m,同时设定历史关键帧的检索范围为 5 m。在运动增量层面,结合 0.5 m 距离与 0.3 rad 角度的关键帧添加阈值,验证相邻帧间运动特征的一致性。在配准精度层面,设定 ICP 适应度分数阈值为 0.1,仅当算法收敛且适应度分数低于该阈值时判定配准有效。

2 实验验证

为了综合评估本文算法在系统鲁棒性、定位精度与建图质量等方面的性能,自主搭建了地面机器人平台,如图 4 所示。

该平台配备 Velodyne VLP16 旋转式机械激光雷达,以 10 Hz 的频率获取点云数据;IMU 型号为 Xsens MTi 300,以 200 Hz 的频率获取 9 轴测量值;M68 UGI-G GNSS Receiver 多模卫星导航接收机,以 10 Hz 的卫星数据作为 SLAM 定位真值;同时还配备 Intel RealSense D455 深度相机以 10 Hz 的频率采集图像。使用多组实验环境进行

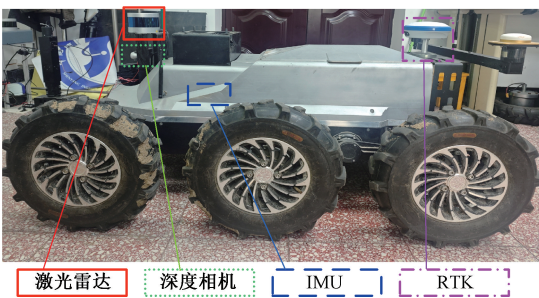


图 4 地面机器人平台
Fig. 4 Ground robot platform

验证,涵盖多种典型场景,能够全面检验算法在不同场景下的适应能力与可靠性。对于室外序列,通过高精度的实时动态定位(real-time kinematic, RTK)结合点云离线配准来采集地面真实数据。对于被 RTK 拒绝的室内序列,通过多传感器融合 SLAM 算法离线收集真值。地形条件包括长走廊、商场、道路、斜坡、楼梯、草坪、动态物体等。

为了客观地评估所提出的方法,选择近年来广泛采用的 4 种 SLAM 算法进行对比实验,包括仅 LiDAR 的 SLAM 方法,如 A-LOAM^[3];基于直接配准的方法 KISS-ICP^[23](in defense of point-to-point ICP-simple, accurate, and robust registration if done the right way)以及 LIO 方法,如 LIO-SAM^[8]和 FAST-LIO2^[12]。所有算法都部署在配备 Intel i7-14650HX CPU 的计算机上进行测试,测试环境为 Ubuntu 20.04。实验结果如表 1 所示,采用绝对轨迹误差(absolute path error, APE)的均方根误差(root mean square error, RMSE)作为核心评价指标;为进一步评估轨迹相关的累积误差,本文将漂移率(drift)定义为绝对轨迹误差的均方根误差与路径长度的比值,以此衡量各算法的定位精度。表 1 中右上角标记#表示启用回环,每个

表 1 绝对轨迹误差的均方根误差结果与漂移率							
Table 1 Results of root mean square error of absolute trajectory error and drift							(m)
序列	A-LOAM	KISS-ICP	FAST-LIO2	LIO-SAM	LIO-SAM [#]	OUR	OUR [#]
GR1	0.043/0.884	0.151/2.905	1.144/17.804	1.036/6.606	0.983/6.410	<u>0.040/0.408</u>	0.036/0.369
GR2	1.708/30.216	11.17/71.611	0.727/8.576			<u>0.720/7.124</u>	0.144/1.444
GR3	0.054 /0.705	0.114/1.455	1.276/13.258	0.331/1.621	0.200/0.946	<u>0.055/0.383</u>	0.059/ <u>0.395</u>
GR4	1.338/9.610	1.41/11.076	1.454/10.299	1.153/3.740	0.829/ 0.956	<u>0.519/2.836</u>	0.423/2.352
GR5	0.857/8.124	0.398/4.025	0.590/5.454	0.311/1.167	0.245/0.956	0.394/2.688	<u>0.307/2.046</u>
GR6	4.854/10.719	4.274/11.850	2.679/7.510	3.851/3.894	2.508/2.578	<u>1.221/2.056</u>	1.215/2.064
GR7	9.635/15.500	10.209/23.495		4.172/ <u>3.748</u>	2.455/2.372	3.348/4.842	<u>3.092/4.373</u>
GR8	43.952/114.068	40.123/121.270		<u>2.564/2.404</u>	2.564/2.404	1.506/2.632	1.506/2.632
GR9	10.392/28.262	9.769/36.092	<u>4.487/16.666</u>	5.364/ 6.523	5.364/ 6.523	3.977/8.636	3.977/8.636
平均	8.093/24.232	8.624/31.531	1.765/11.367	2.348/3.713	1.894/ <u>2.893</u>	<u>1.309/3.512</u>	1.195/2.701

