

基于垂直约束的紧耦合激光惯性 SLAM 方法^{*}

张喜^{1,2} 张鹏^{1,2} 刘鹏^{2,3}

(1. 中北大学仪器与电子学院 太原 030051; 2. 中北大学电子测试技术国家重点实验室 太原 030051;

3. 中北大学电气与控制工程学院 太原 030051)

摘要:为了解决现有激光 SLAM(simultaneous localization and mapping)方法忽略垂直方向漂移而导致的高度不准确和地图重影问题,提出了一种基于垂直约束的紧耦合激光惯性 SLAM 方法。该方法结合激光雷达传感器的安装高度以及点到激光雷达的距离提取精确的地面点,基于提取的地面点设计了一种考虑垂直方向残差的激光里程计,使用两步列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt, L-M)方法来求解姿态变换,这些残差将有助于在垂直方向上收敛到最优解。使用简单有效的基于欧氏距离的回环检测方法避免地图重影问题。为验证算法的优越性,在 KITTI 数据集及真实场景下均进行了相关实验。在 KITTI 数据集上,与 LeGO-LOAM、LIO-SAM 和 Point-LIO 相比,轨迹均方根误差(root mean square error, RMSE)分别降低了 47.62%、33.14% 和 73.79%。在实测校园环境,与 LeGO-LOAM、LIO-SAM 和 Point-LIO 相比, RMSE 分别降低了 83.56%、13.55% 和 82.04%,从而验证了提出方法具有更高的定位精度。

关键词:激光-惯性 SLAM;点云处理;垂直约束;移动机器人

中图分类号: TP242.6; TN958.98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2050

Tightly coupled LiDAR-inertial SLAM based on vertical constraint

Zhang Xi^{1,2} Zhang Peng^{1,2} Liu Peng^{2,3}

(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. State Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North Central University, Taiyuan 030051, China;

3. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the issues of height inaccuracy and ghost map caused by the vertical drift overlooked in existing LiDAR SLAM methods, a tightly coupled LiDAR-inertial SLAM method based on vertical constraints is proposed. Proposed method extracts precise ground points by combining the installation height of the LiDAR sensor and the distance from points to the LiDAR. Based on the extracted ground points, a LiDAR odometry considering vertical residuals is designed. Proposed method uses a two-step Levenberg-Marquardt (L-M) method to solve for pose transformation. These residuals contribute to converging to the optimal solution in the vertical direction. A native but effective Euclidean distance-based loop closure detection method is used to avoid ghost map. To verify the superiority of the proposed algorithm, relevant experiments were conducted on the KITTI dataset and in real-world environments. On the KITTI dataset, the root mean square error (RMSE) of the trajectories obtained by the proposed algorithm were reduced by 47.62%, 33.14%, and 73.79% compared to LeGO-LOAM, LIO-SAM, and Point-LIO, respectively. In real-world campus environments, the RMSE of the trajectories obtained by the proposed algorithm were reduced by 83.56%, 13.55%, and 82.04% compared to LeGO-LOAM, LIO-SAM, and Point-LIO, respectively. These results demonstrate the higher localization accuracy of the proposed method.

Keywords: LiDAR-inertial SLAM; point cloud processing; vertical constraints; mobile robot

收稿日期:2024-07-20

^{*} 基金项目:技术领域基金(2021-JCJQ-JJ-0726)、国家国防基金(2023-JCJQ-JJ-0353)项目资助

0 引言

同时定位与建图是近年来机器人领域的热门研究课题之一,用于解决未知环境下移动机器人的导航问题,基于激光雷达的 LOAM^[1] 和基于视觉相机的 ORB-SLAM2^[2] 都是经典的 SLAM (simultaneous localization and mapping) 方法。其中激光雷达获取数据精度高,受光照、环境影响较小,被广泛应用于无人机^[3]、自动驾驶^[4]、移动机器人^[5] 等领域。

