ISSN 1003-501X CN 51-1346/O4

光电工程

Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊
Scopus CSCD

基于平面扩展和约束优化的激光惯性SLAM方法

胡文学，王泽华，余成，杨奎，梁冬泰

引用本文:

胡文学，王泽华，余成，等. 基于平面扩展和约束优化的激光惯性SLAM方法[J]. 光电工程，2024， **51**(4): 230279.

Hu W X, Wang Z H, Yu C, et al. A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(4): 230279.

https://doi.org/10.12086/oee.2024.230279

收稿日期: 2023-11-16; 修改日期: 2024-02-07; 录用日期: 2024-02-08

相关论文

基于图像信息约束的三维激光点云聚类方法

夏金泽，孙浩铭，胡盛辉，梁冬泰

光电工程 2023, **50**(2): 220148 doi: 10.12086/oee.2023.220148

融合多分辨率特征的点云分类与分割网络

陶志勇，李衡，豆淼森，林森

光电工程 2023, **50**(10): 230166 doi: 10.12086/oee.2023.230166

融合空间掩膜预测与点云投影的多目标跟踪

陆康亮，薛俊，陶重犇

光电工程 2022, **49**(9): 220024 doi: 10.12086/oee.2022.220024

更多相关论文见光电期刊集群网站

OEE 光电工程 Opto-Electronic Engineering

http://cn.oejournal.org/oee

OE_Journal

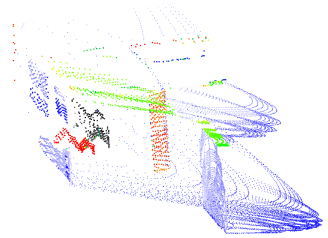
Website

Opto-Electronic Engineering
光 电 工 程

Article
2024 年, 第 51 卷, 第 4 期

DOI: 10.12086/oee.2024.230279

基于平面扩展和约束优化的激光惯性 SLAM 方法



胡文学[1]，王泽华[2]，余　成[2]，杨　奎[1]，梁冬泰[1*]

[1]宁波大学 机械工程与力学学院，浙江 宁波 315211；
[2]诠航科技有限公司，浙江 宁波 315100

摘要：针对激光 SLAM 算法在特征匮乏、拐角狭窄的室内场景中定位精度低的问题，提出一种基于平面扩展和约束优化的激光惯性 SLAM 方法。在激光 SLAM 中融合 IMU，根据 IMU 状态估计结果对激光点云进行位置补偿并判断关键帧。搭建全局平面地图，基于 RANSAC 算法对关键帧进行平面提取并结合预提取的方法跟踪平面特征以降低时间成本，拟合结果经 iPCA 优化去除噪声对 RANSAC 的影响。利用点到面的距离构建平面约束优化方程，并将其与边缘点约束和预积分约束统一融合，建立非线性优化模型，求解得到优化后的平面信息和关键帧位姿。最后为验证算法的有效性，在 M2DGR 公开数据集和私有数据集上分别进行实验，实验结果表明，本算法在大部分公开数据集上表现良好，特别在私有数据集上，相比于目前广泛应用的 faster-lio 算法，定位精度提升 61.9%，展现出良好的鲁棒性和实时性。

关键词：SLAM；室内场景；全局平面地图；预提取；iPCA 优化；平面约束

中图分类号：TN249　　**文献标志码：**A

胡文学，王泽华，余成，等. 基于平面扩展和约束优化的激光惯性 SLAM 方法 [J]. 光电工程，2024，**51**(4): 230279
Hu W X, Wang Z H, Yu C, et al. A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(4): 230279

A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization

Hu Wenxue[1], Wang Zehua[2], Yu Cheng[2], Yang Kui[1], Liang Dongtai[1*]

[1]School of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China;
[2]Quanhang Technology Co., Ltd., Ningbo, Zhejiang 315100, China

Abstract: Aiming at the problem of low positioning accuracy of laser SLAM algorithm in indoor scenes with feature scarcity and narrow corners, a laser inertial SLAM method based on planar extension and constraint optimization is proposed. The IMU is fused in laser SLAM, and the laser point cloud is position compensated and key frames are judged according to the IMU state estimation results. The global planar map is constructed, the planar extraction of key frames is performed based on the RANSAC algorithm and combined with the pre-extraction method to track the planar features in order to reduce the time cost, and the fitting results are optimized by iPCA to remove the effect of noise on the RANSAC. Using the distance from the point to the surface to construct the plane constraint optimization equation, and integrate it with the edge point constraints and pre-integration constraints in a unified

收稿日期：2023-11-16；修回日期：2024-02-07；录用日期：2024-02-08
基金项目：浙江省公益技术应用研究计划项目 (LGG21E050008)；宁波市科技创新 2025 重大专项 (2022Z075)；宁波市公益性科技计划项目 (2022S004)
*通信作者：梁冬泰，liangdongtai@nbu.edu.cn。
版权所有©2024 中国科学院光电技术研究所

way to establish a nonlinear optimization model, and solve to get the optimized plane information and key frame bit position. Finally, to verify the effectiveness of the algorithm, experiments are carried out on the M2DGR public dataset and private dataset respectively, and the experimental results show that the present algorithm performs well on most of the public datasets, especially in the private dataset compared with the widely used fast-lio algorithm, the localization accuracy is improved by 61.9%, which demonstrates good robustness and real-time performance.

Keywords: SLAM; indoor scene; global planar maps; pre-extraction; iPCA optimization; planar constraints

1 引　言

同时定位与地图构建 (Simultaneous localization and mapping，SLAM) 是一种在未知环境中利用传感器信息实现自主定位和地图构建的技术，是自动驾驶和移动机器人的核心技术。其中，基于激光雷达的 SLAM 技术[1] 因其具备对周围环境的光照不变性和准确感知性，引起了领域内学者的广泛关注。但是典型的激光雷达扫描速率相对较低 (10 Hz)，并且获取的点云数据容易由于传感器的自身运动而失真[2-3]，同时单传感器激光 SLAM 大多依靠迭代最近点 (iterative closest point，ICP)[4] 及其变体进行状态估计。因此，在快速移动或复杂场景下，仅执行激光里程计会形成较大的累计误差。然而，惯性测量单元 (inertial measurement unit，IMU) 以相对于激光雷达更高的频率 (200 Hz) 输出数据，因此算法 [5-8] 通过融合 IMU 计算预积分，获取连续雷达帧之间的状态变换并对点云进行运动补偿，从而提高鲁棒性和准确性。