序列中表现最优的用加粗字体标注,次优的用下划线字体标注,空白表示由于算法误差过大建图失效。另外,表1中“OUR”表示本文方法未启用回环,“OUR#”表示本文方法启用回环。

实验结果表明,本文算法在绝大多数序列上表现优秀;即使在不引入回环检测模块的情况下,其表现依然极具竞争力。其中GR2是典型的长走廊场景,在这类特征退化的挑战性环境中,算法的性能取决于其应对几何特征稀缺问题的能力。LIO-SAM^[8]作为基于因子图优化的紧耦合系统,其性能严重依赖前端帧间匹配与后端回环检测提供的约束;在高度重复的几何环境中,帧间匹配极易失效并引入漂移,而基于几何的回环检测也难以触发,导致其误差累积无法修正。然而,本文算法不仅利用了

原始几何特征,还引入了强度特征,这相当于为每个点云增加了描述环境材质的语义信息。在GR2这类长走廊场景中,墙面、地面即使几何形态一致,其材质反射率也可能存在差异,强度特征为此提供了传统几何信息之外的全新、具有高区分度的观测维度,极大地增强了数据关联的准确性和鲁棒性,因此能够在此类环境中实现比Fast-LIO2^[12]更为稳定和精确的定位。最终,通过进一步引入回环检测模块,从而使得定位精度达到了进一步提升。

2.1 典型序列分析

为了更直观的体现本文算法效果,选择了GR3、GR6、GR7、GR8这4个典型序列,并绘制了每个算法的轨迹如图5所示。图5中“OUR”表示本文方法未启用回环,“OUR#”表示本文方法启用回环。