近年来,惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 与激光雷达融合的 SLAM 方法成为了主流。LOAM 是应用最广泛使用的方法之一,在精度和实时性上都取得了很好的效果。但由于没有后端优化,大环境建图会产生漂移。LeGO-LOAM^[6] 在 LOAM 的基础上,使用地面优化减少了垂直方向的误差,但在地面点缺失时很容易崩溃。基于正态分布变换 (normal distribution transform, NDT) 的 SLAM 方法利用高斯分布构建网格^[7],进行点到网格的直接配准,虽然明显提高了计算效率,但精度有所下降。LIO-SAM^[8] 构建基于因子图的紧耦合激光惯性里程计框架,显著提高系统的精度,但十分依赖 IMU 的数据质量。Chen 等^[9] 提出的直接雷达里程计基于通用的迭代最近点 (generalized iterative closest point, GICP) 方法进行点云配准,在迭代过程中更容易收敛。徐晓苏等^[10] 在直接雷达里程计基础上进行改进,提升了定位精度,具有很高的系统运行效率。使用 GICP 实现点云配准的精度很高,但同时加大了计算负担。邱佳月等^[11] 针对动态环境,提出了基于先验信息的点云粗配准算法剔除动态点,使用 Scan Context 的位置识别方法^[12],提高了动态环境下的自主定位精度。FAST-LIO2^[13]、Faster-LIO^[14] 等使用扩展卡尔曼滤波器实现了快速、鲁棒的紧耦合激光惯性里程计,直接执行点到面的配准,显著提升了实时性和精度。郑川川等^[15] 针对大场景建图中的运动估计漂移,提出了基于图优化的激光惯导紧耦合里程计与建图方法,增强了系统的鲁棒性。Point-LIO^[16] 提出了逐点的紧耦合激光惯性里程计框架,在严重振动和激烈运动下提供准确的高频率里程计,提高了系统的准确性和稳定性。基于扩展卡尔曼滤波器的方法可以获取高频的里程计,但难以集成回环检测算法。

上述方法忽略了垂直方向的漂移误差导致的高度不准确和地图重影问题,针对这个问题,提出了一种基于垂直约束的紧耦合激光惯性 SLAM 方法。该算法进行地面分割时,考虑了激光雷达的安装高度以及点到激光雷达的距离,从而能够更准确地提取地面点。此外,充分利用 IMU 预积分^[17] 方法,代替扫描到扫描 (scan-to-scan) 的粗配准过程,为里程计提供了更加精确的初始值,从而进一步提高了系统的准确性和稳定性。最后,设计了一种考虑垂直方向残差的激光里程计,使用两步列门伯格-马奈尔特 (Levenberg-Marquardt, L-M) 方法来求解姿态变换,这

些残差将有助于在垂直方向上收敛到最优解。

1 激光惯性 SLAM 系统

1.1 系统框架

定义世界坐标系为 W , IMU 坐标系为 I , 与机器人坐标系相同。激光雷达与 IMU 的外参通过离线标定获得,因此激光雷达点都可以变换到机器人坐标系下进行计算。定义状态变量 x 为:

$$x = [\mathbf{R}^T \quad \mathbf{p}^T \quad \mathbf{v}^T \quad \mathbf{b}^T]^T \quad (1)$$

式中: $\mathbf{R} \in \text{SO}(3)$ 为旋转矩阵; $\mathbf{p} \in \mathbf{R}^3$ 为位置向量; \mathbf{v} 为速度向量; \mathbf{b} 为 IMU 偏差。