SLAM 系统通过特征实现帧间匹配与跟踪，依据所采用的特征不同，可对激光 SLAM 进行归类。由于激光雷达可以直接获取点云的三维信息，因此点特征 (由边缘点和平面点[2-3] 组成) 在激光 SLAM 中被广泛使用，是当前的主流研究方向。然而，以三维点云作为环境地图描述，精度不高，且点云数量较多，基于点特征的 SLAM 算法计算量较大，使得算法很难在移动设备上实时进行。其次平面点 (曲率低的特征点) 在匹配和几何约束构建中，通常采用基于最近邻点 (约 5 个) 的平面拟合方法。该方法存在两个缺点：仅采用少量点进行平面拟合，容易受到噪声干扰或非共面点的影响，从而导致误差累积；重复的查找、拟合工作占用过多的计算资源。在室内环境中，线和平面特征丰富，相较于点特征，有两个主要优点：1) 与点特征相比，线和平面特征可以有效减少特征数量，降低计算复杂度；2) 线和平面特征能更好地刻画环境的结构信息，从而提高跟踪和匹配精度，有效抑制 SLAM 的累积漂移。目前，已有许多算法[9-15] 使用线和平面特征来提高 SLAM 在复杂环境中的准确性和鲁棒性。视觉 SLAM 算法 Structure-SLAM[9] 通过卷积神经网络从 RGB 图像中实时预测表面法线，根据点和线特征计算位姿变换，但需要 GPU 参与计算，增加成本的同时也很难在移动设备上部署。然而，激光 SLAM 可以利用点云深度信息快速地拟合出平面特征，算法 [10-11] 通过引入平面特征进行跟踪，有效提升了里程计的定位精度，但都没有采用光束平差法 (bundle adjustment，BA) 来优化平面信息。BA 是 SLAM 系统的重要组成部分，文献 [12] 利用 BA 对平面信息进行优化，提升系统鲁棒性。上述工作利用平面到平面的距离构建残差评估位姿，Zhou[13] 等人证明了点到平面的误差更具鲁棒性，且收敛更快。但由于平面内点过多，点到平面的距离通常会生成大规模的最小二乘问题，π-LSAM[14] 引入π因子用于优化，降低平面调整的计算复杂度，但仅靠激光雷达进行初始位姿估计，精度较低。LIO-PPF[15] 利用平面跟踪代替点特征跟踪，大幅度降低激光惯性里程计的空间和时间复杂度，定位上效果与其他算法[6-7] 相仿。

为进一步提高室内场景下定位和建图精度，本文针对上述激光 SLAM 存在的问题，提出基于平面扩展和约束优化的激光惯性 SLAM 方法，算法流程图如图 1 所示。主要贡献如下：

1) 不针对每个点/扫描拟合平面，而是利用激光惯性里程计的位姿估计实现平面的增量式更新，降低 RANSAC 重复拟合带来的时间成本，并利用迭代主成分分析 (iterative principal component analyse，iPCA) 去除噪声干扰，优化目标；

2) 搭建全局平面地图容器，根据匹配关系构建平面约束，取代平面点约束，并对其进行压缩，从而优

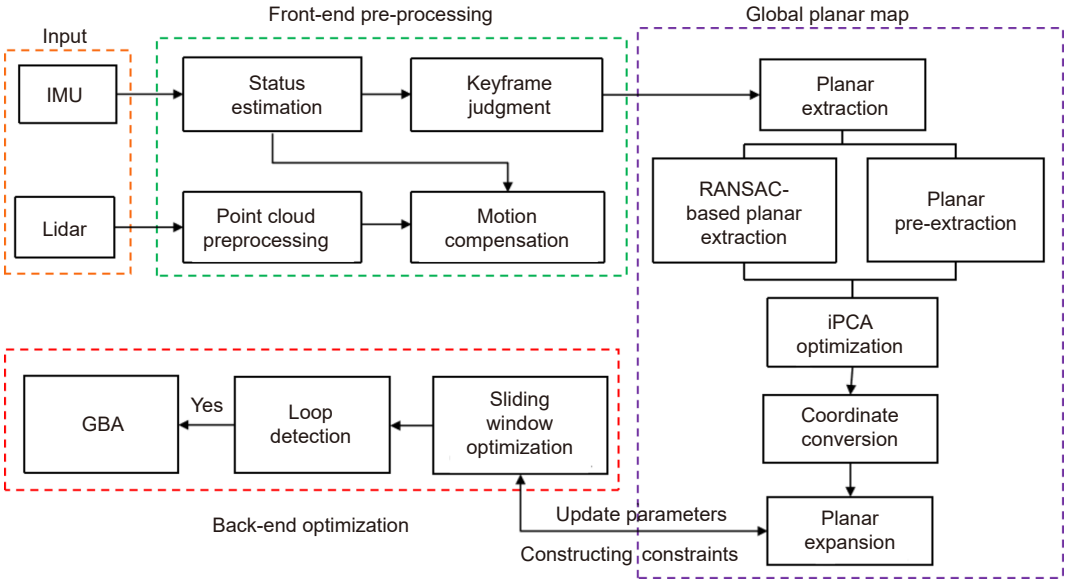


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

化约束，提升室内场景下的跟踪匹配精度，限制里程计的漂移。

2 前端预处理

2.1 状态估计

IMU 的融合可以更精确地估计两帧之间的状态变化，多传感器融合需要外参的标定，雷达和 IMU 之间的外参$\boldsymbol{T}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}}=(\boldsymbol{R}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}},\boldsymbol{t}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}})$可以通过 [16] 中的标定方法进行计算，$\boldsymbol{R}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}},\boldsymbol{t}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}}$分别为雷达相对于 IMU 坐标系的旋转和位移。对于连续的两帧雷达数据b_k和b_{k+1}，在该时间段$[t_k,t_{k+1}]$里接收到多个惯导数据帧，该时间段积分为[17]

$$\boldsymbol{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k}=\iint_{t\in[t_k,t_{k+1}]}\boldsymbol{R}_t^{b_k}(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{l}_{a_t})\mathrm{d}t^2, \tag{1}$$

$$\boldsymbol{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k}=\int_{t\in[t_k,t_{k+1}]}\boldsymbol{R}_t^{b_k}(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{l}_{a_t})\mathrm{d}t, \tag{2}$$

$$\boldsymbol{\gamma}_{b_{k+1}}^{b_k}=\int_{t\in[t_k,t_{k+1}]}\frac{1}{2}\Omega(\hat{\boldsymbol{\omega}}_t-\boldsymbol{l}_{\omega_t})\boldsymbol{\gamma}_t^{b_k}\mathrm{d}t, \tag{3}$$

式中：

$$\Omega(\boldsymbol{\omega})=\begin{bmatrix}0&\omega_z&-\omega_y&\omega_x\\-\omega_z&0&\omega_x&\omega_y\\\omega_y&-\omega_x&0&\omega_z\\-\omega_x&-\omega_y&-\omega_z&0\end{bmatrix},$$

ω_x、ω_y、ω_z分别是ω对应的数值，$\boldsymbol{R}_t^{b_k}$为 t 时刻在b_k坐标系下的旋转，$\boldsymbol{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k}$、$\boldsymbol{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k}$、$\boldsymbol{\gamma}_{b_{k+1}}^{b_k}$分别是这段时间的位置、速度以及角度的变化量，$\hat{\boldsymbol{a}}_t$、$\hat{\boldsymbol{\omega}}_t$是 t 时刻 IMU 提供的加速度计和陀螺仪数据，$\boldsymbol{l}_{a_t}$、$\boldsymbol{l}_{\omega_t}$则是对应的零偏值。因此，状态估计运动模型为

$$\begin{cases}\boldsymbol{R}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}=\boldsymbol{R}_{b_k}^{\mathrm{W}}\boldsymbol{\gamma}_{b_{k+1}}^{b_k}\\\boldsymbol{P}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}=\boldsymbol{P}_{b_k}^{\mathrm{W}}+\boldsymbol{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k}\\\boldsymbol{V}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}=\boldsymbol{V}_{b_k}^{\mathrm{W}}+\boldsymbol{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k}\end{cases}, \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{P}$、$\boldsymbol{V}$分别表示旋转、平移和速度，$(\cdot)_{b_k}^{\mathrm{W}}$代表在世界坐标下第 k 帧的数据。