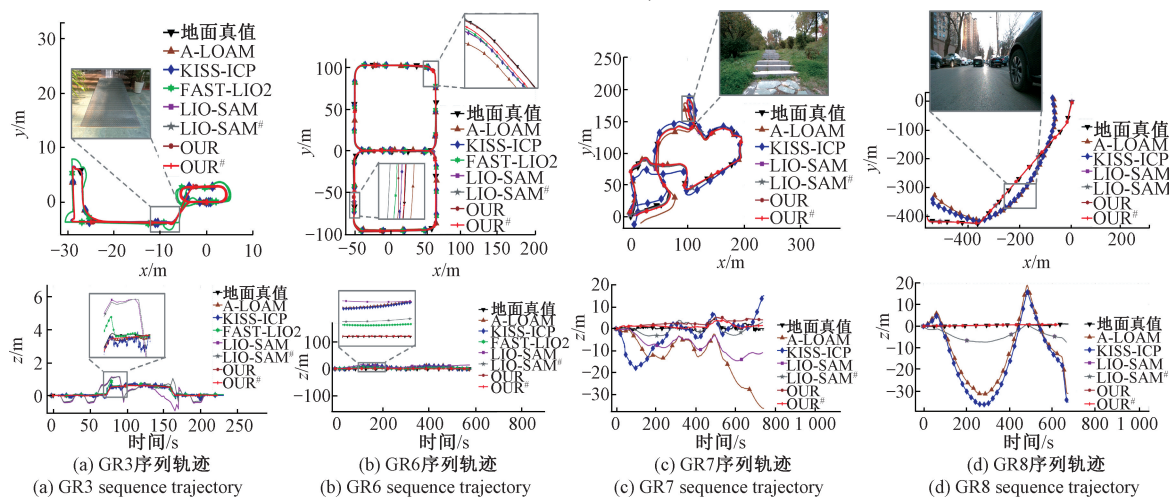


图5 典型序列中每个比较算法的轨迹

Fig. 5 Trajectories of baselines in typical sequences

GR3为室内典型序列,涵盖丰富结构特征与斜坡等复杂地形场景,对算法的特征处理、帧间配准及特殊地形适应性提出了挑战。A-LOAM^[3]在此序列中展现出较好的性能,这归因于其采用的特征提取与特征配准方法能够在该序列中具有一定的适应性。本文提出的算法在该序列中的表现与A-LOAM^[3]十分接近,通过在特征提取阶段引入强度平滑与强度点提取策略,增强了点云特征的可区分性与完整性;结合基于体素的ICP配准方法,提升了对帧间匹配异常情况的鲁棒性;此外,所设计的自适应地面约束机制,在维持平面区域IMU约束有效性的同时,实现了特殊地形下点云与约束的精准匹配。从垂直误差对比结果来看,本文提出的算法在斜坡形处的垂直误差显著更小,进一步从误差维度佐证了本文算法的优势。而KISS-ICP^[23]、FAST-LIO2^[12]算法在此序列中表现欠佳。LIO-SAM^[8]针对斜坡等特殊地形缺乏自适应约束机制,使得匹配的精度与鲁棒性难以适配该序列的需求,因此显著落后于A-LOAM^[3]与本文算法。

GR6为室外园区典型序列,具有路径跨度大、开放空间连续几何约束稀缺的特点,这使得算法易面临垂直误差累积的挑战。LIO-SAM^[8]虽具备回环检测能力,但因缺乏对垂直漂移的针对性抑制机制,优化后地图存在显著垂直失真;A-LOAM^[3]、KISS-ICP^[23]等算法既难以在长距离开放场景下可靠触发回环以修正误差,又无有效约束垂直维度,导致垂直误差随时间累积。相比之下,OUR#算法在两方面表现突出:一方面,借助里程计约束、地面约束以及IMU约束保障了定位精度;另一方面,在回环优化阶段,有效抑制了误差的累积,最终使回环闭合后的位姿与真实场景的几何一致性得到充分保障。

GR7这一典型室外复杂场景中,环境涵盖多坡度地形与复杂结构特征,对SLAM算法的轨迹稳定性与地形适应性提出了较高要求。从定量结果来看,不带回环的OUR方法,明显优于大多数基线方法,说明即使在不回环检测的设定下,该系统仍凭借局部配准与地形自适应能力显著抑制了累积误差,使其能够在楼梯、斜坡等复杂

高度变化场景中保持垂直方向定位的稳定性。而带回环的 OUR[#]方法进一步将误差降低,体现出回环机制在复杂大场景中的补充优化效果。

GR8 为室外城市场景典型序列,场景中存在大量移动车辆、行人等动态障碍物,极易对激光点云配准产生干扰。本文所提出的地面约束方法,通过地面几何一致性分析与运动显著性检测,能够精准识别动态障碍物并动态剔除其对配准的干扰。从轨迹对比图可直观发现:本文算法的轨迹与真值的贴合度显著优于 A-LOAM^[3]、FAST-LIO2^[12]、LIO-SAM^[8]等算法,这充分体现了本文算法在动态城市场景下的强抗干扰能力与高精度位姿估计性能。

2.2 参数敏感性分析

为了使所提算法在不同地面场景及复杂动态环境下稳定、鲁棒地工作,本节针对地面约束启停参数、地面置信度参数及动态剔除滑动窗口参数这 3 个核心判定阈值

开展敏感性分析。所有实验均在 GR7 序列上进行,实验中控制其他参数为最优取值,仅调整目标参数的取值范围,以 APE 作为核心评价指标,分析各参数变化对算法定位精度的影响。