基于垂直约束的紧耦合激光惯性 SLAM 方法系统框架如图 1 所示。整个系统的输入来自激光雷达的点云数据和来自 IMU 的加速度、角速度以及姿态数据组成。利用 IMU 数据去除点云的运动畸变,将 3D 点云映射到 2D 点云,并基于传感器的安装高度以及点到激光雷达的距离提取准确的地面点云,以便后续处理。使用 LOAM 的特征提取方法,根据曲率大小将非地面点云分为边缘点云和平面点云两种,分别有较好的边缘特征和平面特征,其中地面点云直接加入激光里程计。在移动机器人的姿态发生变化时,提取出关键帧点云,构建关键帧点云集合,边缘化帧间的点云数据。取部分关键帧作为局部地图,使用扫描到地图 (scan-to-map) 的配准策略,IMU 预积分信息作为初始值,通过非线性优化算法优化构建的目标函数,以此来获得激光里程计数据。最后利用激光里程计姿态信息参与建图优化,构建全局一致性的全局地图。除此之外,基于欧氏距离引入一种简单有效的回环检测方法,通过雷达点云与历史关键帧点云的扫描配准,消除全局地图的重影。

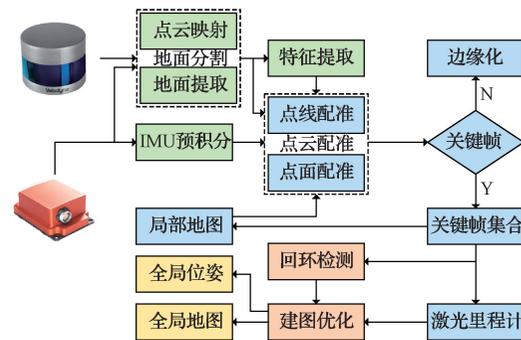


图 1 系统框架

Fig. 1 System framework

1.2 地面提取

设 $\mathbf{P}_k = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为时刻 t 获得的点云,其中 p_i 为 \mathbf{P}_k 中的一个点。为了更好的描述地面,需要考虑局部的地面属性,因此需要使无序的点云有序化。将水平平面表示为一个半径为无穷大的圆,并将其划分为若干部分,以实现点对云的有效分割^[18]。将 \mathbf{P}_k 映射到深度图像

上,则3D点被映射为2D点。使用图2所示的方法提取地面。

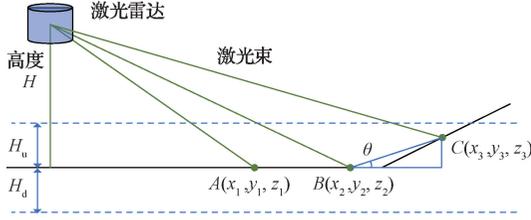


图2 地面提取示意图

Fig. 2 Schematic diagram of ground extraction

1)激光雷达相邻的两个扫描点的连线和水平面的夹角 θ 小于阈值 ϵ_θ 。夹角 θ 的计算如下:

$$\theta = \text{atan2}(h, d) \quad (2)$$

其中,两点之间的高度差 h 和两点连线在水平平面的投影 d 为:

$$h = |z_1 - z_2| \quad (3)$$

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (4)$$

理想情况下,平坦地形的两点夹角接近于0,但是激光雷达的安装不会完全水平,地面也并不平坦,因此需要设定阈值。

2)激光雷达扫描点在基于激光雷达安装高度确定的地平面上下 ϵ_h 范围内。当两点位于一定高度的水平面上时,仅使用第一种判断方法会错误识别地面点。在实际环境中,利用传感器安装高度作为先验信息滤除部分非地面点。

1.3 基于垂直约束的激光里程计

激光里程计不仅需要估计高频的位姿,还需要兼顾位姿的精度,在使用IMU预积分信息作为配准初值的情况下,采用scan-to-map的点云配准方法实现激光里程计。特征提取模块将非地面点分成边缘点和平面点,与地面分割后的地面点构成一帧点云,即 $\mathbf{P}_k = \{\mathbf{E}_k, \mathbf{H}_k, \mathbf{G}_k\}$ 。假设最新的激光雷达帧为 \mathbf{P}_{k+1} , 与之关联的关键帧状态为 \mathbf{x}_{k+1} 。