2.2 关键帧判断

基于关键帧的方案最早被提出并广泛应用于视觉里程计，关键帧可以有效解决滑动窗口带来的冗余计算，提高算法的实时性。关键帧的选取由状态估计结果进行判断，具体如图 2 所示。

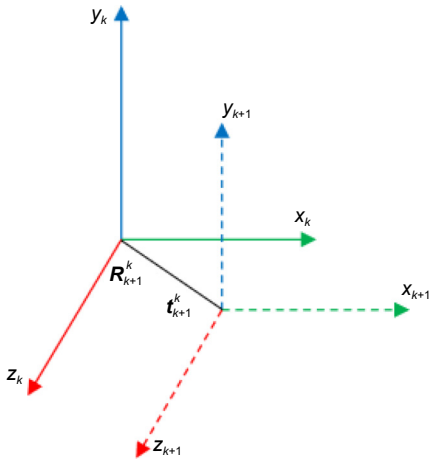


图 2 位姿变换

Fig. 2 Postural transformation

图 2 中，下标 k 与$k+1$分别表示最新关键帧与当前帧。$\boldsymbol{R}_{k+1}^k$、$\boldsymbol{t}_{k+1}^k$是状态估计的结果，分别表示最新关

键帧与当前帧之间的旋转和平移。因此，关键帧的判断条件如下：

1) k 与 $k+1$ 的时间间隔大于 0.3 s；

2) $\boldsymbol{t}_{k+1}^{k}$ 大于 0.15 m；

3) $\boldsymbol{R}_{k+1}^{k}$ 对应的旋转角度大于 10°；

上述条件满足任意一个，当前帧则被视为最新关键帧。

2.3 运动补偿

激光雷达的光束实际采样频率非常高，通常不可能在接收到每个新点后处理。因此将这些点云积累一段时间，这样得到的点云集称为一次扫描，也就是一帧数据，实现了降频的功能。假设在该时间段雷达发生了运动，则导致这一帧中的 3D 点采集的位置是不一样的，需要借助 IMU 状态估计的结果进行插补，从而去除运动畸变[7-8]，数学模型如式 (5)：

$$\dot{\hat{P}}_{b_t}=\boldsymbol{R}_{\mathrm{I}}^{\mathrm{L}}\left(\boldsymbol{R}_{\mathrm{W}}^{b_{k+1}}\left(\left(\boldsymbol{R}_{b_t}^{\mathrm{W}}\left(\boldsymbol{R}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}}\hat{P}_{b_t}+\boldsymbol{t}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}}\right)+\boldsymbol{t}_{b_t}^{\mathrm{W}}\right)-\boldsymbol{t}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}\right)-\boldsymbol{t}_{\mathrm{L}}^{\mathrm{I}}\right), \quad (5)$$

式中：$\hat{P}_{b_t}$ 是在 $[t_k,t_{k+1}]$ 时间段内某一时刻的 IMU 数据帧对应的雷达帧坐标系下的 3D 点坐标，$\dot{\hat{P}}_{b_t}$ 是去除畸变后的 3D 坐标。

首先将 $\hat{P}_{b_t}$ 转换到当前时刻 IMU 坐标系下，进而利用预积分估计出的位姿 $\boldsymbol{R}_{b_t}^{\mathrm{W}}$、$\boldsymbol{t}_{b_t}^{\mathrm{W}}$ 将之转换至世界坐标系下，再转换到雷达帧结束时刻对应的 IMU 坐标系下，最后转换到雷达坐标系下，得到去除畸变后的点云。

3 平面信息约束的优化方法

在前端预处理阶段通过融合 IMU 进行预积分得到机器人的初始位姿，进而根据位姿变换关系判断出关键帧。在后端对关键帧提取平面，并就其构建平面约束，实现对约束的优化，进一步对初始位姿进行优化更新，提升系统的定位精度。

3.1 平面提取

全局平面地图以世界坐标系为基准，统一管理所提取平面的索引、参数信息以及平面内点。在本文中，使用 $\boldsymbol{\varphi}=[\boldsymbol{n}^{\mathrm{T}};d]^{\mathrm{T}}$ 表示平面，其中 $\boldsymbol{n}$ 是平面的法向量，其满足 $|\boldsymbol{n}|=1$，d 是坐标原点到平面 $\boldsymbol{\varphi}$ 的距离。

3.1.1 基于 RANSAC 的平面提取

RANSAC 算法[18] 利用随机采样的方式对三维点云数据拟合估计出平面数学模型参数。由于 RANSAC 拟合迭代的时间成本较高，不利于算法的实时运行，本方法仅对第一帧扫描进行全局平面提取。确定好 RANSAC 算法的点云数目、迭代次数以及距离误差阈值，对于 RANSAC 拟合的平面模型设为[19]

$$Ax+By+Cz+D=0\,. \quad (6)$$

对当前点云数据 P 中随机 3 个点云 $P_1(x_1,y_1,z_1)$、$P_2(x_2,y_2,z_2)$、$P_3(x_3,y_3,z_3)$ 进行平面拟合，由此可以确定 A、B、C、D 四个参数，点云数据中任意一点 $P_i(x_i,y_i,z_i)$ 至拟合平面的距离 D_i 为

$$D_i=\frac{|Ax_i+By_i+Cz_i+D|}{\sqrt{A^2+B^2+C^2}}\,. \quad (7)$$

当距离 D_i 小于预设的误差阈值，判定为局内点 (满足拟合平面函数的点云)，统计当前有效局内点的数目。依次迭代，直至满足最大迭代次数，选取局内点最多的平面模型，重复该步骤，采取“拟合-去除-拟合”的方式，直至：

$$\frac{\text{剩余数}}{\text{总数}}<0.1\,. \quad (8)$$

为保证平面的有效性，选取的拟合平面点云数量在 100 以上。

3.1.2 平面预提取及扩展

由于相邻两帧雷达数据的几何结构基本一样，因此，本文采用平面预提取的方法处理第一帧以外的所有关键帧，即通过位姿估计结果对全局平面地图中的数据进行坐标变换，得到平面特征在当前帧的先验信息，坐标转换公式如下：

$$\hat{\boldsymbol{n}}_{b_i}=\boldsymbol{R}_{\mathrm{W}}^{b}\boldsymbol{n}_{\mathrm{W}_i}^{\mathrm{T}}\,, \quad (9)$$

$$\hat{d}_{b_i}=\boldsymbol{t}_{b}^{\mathrm{W}}\boldsymbol{n}_{\mathrm{W}_i}+d_{\mathrm{W}_i}\,, \quad (10)$$

式中：$\boldsymbol{n}_{\mathrm{W}_i}$、$d_{\mathrm{W}_i}$ 表示全局地图中第 i 个平面 $\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_i}$ 的参数，$\hat{\boldsymbol{n}}_{b_i}$、$\hat{d}_{b_i}$ 为当前帧坐标系下 $\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_i}$ 对应的先验平面参数。