如图 6 所示,地面约束启停参数作为地面约束策略的核心判定阈值的最优取值区间集中在 10 左右,此时算法在约束有效性与误差抑制之间取得了最佳平衡,既能充分利用地面约束提升垂直精度,又能避免因约束过松导致的误差累积。地面置信度参数的最优取值在 0.8 左右,此时在有效过滤低质量地面拟合结果、减少错误约束的同时,避免因阈值过高而将大量有效地面点云误判为非结构化场景,从而保证了地面约束的有效性与适用范围。动态剔除滑动窗口大小的最优取值为 6,此时算法在噪声抑制与动态响应之间达到了最佳平衡,既能有效抑制短期噪声,又能及时响应场景动态变化,避免动态点漏检与误差累积。

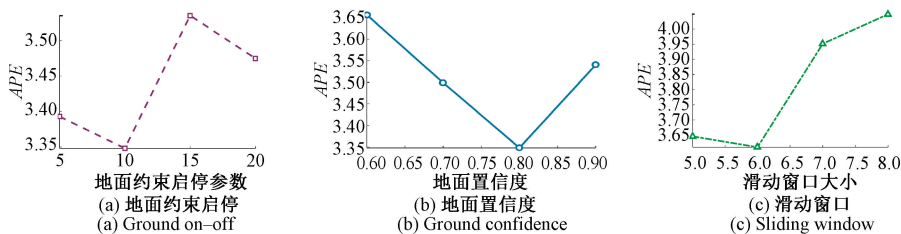


图 6 参数敏感性分析
Fig. 6 Sensitivity analysis of parameters

2.3 消融实验

1) 地面约束策略

为验证地面约束策略在提升 SLAM 系统位姿估计精度方面的有效性,本文以 GR4 序列设计并实施消融实验,实验结果如表 2 所示。地面约束作为环境几何先验的约束机制,通过加强位姿估计中垂直维度的观测约束,可有效缓解 SLAM 系统的位姿漂移问题。

表 2 地面约束策略消融实验

Table 2 Ablation experiments on the ground-constraint strategy		
约束条件	均方根误差	垂直均方根误差
无地面约束	0.721	0.393
有地面约束	0.519	0.050

实验结果表明,引入地面约束后,系统的整体均方根误差与垂直均方根误差均得到显著降低。该约束通过构建激光点云与地面几何模型的匹配关系,为垂直方向提供了可靠的几何约束;同时,由于 SLAM 系统中位姿各维

度间存在强耦合关系,垂直方向精度的提升会通过优化过程的耦合传递效应,进一步改善水平方向及整体位姿的估计精度。

2) 不同坡度下的稳定性

在实际机器人作业中,不同坡度的场景会显著影响激光 SLAM 系统的垂直方向轨迹精度。为验证本文算法在不同坡度下的稳定性,本部分选取上坡和下坡场景作为研究对象,对比了 A-LOAM、KISS-ICP、FAST-LIO2、LIO-SAM 及本文方法在不同高度差对应的坡度场景下,垂直方向的均方根误差(root mean square error, RMSE),以此评估算法对坡度变化的鲁棒性。

如图 7 所示,不同坡度高度差下各算法 Z 轴 RMSE 的对比结果,本文方法在各类坡度地形中均体现出显著的性能优势。上坡场景下,本文方法在缓坡、陡坡及大坡度地形中均保持较低的 RMSE,且随坡度增大,误差增幅远小于其他对比算法,鲁棒性更突出,可在复杂上坡地形中维持稳定的高精度垂直定位。下坡场景中,本文方法同样在缓下坡与连续下坡工况下表现更优,相比基线算法具备更强的地形适应能力与定位稳定性,能够有效抑制下坡过程中的垂直定位误差。