首先,利用滑动窗口方法来保存一定数量的激光雷达点云,将其转换为W坐标系下的局部点云地图 \mathbf{M}_k , 主要由边缘点、平面点以及地面点的局部点云构成,即 $\mathbf{M}_k = \{\mathbf{M}_k^e, \mathbf{M}_k^h, \mathbf{M}_k^g\}$ 。

其次,使用IMU预积分获得的变换矩阵 \mathbf{T}_k^{k+1} 作为配准的变换初值,将激光雷达帧 \mathbf{P}_{k+1} 变换为前一帧坐标系下的点云 \mathbf{P}'_k , 与 \mathbf{M}_k 进行配准,构建残差项。利用LOAM中的方法,定义边缘点和平面点的残差项如下:

$$f_{e_k} = \frac{|(\mathbf{p}_{i+1,k}^e - \mathbf{p}_{i,u}^e) \times (\mathbf{p}_{i+1,k}^e - \mathbf{p}_{i,v}^e)|}{|\mathbf{p}_{i,u}^e - \mathbf{p}_{i,v}^e|} \quad (5)$$

$$f_{h_k} = \frac{\left| \begin{array}{c} \mathbf{p}_{i+1,k}^e - \mathbf{p}_{i,u}^e \\ (\mathbf{p}_{i,u}^e - \mathbf{p}_{i,v}^e) \times (\mathbf{p}_{i,u}^e - \mathbf{p}_{i,w}^e) \end{array} \right|}{\left| (\mathbf{p}_{i,u}^e - \mathbf{p}_{i,v}^e) \times (\mathbf{p}_{i,u}^e - \mathbf{p}_{i,w}^e) \right|} \quad (6)$$

最后,使用一种两步L-M优化方法求解 \mathbf{P}_{k+1} 的位姿。

1)主要估计垂直变换和俯仰角变换。由于地面点可以给予垂直方向一定的约束,因此赋予地面点一定的权重。构建目标函数如下:

$$\mathbf{T}_{k+1} = \min_{\mathbf{T}_{k+1}} \left\{ \sum f_{e_k}(\mathbf{p}_i^e) + \sum f_{h_k}(\mathbf{p}_i^h) + W_G \sum f_{h_k}(\mathbf{p}_i^g) \right\} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{p}_i^e \in \mathbf{E}_k$ 为边缘点; $\mathbf{p}_i^h \in \mathbf{H}_k$ 为平面点; $\mathbf{p}_i^g \in \mathbf{G}_k$ 为地面点; W_G 为地面点的权重。利用L-M非线性优化方法估计出垂直方向的偏移量 \hat{t}_v 和俯仰角 $\hat{\theta}_{pitch}$ 。

2)利用步骤1)中估计的 \hat{t}_v 和 $\hat{\theta}_{pitch}$, 构建目标函数:

$$\mathbf{T}_{k+1} = \min_{\mathbf{T}_{k+1}} \left\{ \sum f_{e_k}(\mathbf{p}_i^e) + \sum f_{h_k}(\mathbf{p}_i^h) + W_v \|\hat{t}_v - \hat{t}_v\|_2 + W_{pi} \|\theta_{pitch} - \hat{\theta}_{pitch}\|_2 \right\} \quad (8)$$

式中: W_v 为垂直方向偏移量变换的权重; W_{pi} 为俯仰角变换的权重。利用L-M优化估计出全部的位姿 \mathbf{T}_{k+1} 。而 k 到 $k+1$ 的变换为:

$$\mathbf{T}_k^{k+1} = \mathbf{T}_k^T \mathbf{T}_{k+1} \quad (9)$$

引入IMU预积分因子、激光里程计因子和回环检测因子和系统状态节点构建因子图,采用高效的增量平滑与映射方法iSAM2(incremental smoothing and mapping)进行建图优化^[19]。提取优化后的各个关键帧状态,其相应的点云数据用于构建全局一致性的点云地图,位姿信息则用于构建平滑的里程计。基于欧氏距离设计回环检测方法,使用ICP配准当前关键帧点云与历史关键帧点云,如果计算出的欧氏距离低于预先设定的阈值,则认为产生了回环,从而消除地图重影。