先验平面经过内点测试 (内点数大于 100)，才可视作当前扫描的平面特征。预提取方法能检索到当前扫描绝大多数点云，但不能检测到新平面，因此同样利用 RANSAC 算法对预提取后剩余的点云数据进行拟合，直至点云数量少于阈值，该方法节省了不必要的 RANSAC 迭代，极大地降低了计算成本。由于坐标系基准问题，扩展全局平面地图之前要将新平面转换至世界坐标系下，同时赋予其新的索引值，具体伪代码见算法 1。

算法 1：平面扩展算法

输入：剩余点云 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{l}}$、阈值 N、索引集合 I、拟合的平面集合 S、点云集合 P

输出：扩展后的全局平面地图 W

```
while P_l.size > N do
    拟合获取新平面参数φ_i及其内点P_i;
```

03： **if** $\boldsymbol{P}_i$.size > 100 **then**
04： push φ_i to S
05： push $\boldsymbol{P}_{b_k}$ to P
06： **end if**
07： $\boldsymbol{P}_1$ 去除 $\boldsymbol{P}_i$ 后继续拟合
08：**end while**
09：**for** $i \leftarrow 0$ to S.size **do**
10： id $\leftarrow I$ 自增后对应的值
11： $\varphi_i \leftarrow \boldsymbol{S}[i]$
12： 基于 iPCA 对φ_i进行优化
13： $n_{\mathrm{W}_i} = R_b^{\mathrm{W}} n_{b_i}^{\mathrm{T}}$
14: $d_{\mathrm{W}_i} = -R_{\mathrm{W}}^b t_b^{\mathrm{W}} n_{b_i} + d_{b_i}$
15： push pair(id, φ_{W_i}) to W
16：**end for**

3.1.3 基于 iPCA 的平面优化

激光雷达在采样中点云的畸变以及 IMU 的噪声和偏差使得即使在严格的真实平面，点与相应的平面之间仍然存在非常明显的偏移量。另一方面，一些不严格的平面也可能具有较低的局部曲率。

图 3 展示了在室内等退化场景中仅采用 RANSAC 配合预提取拟合平面带来的问题。对于不严格平面，RANSAC 仅采用 3 ~ 4 个点进行拟合，即拟合的平面由一个小的局部空间确定，当遇到大的噪声或不严格平面时，造成拟合的平面出现偏差，预提取使误差不断积累，从而影响平面的有效性。为提升提取平面的精度，本文提出基于 iPCA 的方法对拟合平面 (由 RANSAC 及预提取获得) 进行二次优化，即通过其内点构建协方差矩阵并进行特征分解，与最小特征值相关的特征向量对应优化后的平面。

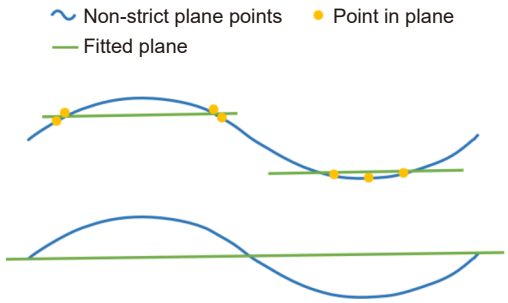


图 3 基于 iPCA 的平面优化对比图

Fig. 3 Comparison chart of iPCA-based planar optimization

3.2 约束优化

相对于点特征，平面特征在室内环境中是更大的结构特征，同时平面点基本存在于所提取的平面中，所以本文利用平面约束取代平面点约束，节省不必要的查找拟合过程，有效减少了计算复杂度。相比于平面点的拟合方法，平面特征由多个点组成，其拟合结果对噪声和误差具有一定的容忍度，从而可以降低拟合偏差引起的累积误差，提高里程计的准确性和稳定性。同时，针对 IMU 的发散问题，本算法采用紧耦合的方式将激光雷达与 IMU 结合[6-8,17]，构建角点的点面残差以及平面约束，如图 4 所示，与 IMU 预积分约束一起放入 Ceres 优化器中，最后根据平面属性对平面约束进行压缩，实现对约束的优化。

3.2.1 IMU 预积分约束

预积分约束是由于预测与观测不同所形成的，预测是以相对上一帧为坐标系的加速度运动模型，观测则是 IMU 预积分的结果，预积分残差可定义为[17]

$$\boldsymbol{r}=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k}\\ \delta\boldsymbol{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k}\\ \delta\boldsymbol{\theta}_{b_{k+1}}^{b_k}\\ \delta\boldsymbol{l}_a\\ \delta\boldsymbol{l}_g\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_{\mathrm{W}}^{b_k}\left(\boldsymbol{p}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}-\boldsymbol{p}_{b_k}^{\mathrm{W}}+\frac{1}{2}\boldsymbol{g}^{\mathrm{W}}\Delta t_k^{\,2}-\boldsymbol{v}_{b_k}^{\mathrm{W}}\Delta t_k\right)-\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{b_{k+1}}^{b_k}\\ \boldsymbol{R}_{\mathrm{W}}^{b_k}\left(\boldsymbol{v}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}-\boldsymbol{v}_{b_k}^{\mathrm{W}}+\boldsymbol{g}^{\mathrm{W}}\delta t_k\right)-\hat{\boldsymbol{\beta}}_{b_{k+1}}^{b_k}\\ 2\left[\left(\boldsymbol{q}_{b_k}^{\mathrm{W}}\right)^{-1}\otimes\boldsymbol{q}_{b_{k+1}}^{\mathrm{W}}\otimes\left(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{b_{k+1}}^{b_k}\right)^{-1}\right]_{xyz}\\ \boldsymbol{l}_{ab_{k+1}}-\boldsymbol{l}_{ab_k}\\ \boldsymbol{l}_{\omega b_{k+1}}-\boldsymbol{l}_{\omega b_k}\end{bmatrix}, \tag{11}$$

式中：$\boldsymbol{r}$ 表示残差，$\boldsymbol{q}$ 表示四元数，$\boldsymbol{g}^{\mathrm{W}}$表示世界坐标系下的重力加速度，$[\cdot]_{xyz}$代表提取四元数的向量部分，$\delta\boldsymbol{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k}$、$\delta\boldsymbol{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k}$、$\delta\boldsymbol{\theta}_{b_{k+1}}^{b_k}$、$\delta\boldsymbol{l}_a$、$\delta\boldsymbol{l}_g$分别代表旋转、平移、速度以及加速度计和陀螺仪的残差项。

3.2.2 平面约束

假设滑动窗口中有 I 个关键帧和 J 个平面，P_{ij}是滑窗中第 i 个关键帧b_i观察到的第 j 个全局平面地图中的数据φ_{W_j}所包含的点集，示意图如图 5 所示。

P_{ijk}为P_{ij}中的第 k 个点，r_{ijk}表示点P_{ijk}到$\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}$的有符号距离，定义为

$$r_{ijk}=\left[\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}\right]_n^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{R}_{b_i}^{\mathrm{W}}P_{ijk}+\boldsymbol{t}_{b_i}^{\mathrm{W}}\right)+\left[\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}\right]_d, \tag{12}$$

式中：$\left[\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}\right]_n$、$\left[\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}\right]_d$分别表示平面的法向量和坐标原点到面的距离。因此，得到整个滑动窗口中点到平面的残差可定义为

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}\sum_{k=1}^{K}r_{ijk}^{\,2}, \tag{13}$$