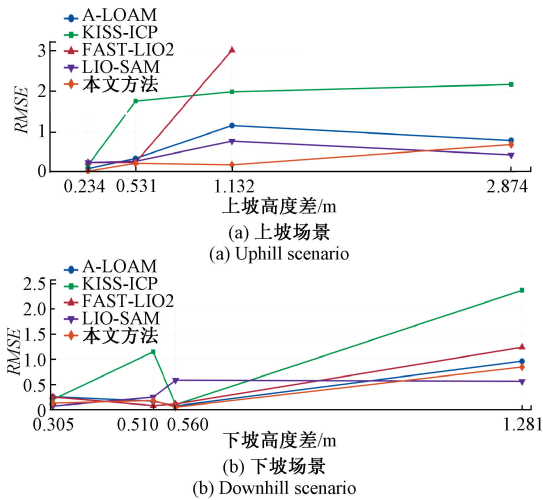


图 7 不同坡度高度差下各算法 Z 轴 RMSE 对比曲线
Fig. 7 Comparison curves of Z-axis RMSE for various algorithms under different slopes and height differences

3) 动态剔除策略

为验证本文动态点云剔除策略的有效性,本文选取一个室内商场场景 GR10 与两个城市道路场景 GR9 和 GR11 开展消融对比分析。其中,室内商场场景以密集行人作为主要动态干扰源,城市道路场景则包含车辆、行人等典型动态目标。

如表 3 所示,在室内商场与城市道路等典型动态场景中,开启动态点云剔除策略后,定位精度得到明显提升。在包含车辆、行人等快速移动目标的城市道路场景中,该策略对动态干扰源的抑制效果尤为突出,能够显著削弱动态目标对配准过程的干扰。整体来看,所提出的动态剔除策略在高动态环境下可有效提升配准精度,尤其在复杂城市道路场景中表现更为显著,验证了其在动态环境下的鲁棒性与有效性。

表 3 动态剔除策略消融实验

Table 3 Ablation experiments on dynamic elimination strategy (m)

条件	GR9	GR10	GR11
开启剔除	3.977	0.239	3.609
关闭剔除	4.247	0.261	4.420

图 8 为动态点云剔除策略的效果对比图,通过对比本文所提策略与基线方法 $M_detector^{[24]}$ (moving event detection from LiDAR point streams) 在室内商场场景不同区域的处理结果,直观验证动态剔除策略的有效性。其中, $A_1/B_1/C_1/D_1$ 为基线方法 $M_detector$ 的动态点检测结果(对应图 8(b)), $A_2/B_2/C_2/D_2$ 为本文方法的实际剔