2 实验与分析

为了检验算法的精度,进行了KITTI公共数据集实验和真实环境实验。实验平台为具有8G运行内存、Intel Core I5-7200U处理单元的笔记本电脑,操作系统为Ubuntu 18.04,ROS版本为Melodic。通过与LeGO-LOAM、LIO-SAM和Point-LIO算法对比,使用绝对轨迹误差(absolute trajectory error, ATE)评价定位精度,使用均方根误差(root mean squared error, RMSE)等来统计ATE,验证本文方法的优越性能。

2.1 公共数据集实验

选取KITTI里程计数据集中具有一定挑战性的07、09、10序列验证本文算法的定位精度。KITTI里程计数据集包含城市街道、乡村道路、高速公路等场景采集的真实数据,配置了64线的Velodyne激光雷达和采样频率为100Hz的IMU。在实验过程中,分别利用LeGO-LOAM、LIO-SAM、Point-LIO以及本文算法对上述序列数据集进行测试,导出关键帧位姿信息,轨迹真值与各种算法的轨迹对比如表1和图3所示。

表 1 不同方法在 KITTI 数据集下 RMSE 对比

Table 1 Comparison of RMSE using different methods on KITTI dataset

(m)

序列	LeGO-LOAM	LIO-SAM	Point-LIO	本文
KITTI 07	2.686	1.749	8.258	1.346
KITTI 09	22.369	17.061	43.633	9.113
KITTI 10	23.137	18.947	44.431	14.787