$r_{ijk}^{\,2}$根据式 (12) 展开得到

$$r_{ijk}^{\,2}=\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{b_i}^{\mathrm{W}}\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\left(\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{\mathrm{W}}^{b_i}\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}, \tag{14}$$

式中：$\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}$在式中表示齐次矩阵。则每一个平面内的残差为

$$\begin{cases}E_{b_{ij}}=\sum_{k=1}^{K}r_{ijk}^{\,2}=\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{T}_{b_i}^{\mathrm{W}}\left\{\sum_{k=1}^{K}\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\left(\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\right)^{\mathrm{T}}\right\}\boldsymbol{T}_{\mathrm{W}}^{b_i}\boldsymbol{\varphi}_{\mathrm{W}_j}\\ G_{ij}=\sum_{k=1}^{K}\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\left(\bar{\boldsymbol{P}}_{ijk}\right)^{\mathrm{T}}\end{cases}. \tag{15}$$

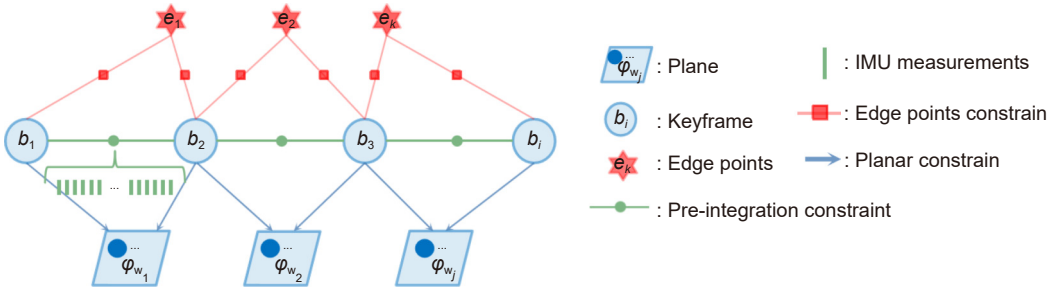


图 4　紧耦合非线性优化框图

Fig. 4　Block diagram of tightly coupled nonlinear optimization

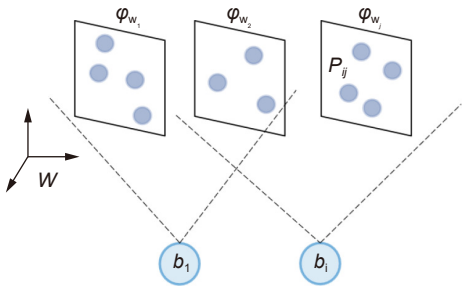


图 5　平面约束

Fig. 5　Plane constraints

因此，对于每个平面φ_j，只需计算一次G_{ij}。这样就将众多点云约束压缩成一个约束，极大降低优化器的计算成本。将式 (15) 带入式 (13)，滑窗中平面约束可定义为

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}E_{b_{ij}}\,. \tag{16}$$

4　实验结果与分析

4.1　实验硬件与平台搭建

本实验所采用的手持机器人硬件平台如图 6 所示，由硬件平台、Livox-Avia 激光雷达和内置 IMU 以及 PC 组成，其中 PC 的 CPU 为 Intel i5 处理器，16 GB 内存，未使用 GPU 加速。数据处理端为 Ubuntu18.04 的操作系统，各个传感器数据基于 ROS 平台实现与 PC 端的通讯。

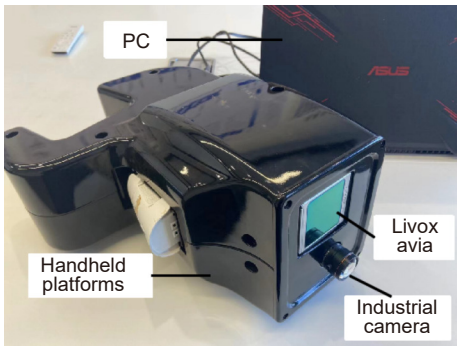


图 6　实验硬件平台

Fig. 6　Experimental hardware platform

4.2　平面提取实验分析

平面提取的结果将作为初值用于跟踪及后端优化部分，因此参数的准确度会直接影响方法的可行性。为了验证 RANSAC 算法及 iPCA 优化的有效性，选取图 7 中的场景 1 和场景 2 进行平面提取实验。为便于人工测量比对，避免由于激光雷达位置不准确产生测量误差，位置精度选取两个平行墙面之间的距离作为真实值，即场景中的高和宽，预测值由激光雷达拟合得到 (激光雷达到两个平面的距离之和)；姿态精度选取两个平行墙面的法向量夹角作为预测值，真实值设为 0，平行墙面由 RANSAC 拟合得到并经过 iPCA 优化。为避免实验偶然性，每个场景选取五个不同位置进行拟合实验，结果见表 1，其中 Angle_h 和 Angle_w 分别代表场景中水平和垂直两平面对应的夹角。由记录数据可知，本文的平面提取方法在不同场景不同位置下，均能获得较好的拟合效果，可用于后端的优化求解。同时为更直观地展示提取效果，选取平面特征较丰富的场景 3 进行测试，结果如图 8 所示，共提取 8 个平面，每个平面点云数量大于 100。

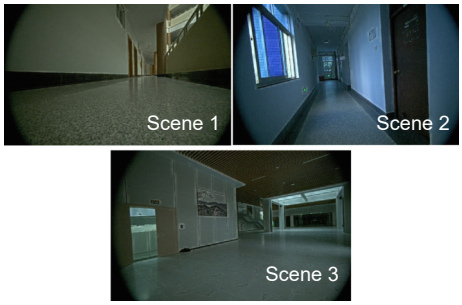


图 7　不同场景的真实环境

Fig. 7　Realistic environments for different scenarios

表 1　平面提取预测值与真实值对比

Table 1　Comparison of predicted and true values for planar extraction

Scene	Parameters	Predicted					True
Scene 1	High/mm	2977	2975	2972	2978	2968	**2970**
	Width/mm	1769	1770	1764	1757	1758	**1760**
	Angle_h/°	0.059	0.071	0.078	0.043	0.027	**0**
	Angle_w/°	0.416	0.155	0.002	0.264	0.017	**0**
Scene 2	High/mm	3119	3120	3117	3117	3126	**3125**
	Width/mm	1802	1811	1813	1808	1802	**1810**
	Angle_h/°	0.099	0.099	0.155	0.004	0.003	**0**
	Angle_w/°	1.244	0.315	0	0.093	0.051	**0**

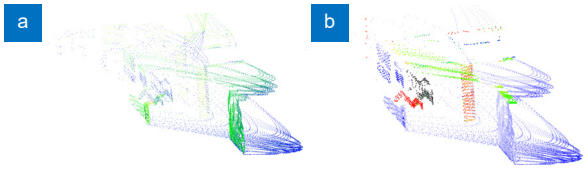


图 8　平面提取。(a) 提取前；(b) 提取后

Fig. 8　Plane extraction. (a) Before extraction; (b) After extraction

4.3 里程计精度实验分析

通过里程计估计出的机器人位姿可以直观地判断算法的性能。本文在公开数据集 M2DGR 中选取 6 个室内场景进行对比实验。对比算法选取当前主流经典算法 LIO-SAM、faster-lio[20]，均取自 GitHub，传感器外参由公开数据集提供，在同一平台运行 5 次，取最好结果。将本算法与对比算法获得的轨迹与公开数据集提供的真值进行对比，使用绝对轨迹的均方根误差 (RMSE) 和均值作为指标，从而判断本算法的性能。为了更清晰地展示对比效果，选取针对该数据集的最优算法与本文算法进行对比，部分序列对比情况图 9 所示。