除结果(对应图 8(c)), $A_3/B_3/C_3/D_3$ 为本文方法经剔除后保留的静态点云(对应图 8(d))。

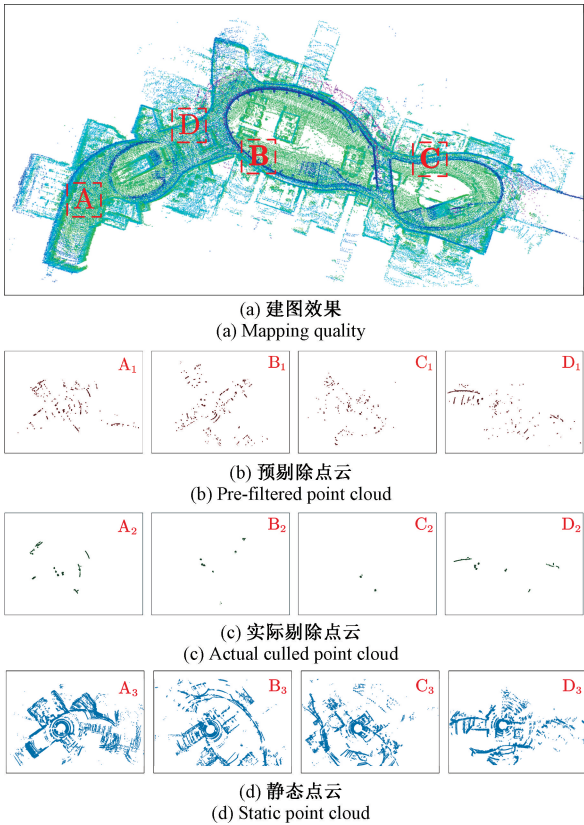


图 8 动态剔除效果

Fig. 8 Comparison diagram of dynamic removal effects

对比结果显示,基线方法在环形通道、商铺密集区及开阔中庭等典型区域,易将货架、墙体、立柱等静态结构误判为动态点,不仅导致动态点检测结果分散覆盖静态区域,还会破坏配准所需的几何约束,最终使建图效果出现结构混乱、特征模糊的问题;而本文方法的实际剔除点高度集中于行人等运动目标,能精准分离动态与静态点云,完整保留场景静态特征,最终让建图效果更规整,显著降低了动态干扰对帧间匹配与建图过程的负面影响。

本文方法仍存在一定优化空间:部分墙体边缘、地面纹理等静态点会被误判剔除,这一问题与局部点云密度波动、动态目标与静态结构距离过近等因素相关。后续可通过引入场景自适应阈值与静态特征保护机制,进一步提升算法的鲁棒性与检测精度。

4) 回环效果分析

为验证本文方法在复杂地面与动态场景下的回环检测优势,本节选取经典回环算法 $SC^{[25]}$ (egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map) 作为基线,在 KITTI 数据集关键序列上开展对比实验,通过最大 F1 分数(maximum F1 score, F1 MAX)、等效精度

(equivalent precision, EP) 及精确率-召回率 (precision-recall, PR) 曲线综合评估回环效果。

如表 4 所示,从 F1 MAX/EP 数据来看,在 KITTI00 和 KITTI05 序列中,本文方法的 F1 MAX 与等效精度均显著高于 SC,表明在多数复杂动态场景下,本文方法能有效抵抗非地面点、动态障碍物干扰,大幅提升回环检测的综合性能与可靠性。

表 4 KITTI 序列上的 F1 MAX/EP

Table 4 F1 MAX/EP on KITTI sequences (%)		
算法	KITTI00	KITTI05
SC	73.68/61.70	88.40/80.01
本文方法	97.58/87.71	96.61/90.26

如图 9 回环检测性能评估所示,从 PR 曲线对比来看,在 KITTI00 和 KITTI05 序列中,本文方法的 PR 曲线整体位于 SC 上方,在全召回率区间保持更高精确率,尤其在高召回率区间下降更平缓综合来看,本文方法在复杂动态场景中展现出显著优于 SC 的回环检测性能,有效减少误匹配与漏检,提升轨迹闭环鲁棒性。

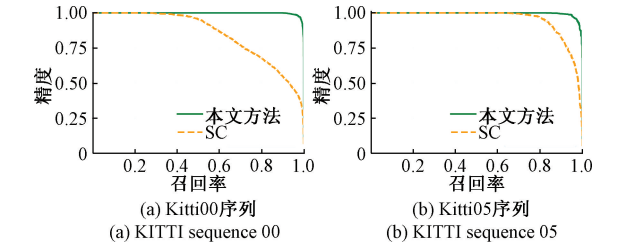


图 9 回环检测性能评估

Fig. 9 Loop closure detection performance evaluation

5) 时间消耗分析

本文选择 GR4 园区场景进行时间消耗分析,如图 10 所示,特征提取模块时间数值分布在 5~14 ms,均值约为 8.27 ms,在特征丰富的场景,比如路边的停止的车辆以及一些结构化建筑物,特征提取时间会超过 10 ms。里程计模块处理时间大多集中在 10~25 ms,均值耗时