注:粗字体为每行最优值,下同

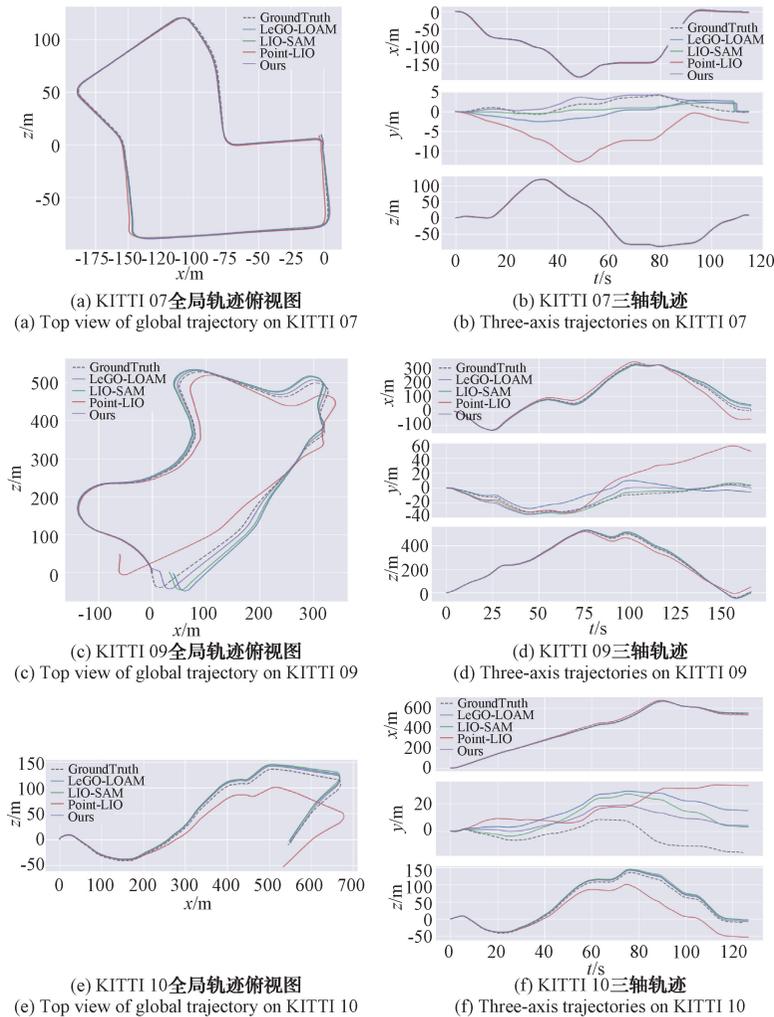


图 3 不同方法在 KITTI 数据集下的全局轨迹对比

Fig. 3 Comparison of global trajectories using different methods on KITTI dataset

从表 1 可以看出,本文方法在 3 个 KITTI 数据集场景中表现比 LeGO-LOAM、LIO-SAM 和 Point-LIO 方法更优。从图 3 可以明显地看出,缺乏后端优化的 Point-LIO 在各方面表现相对不佳,且因为缺乏回环检测,即使在小场景下,仍然会在垂直方向上出现较大偏差。在 07 序列小场景中测试,本文方法与 LeGO-LOAM 和 LIO-SAM 表现相近但本文方法在垂直方向上更贴近真值,因此表现更好一些。在 09 序列大场景测试下,各种方法在水平方向上都有一定的偏差,本文方法表现略优。

LeGO-LOAM、LIO-SAM 和本文方法都采用了基于欧氏距离的回环检测方法,3 种方法的距离阈值设置为 15 m。本文方法在各个方向均具有优异表现,所以只有本文方法在相同阈值下检测到回环。在 10 序列无回环场景测试下,各种方法均在垂直方向上具有明显偏差,但本文方法在垂直方向上表现相对较好。LeGO-LOAM 依靠提取的地面点优化在垂直方向的误差,提取错误的地面点可能会导致精度的损失。LIO-SAM 在垂直方向上缺乏约束,无法限制垂直方向上的轨迹漂移。另外,KITTI 数

数据集上的 IMU 频率较低,数据质量较差,因此也影响了 LIO-SAM 的定位精度。在 3 个公共数据集下,本文方法的平均轨迹均方根误差相比 LeGO-LOAM 降低了 47.62%,相比 LIO-SAM 降低了 33.14%,相比 Point-LIO 降低了 73.79%。

2.2 实测数据实验

在校园环境中进行了实测数据实验,以验证所提算法在真实场景下的性能表现。以云乐汽车生产的小马无人通动车底盘为载体,搭载 32 线 Ouster OS1 激光雷达和 200 Hz 的 MTI-300 IMU,实验平台如图 4 所示,实验中,底盘的最大速度为 2.0 m/s。该实验以千寻位置 RTK 定位结果为真值。绝对轨迹误差如表 2 所示,全局轨迹对比如图 5 所示。

从表 2 可以看出,在校园环境下,本文方法轨迹的最大值、均值、中位数、均方根误差、标准差均优于其他方法。从图 5 可以看出,不同方法在水平方向上基本上贴近真值。由于实测中的 IMU 可以提供较高质量的数据,因此 LIO-SAM 表现良好,和本文方法在垂直方向上相差



图 4 实验平台

Fig. 4 Experimental platform

大,但本文方法更贴近真值。而另外两种方法在一些局部区域上有较为明显的偏差,因此本文方法在全局轨迹的表现最好。本文方法的轨迹均方根误差相比 LeGO-LOAM 降低 83.56%,相比 LIO-SAM 降低了 13.55%,相比 Point-LIO 降低了 82.04%。

表 2 不同方法在校园环境下绝对轨迹误差对比

Table 2 Comparison of absolute trajectory error of different methods on campus

(m)

方法	Max	Mean	Median	RMSE	Std
LeGO-LOAM	1.446	0.679	0.547	0.815	0.450
LIO-SAM	0.263	0.136	0.144	0.155	0.075
Point-LIO	1.360	0.692	0.699	0.746	0.278
本文	0.247	0.114	0.110	0.134	0.071