由表 2 记录数据可知，本算法在大多数序列，特别在长距离移动的“hall_01”序列，较之对比算法表现出较高的定位精度，部分序列和对比算法相差无几。主要原因是 M2DGR 的室内序列仅集中在一个固定场景中进行短距离的随机移动，没有狭窄拐角或长走廊等特征匮乏的场景，场景中存在大量的特征点，从而激光惯性里程计能够保持较高的定位精度。但本文旨在解决室内长走廊、狭窄拐角、自遮挡等退化场景的定位问题，为了进一步验证本方法对于激光/惯导 SLAM 在室内定位精度方面的提升，选取具有上述场景的真实室内场景进行数据录制，对比算法则选择适配于 Livox 系列的激光 SLAM 算法：faster-lio。为了更清晰地展示本算法的有效性，数据集录制起始位置一致，真值由多个回环算法[21-23] 与场景平面图进行对比，最终选取香港大学最新开源回环检测算法 STD[20] 作为真值，效果如图 10 所示。图中左上角为

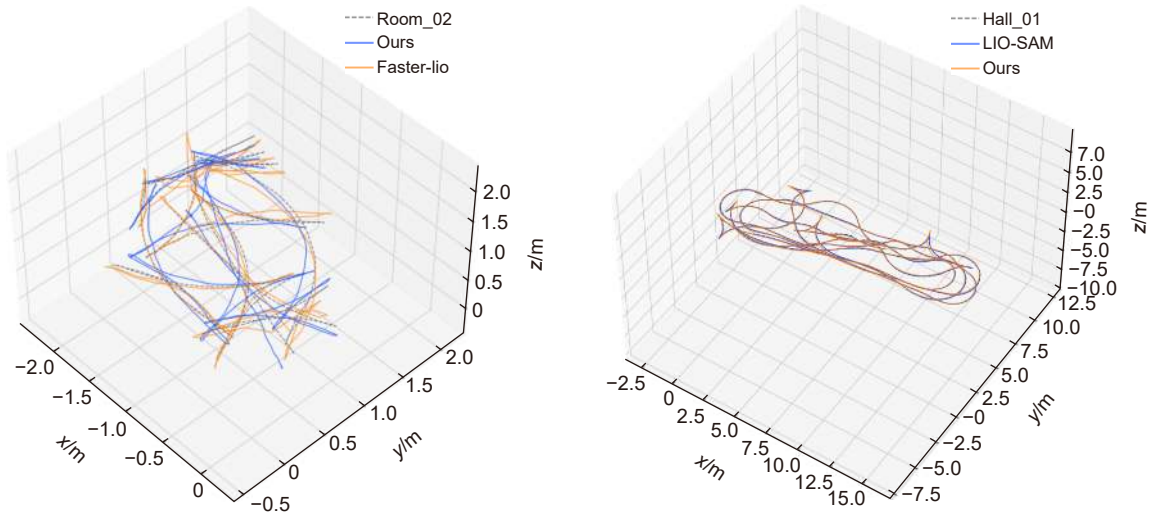


图 9　Room_02 与 hall_01 序列算法估计轨迹与真实轨迹的对比图

Fig. 9　Comparison of the estimated trajectories of room_02 and hall_01 sequence algorithms with the real trajectories

表 2　本算法与对比算法的绝对轨迹误差及均值对比 (单位：米)

Table 2　Comparison of absolute trajectory error and mean between this algorithm and the comparison algorithm (unit: m)

Sequence	Runtime/s	faster-lio		LIO-SAM		Ours	
		RMSE	MEAN	RMSE	MEAN	RMSE	MEAN
room_01	72	**0.162**	0.233	0.213	0.179	0.237	0.210
room_02	75	**0.336**	0.313	0.428	0.335	0.354	0.322
hall_01	351	0.241	0.192	0.229	0.189	**0.109**	0.095
hall_05	402	1.062	0.980	1.225	1.122	**1.061**	0.952
room_dark_01	111	0.159	0.146	0.263	0.244	**0.133**	0.120
room_dark_05	159	**0.301**	0.264	0.532	0.449	0.310	0.298

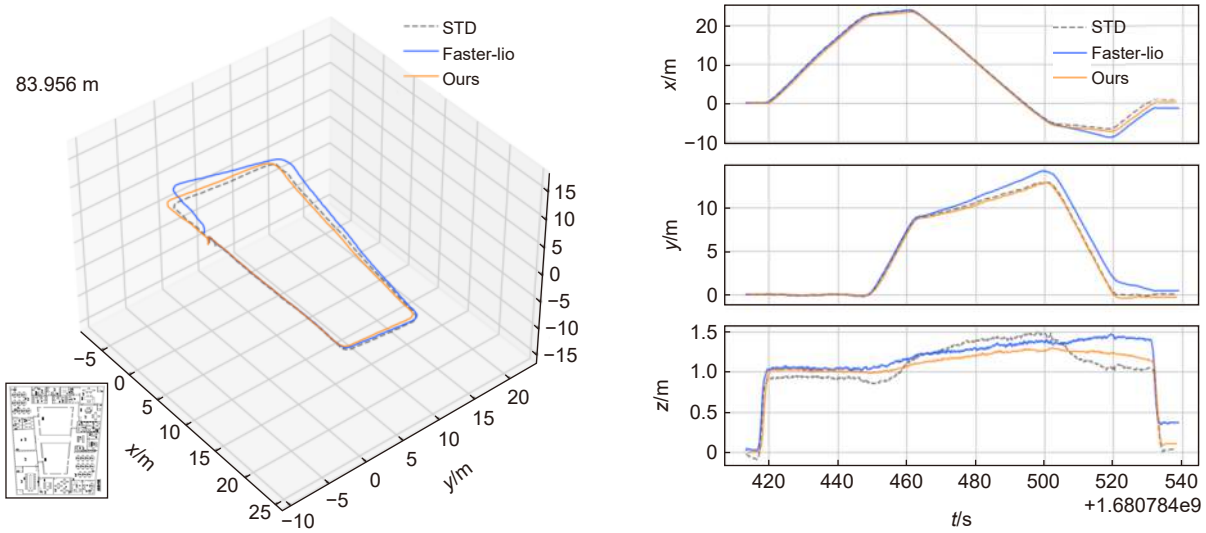


图 10　Indoor_01 序列算法估计轨迹与真实轨迹的对比图

Fig. 10　Comparison between the estimated trajectory of the Indoor_01 sequence algorithm and the actual trajectory

路线的总里程数，左下角为场景平面图，序列时长为 126 s。

相比于公开数据集的稳定和高精度，“Indoor_01”序列则表现不一，如图 10 所示，faster-lio 较之本算法有两处轨迹与真值发生较大偏差，轨迹对比结果如表 3 所示。这是因为在长直走廊和狭窄 (1.26 m) 拐角仅有墙面作为特征用于跟踪，特别在拐角处走廊墙面对移动平台存在遮挡现象，导致大部分数据缺失，激光 SLAM 的后端优化要靠点面残差去优化平台之间的相对位姿，因此较少的特征点不足以支撑鲁棒的平台位姿估计。本算法则与轨迹真值几乎吻合，这得益于在有效特征较少的情况下，基于 iPCA 优化的平面特征可以去除噪声及不严格平面造成的误差，提高系统的匹配精度和鲁棒性，约束里程计的漂移。