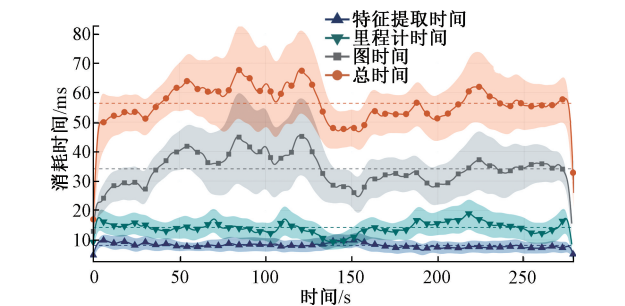


图 10 时间消耗分析

Fig. 10 Time consumption analysis

14.4 ms。整体来看,数据具有一定的连续性,未出现明显断层或异常跳变,说明里程计系统运行基本稳定。建图时间数值在约 8~70 ms 变化。大部分时间消耗集中在 20~40 ms,消耗均值 33.3 ms,这表明在大多数情况下建图模块的运行是相对高效的。此外算法总时间均值约为 55.6 ms,保证了系统实时性。

3 结 论

针对地面机器人在复杂环境中面临的垂直漂移、动态干扰与累积误差等问题,本文提出了一种场景自适应的平面约束 SLAM 系统。通过动态地面识别与约束机制、多模态特征提取与过滤策略以及基于局部结构的回环检测方法,系统在多种典型场景中实现了更鲁棒和一致的定位与建图性能。实验结果表明,所提方法在公开数据集上显著优于现有主流算法,尤其在楼梯、斜坡、动态城市环境等挑战性场景中表现出色。

参考文献

[1] 孙渊,陈志金,董昊轩. 激光惯导紧耦合的户外长距离 SLAM 算法研究[J]. 电子测量技术,2025,48(21): 157-165.
SUN Y, CHEN ZH J, DONG H X. Research on outdoor long-distance SLAM algorithm with tightly coupled laser inertial navigation[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(21): 157-165.

[2] 姚二亮,宋海涛,赵婧,等. 考虑点云结构和表观信息的激光雷达-惯性 SLAM 算法[J]. 机器人,2024, 46(4):436-449.

YAO ER L, SONG H T, ZHAO J, et al. LiDAR-inertial SLAM algorithm considering point cloud structure and appearance information[J]. Robot, 2024, 46(4): 436-449.

[3] ZHANG J, SINGH S. LOAM: LiDAR odometry and mapping in real-time[C]. Robotics: Science and Systems. 2014, 2(9): 1-9.

[4] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized LiDAR odometry and mapping on variable terrain[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 4758-4765.

[5] PAN Y, XIAO P CH, HE Y J, et al. MULLS: Versatile LiDAR SLAM via multi-metric linear least square[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021: 11633-11640.