表 3　本算法与对比算法的绝对轨迹误差及均值对比 (单位：米)

Table 3　Comparison of absolute trajectory error and mean between this algorithm and the comparison algorithm (unit: m)

Sequence	Faster-lio		Ours	
	RMSE	MEAN	RMSE	MEAN
Indoor_01	0.837	0.687	**0.319**	0.282

4.4　实时性分析

为验证本算法的实时性，对本文各模块 100 帧的运行时间进行分析，其中点云预处理、状态估计、平面提取、滑动窗口优化的平均耗时分别是 8.39 ms、5.61 ms、10.64 ms、6.78 ms，激光雷达的频率为 10 Hz，能够满足移动设备运行的实时建模及定位需求。由图 11 可以看出，平面提取模块在算法的初始阶段耗时较高，不利于系统的实时性，后面趋于平稳，主要是因为全局平面地图不断扩展后，仅靠预提取就能

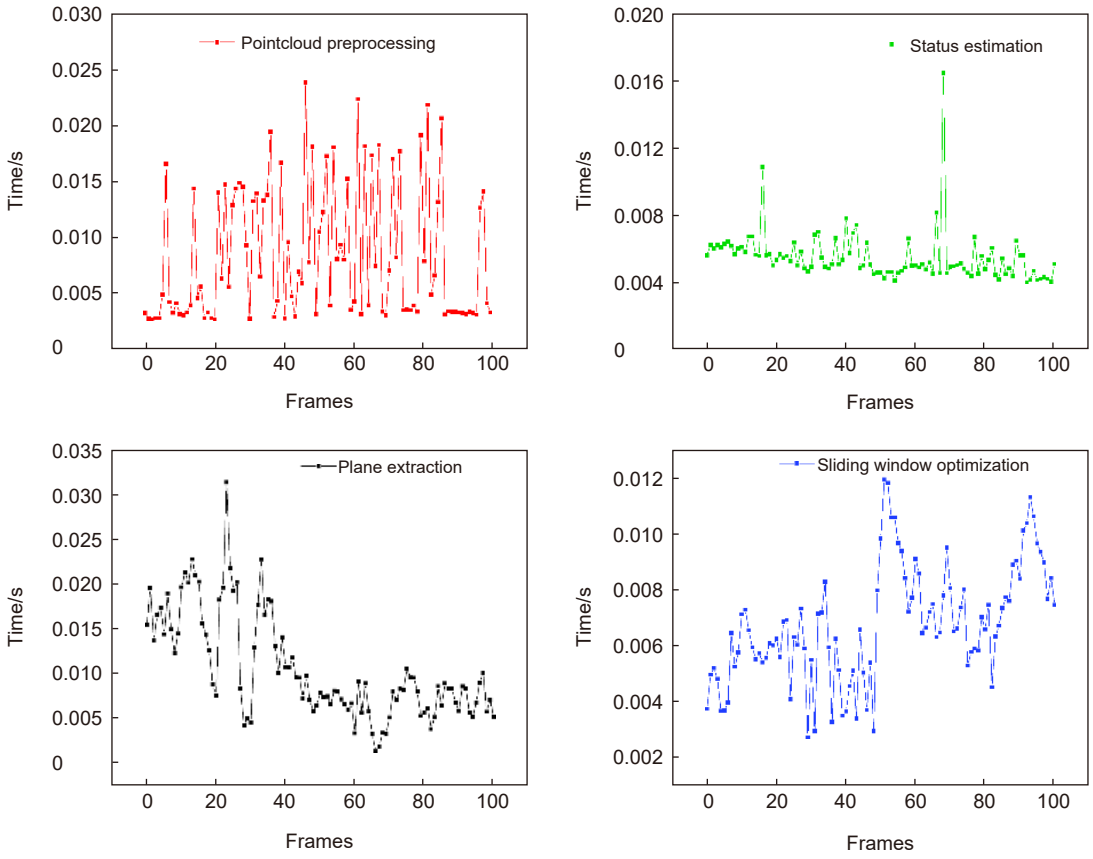


图 11 算法各部分运行时间分析

Fig. 11 Running time analysis of each part of this algorithm

获得当前扫描的全部平面特征，基于 iPCA 的优化耗时远小于 RANSAC 随机拟合迭代。同时在滑窗优化模块，利用平面约束取代平面点约束，节省不必要的查找拟合过程，使系统满足实时性需求。

5 结 论

针对室内场景线面特征少和拐角狭窄导致跟踪失败的问题，本文提出了一种基于平面扩展和约束优化的激光惯性 SLAM 方法。相比于单传感器激光 SLAM，本方法通过融合 IMU 进行状态估计提供初值，并筛选出滑动窗口所需关键帧；为提升定位精度，引入平面特征用于跟踪并搭建全局平面地图统一管理，提出 iPCA 优化方法去除噪声和不严格平面对 RANSAC 的影响，同时利用预提取的方法降低时间成本；后端优化中，构建平面约束取代平面点约束，并对其进行压缩，降低滑动窗口多帧优化带来的计算复杂度，与预积分约束以及边缘点约束联合优化关键帧位姿和平面参数。为验证本方法的有效性，在公开数据集和真实室内环境进行实验，无论是简单或者复杂的室内环境，本算法都表现良好，展现出较高的定位精度和鲁棒性。

在闭环优化中，本文通过当前帧与历史帧之间的位姿变换关系进行回环检测，并利用 GTSAM 执行因子图优化，以矫正全局位姿的漂移，但闭环效果较差，容易出现误匹配。在后续研究中可以尝试结合本文提出的全局平面地图，参照视觉 SLAM 的思路，依据平面构建共视关键帧，通过平面匹配及共视关系进行回环检测。

利益冲突: 所有作者声明无利益冲突

参考文献

[1] Zhou Z G, Cao J W, Di S F. Overview of 3D lidar SLAM algorithms[J]. *Chin J Sci Instrum*, 2021, **41**(9): 13−27.
周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D激光雷达SLAM算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, **41**(9): 13−27.

[2] Zhang J, Singh S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[C]//*Robotics: Science and Systems*, 2014. https://doi.org/10.15607/RSS.2014.X.007.

[3] 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 (IROS)*, 2018: 4758–4765. https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594299.

[4] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1992, **14**(2): 239−256.

[5] Qin C, Ye H Y, Pranata C E, et al. LINS: a lidar-inertial state estimator for robust and efficient navigation[C]//*Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020: 8899–8906. https://doi.org/10.1109/ICRA40945.2020.9197567.

[6] Shan T X, Englot 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 (IROS)*, 2020: 5135–5142. https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9341176.

[7] Xu W, Zhang F. FAST-LIO: a fast, robust lidar-inertial odometry package by tightly-coupled iterated Kalman filter[J]. *IEEE Robot Autom Lett*, 2021, **6**(2): 3317−3324.

[8] Lin J R, Zhang F. R_3LIVE: a robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package[C]//*2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2022: 10672–10678. https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811935.

[9] Li Y Y, Brasch N, Wang Y D, et al. Structure-SLAM: low-drift monocular slam in indoor environments[J]. *IEEE Robot Autom Lett*, 2020, **5**(4): 6583−6590.

[10] Grant W S, Voorhies R C, Itti L. Efficient Velodyne SLAM with point and plane features[J]. *Auton Robots*, 2019, **43**(5): 1207−1224.

[11] Geneva P, Eckenhoff K, Yang Y L, et al. LIPS: LiDAR-inertial 3D plane SLAM[C]//*2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2018: 123–130. https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8594463.

[12] Kaess M. Simultaneous localization and mapping with infinite planes[C]//*2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015: 4605–4611. https://doi.org/10.1109/ICRA.2015.7139837.

[13] Zhou L P, Koppel D, Ju H, et al. An efficient planar bundle adjustment algorithm[C]//*2020 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, 2020: 136–145. https://doi.org/10.1109/ISMAR50242.2020.00035.

[14] Zhou L P, Wang S Z, Kaess M. π-LSAM: LiDAR smoothing and mapping with planes[C]//*2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2021: 5751–5757. https://doi.org/10.1109/ICRA48506.2021.9561933.

[15] Chen X Y, Wu P X, Li G, et al. LIO-PPF: fast LiDAR-inertial odometry via incremental plane pre-fitting and skeleton tracking[C]//*2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2023: 1458–1465. https://doi.org/10.1109/IROS55552.2023.10341524.

[16] Zhu F C, Ren Y F, Zhang F. Robust real-time LiDAR-inertial initialization[C]//*2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2022: 948–3955. https://doi.org/10.1109/IROS47612.2022.9982225.

[17] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Trans Robot*, 2018, **34**(4): 1004−1020.

[18] Liu Y K, Li Y Q, Liu H Y, et al. An improved RANSAC algorithm for point cloud segmentation of complex building roofs[J]. *J Geo-Inf Sci*, 2021, **23**(8): 1497−1507.
刘亚坤, 李永强, 刘会云, 等. 基于改进RANSAC算法的复杂建筑物屋顶点云分割[J]. 地球信息科学学报, 2021, **23**(8): 1497−1507.

[19] Xia J Z, Sun H M, Hu S H, et al. 3D laser point cloud clustering method based on image information constraints[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(2): 220148.
夏金泽, 孙浩铭, 胡盛辉, 等. 基于图像信息约束的三维激光点云聚类方法[J]. 光电工程, 2023, **50**(2): 220148.

[20] Bai C G, Xiao T, Chen Y J, et al. Faster-LIO: lightweight tightly coupled lidar-inertial odometry using parallel sparse incremental voxels[J]. *IEEE Robot Autom Lett*, 2022, **7**(2): 4861−4868.

[21] Yuan C J, Lin J R, Zou Z H, et al. STD: stable triangle descriptor for 3D place recognition[C]//*2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2023: 1897–1903. https://doi.org/10.1109/ICRA48891.2023.10160413.

[22] 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 Robot Autom Lett*, 2023, **8**(5): 2828−2835.

[23] 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 (IROS)*, 2018: 4802–4809. https://doi.org/10.1109/IROS.2018.8593953.

作者简介

胡文学 (1999-)，男，硕士研究生，主要从事多传感器融合 SLAM 的研究。

E-mail：1091083484@qq.com

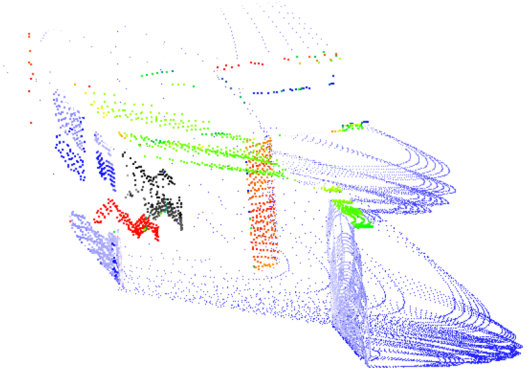
【通信作者】梁冬泰 (1981-)，男，博士，宁波大学副教授，硕士生导师，主要从事机器人视觉感知及操控系统、工业视觉检测、机器人系统方面的研究。

E-mail: liangdongtai@nbu.edu.cn

扫描二维码，获取PDF全文

A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization

Hu Wenxue[1], Wang Zehua[2], Yu Cheng[2], Yang Kui[1], Liang Dongtai[1*]



The plane after extraction

Overview: The scarcity of features and narrow corners in indoor environments make the laser SLAM algorithm have low localization accuracy and even algorithm failure. To solve the above problems, a laser inertial SLAM method based on plane extension and constraint optimization is proposed. Fusion of IMU in laser SLAM, position compensation of laser point cloud, and judgment of key frames based on IMU state estimation results. Build a global planar map, planar extraction of key frames based on the RANSAC algorithm, and track planar features by combining the pre-extraction method to reduce the time cost, and the fitting results are optimized by iPCA to remove the effect of noise on RANSAC. Using the distance from the point to the plane, construct the plane constraint optimization equation. Integrate it with the edge point constraints and pre-integration constraints in a unified way to establish a nonlinear optimization model. Solve this model to get the optimized plane information and key frame bit position. To verify the effectiveness of the algorithm, experiments are carried out in the M2DGR public dataset and private dataset respectively. The results of plane extraction are shown in Table 1, facing different scenes and distances, the position accuracy error of the plane fitting method, which is based on the combination of RANSAC and iPCA and can be controlled within 10mm. Additionally, the attitude accuracy error is less than 2, meeting the initial value requirements. Figures 9 and 10 visualize the localization effect of this method and other algorithms. The experimental results show that the algorithm not only performs well on the open dataset, but also in the closed-loop dataset "Indoor_01", which has narrow corners and fewer features, the algorithm improves 61.9% compared with the comparison algorithm, which can effectively inhibit the drift caused by the corners and the lack of features (Fig. 10). The planar pre-extraction method effectively reduces the time cost of RANSAC, and the use of planar constraints instead of planar point constraints saves the unnecessary search and fitting process (Fig. 11), which provides the possibility of deploying the algorithm in mobile devices. The experimental results show that the comnbination of planar pre-extraction and the iPCA-based planar optimization scheme effectively eliminates noise and the error caused by the unstrict planes, while also saves the unnecessary RANSAC fitting iterations. The plane constraints also effectively replace the plane point constraints, which are uniformly fused with the edge point constraints and preintegration constraints to participate in the optimization after compression. The proposed method effectively improves the localization accuracy of laser SLAM in indoor environments, demonstrating robustness and real-time capabilities.

Hu W X, Wang Z H, Yu C, et al. A laser inertial SLAM approach based on planar expansion and constrained optimization[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, **51**(4): 230279; DOI: 10.12086/oee.2024.230279

Foundation item: Project supported by Zhejiang Provincial Public Welfare Technology Application Research Program Project (LGG21E050008), Ningbo Science and Technology Innovation 2025 Major Special Project (2022Z075), and Ningbo Public Welfare Science and Technology Program Project (2022S004)

[1]School of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China; [2]Quanhang Technology Co., Ltd., Ningbo, Zhejiang 315100, China

* E-mail: liangdongtai@nbu.edu.cn