[6] LIU ZH, ZHANG F. Balm: Bundle adjustment for

- LiDAR mapping [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3184-3191.
- [7] LIU ZH, LIU X Y, ZHANG F. Efficient and consistent bundle adjustment on LiDAR point clouds [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(6): 4366-4386.
- [8] 班喜程, 马继瑞, 尤波, 等. 多传感器信息约束下基于因子图优化的无人车紧耦合 SLAM 方法 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(10): 356-370.
- BAN X CH, MA J R, YOU B, et al. Tightly coupled SLAM method for unmanned vehicles based on factor graph optimization under multi-sensor information constraints [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 356-370.
- [9] SHAN T, ENGLT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled LiDAR inertial odometry via smoothing and mapping [C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2020: 5135-5142.
- [10] 华智, 宋吉来, 杜振军, 等. 基于滤波与图优化的定位与建图系统 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(4): 99-106.
- HUA ZH, SONG J L, DU ZH J, et al. Localization and mapping system based on filtering and graph optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(4): 99-106.
- [11] XU W, ZHANG F. FAST-LIO: A fast, robust LiDAR-inertial odometry package by tightly-coupled iterated kalman filter [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3317-3324.
- [12] XU W, CAI Y, HE D, et al. FAST-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(4): 2053-2073.
- [13] 符强, 曾凡治, 纪元法, 等. 针对室内高低动态环境的视觉 SLAM 算法研究 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(21): 159-167.
- FU Q, ZENG F ZH, JI Y F, et al. Research on visual SLAM algorithm for indoor high and low dynamic environments [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(21): 159-167.
- [14] 诸葛晶昌, 高宏, 罗其俊, 等. 激光雷达 IMU 紧耦合 SLAM 算法研究 [J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 243-251.
- ZHUGE J CH, GAO H, LUO Q J, et al. Research on LiDAR-IMU tightly-coupled SLAM algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11): 243-251.
- [15] 吴永豪, 李胜, 邹文成. 动态场景中的多传感器融合 SLAM 算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(11): 1-10.
- WU Y H, LI SH, ZOU W CH. Research on multi-sensor fusion SLAM algorithm in dynamic scenes [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(11): 1-10.
- [16] LIM H, HWANG S, MYUNG H. ERASOR: Egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal for static 3D point cloud map building [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2272-2279.
- [17] 邱佳月, 赖际舟, 方玮, 等. 一种基于动态剔除和场景匹配的 Robust SLAM 方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 249-257.
- QIU J Y, LAI J ZH, FANG W, et al. A Robust SLAM method based on dynamic elimination and scene matching [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 249-257.
- [18] CUI Y G, CHEN X Y L, ZHANG Y L, et al. BoW3D: Bag of words for real-time loop closing in 3D LiDAR SLAM [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(5): 2828-2835.
- [19] 虞沈豪, 魏国亮, 张顺, 等. 融合多元信息的激光 SLAM 回环检测方法 [J]. 信息与控制, 2024, 53(5): 594-602.
- YU SH H, WEI G L, ZHANG SH, et al. Loop closure detection method for LiDAR SLAM fusing multi-source information [J]. Information and Control, 2024, 53(5): 594-602.
- [20] HOEFLE B, PFEIFER N. Correction of laser scanning intensity data: Data and model-driven approaches [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2007, 62(6): 415-433.
- [21] SU Y, WANG T, SHAO SH L, et al. GR-LOAM: LiDAR-based sensor fusion SLAM for ground robots on complex terrain [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2021, 140: 103759.
- [22] WANG SH C, CAO F K, WANG T, et al. Robust ground constrained SLAM for mobile robot with sparse-channel LiDAR [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 10(5): 3291-3302.
- [23] VIZZO I, GUADAGNINO T, MERSCH B, et al. KISS-ICP: In defense of point-to-point ICP-simple, accurate, and robust registration if done the right way [J]. IEEE

Robotics and Automation Letters, 2023, 8(2): 1029-1036.

[24] WU H J, LI Y H, XU W, et al. Moving event detection from LiDAR point streams[J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 345.

[25] KIM G, KIM A. Scan context: Egocentric spatial descriptor for place recognition within 3D point cloud map[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 4802-4809.

作者简介



朱先圆,2023 年于烟台大学获得学士学位,现于沈阳化工大学攻读硕士学位,主要研究方向为激光 SLAM。
E-mail:zxy725602973@163.com

Zhu Xianyuan received his B.Sc. degree from Yantai University in 2023. He is currently pursuing his M.Sc. degree at Shenyang University of Chemical Technology. His main research interest includes LiDAR SLAM.



李凌,1996 年于沈阳化工学院获得学士学位,2002 年于沈阳化工大学获得硕士学位,2008 年于东北大学获得博士学位,现为沈阳化工大学教师,副教授,主要研究方向为复杂系统建模、优化与控制方法研究。
E-mail:liling@syuct.edu.cn

Li Ling received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Shenyang Institute of Chemical Technology in 1996 and 2002, respectively, and her Ph.D. degree from Northeastern University in 2008. She is currently an associate professor at Shenyang University of Chemical Technology. Her main research interests include modeling, optimization and control methods of complex systems.



王挺(通信作者),2001 年于大连理工大学获得学士学位,2007 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位,现为中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室科研人员,主要研究方向为机器人控制、特种机器人技术及模式识别与智能系统。
E-mail:wangting@sia.cn

Wang Ting (Corresponding author) received his B.Sc. degree from Dalian University of Technology in 2001, and his Ph.D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2007. He is currently a researcher at the State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include robot control, special robotic technologies and pattern recognition and intelligent systems.