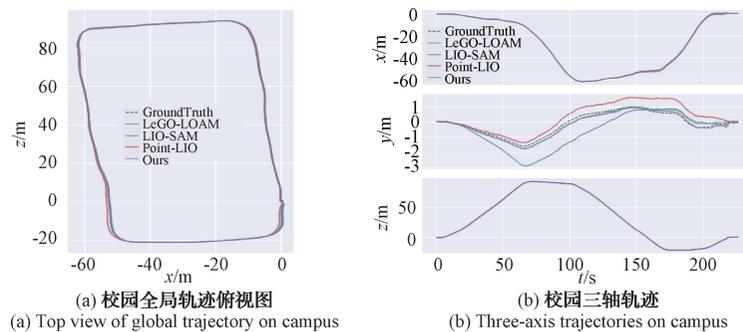


图 5 不同方法在校园环境下的全局轨迹对比

Fig. 5 Comparison of global trajectories using different methods on campus

3 结论

本文提出了一种基于垂直约束的紧耦合激光惯性 SLAM 方法。该算法在 LOAM 系列的算法之上进行改进,将点云映射为有序的 2D 深度图像,基于点到激光雷达的距离以及激光雷达的安装高度,提取精确的地面点。同时,采用 IMU 预积分算法,为激光里程计提供一个良好的初值。为平衡算法精度和计算效率,使用 scan-to-map 的点云配准方法,利用因子图优化构建全局一致性的地

图,并使用基于欧氏距离的闭环检测方法消除重影。最后在 KITII 数据集和实际校园场景中进行实验验证,结果表明,相比于 LeGO-LOAM、LIO-SAM 和 Point-LIO,本文所提算法具有更高的定位精度。

参考文献

- [1] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and

- Systems. California: Campus at UC Berkeley, 2014: 1-9.
- [2] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D Cameras [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [3] KARIMI M, OELSCH M, STENGEL O, et al. LoLa-SLAM: Low-Latency LiDAR SLAM using continuous scan slicing [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2248-2255.
- [4] CHO S, KIM C, PARK J, et al. Semantic point cloud mapping of LiDAR based on probabilistic uncertainty modeling for autonomous driving [J]. *Sensors*, 2020, 20(20): 5900.
- [5] RAMEZANI M, TINCHEV G, IUGANOV E, et al. Online LiDAR-SLAM for legged robots with robust registration and deep-learned loop closure[C]. 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 4158-4164.
- [6] SHAN T, ENGLLOT 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). IEEE, 2018: 4758-4765.
- [7] KOIDE K, MIURA J, Menegatti E. A portable three-dimensional LIDAR-based system for long-term and wide-area people behavior measurement [J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2019, 16(2): 1729881419841532.
- [8] SHAN T, ENGLLOT 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). IEEE, 2020: 5135-5142.
- [9] CHEN K, LOPEZ B T, AGHA-MOHAMMADI A, et al. Direct LiDAR Odometry: Fast localization with dense point clouds [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 2000-2007.
- [10] 徐晓苏, 高佳誉, 周帅, 等. 基于改进 GICP 配准的激光-惯性 SLAM 算法[J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(8): 814-822.
- XU X S, GAO J Y, ZHOU SH, et al. Lidar-inertial SLAM based on improved GICP registration [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2023, 31(8): 814-822.
- [11] 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 eliminating dynamic points and matching scenes[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(3): 249-257.
- [12] 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). IEEE, 2018: 4802-4809.
- [13] 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.
- [14] BAI C, XIAO T, CHEN Y, et al. Faster-LIO: Lightweight tightly coupled LiDAR-inertial odometry using parallel sparse incremental voxels [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4861-4868.
- [15] 郑川川, 柯福阳, 汤琴琴. 基于图优化的激光惯导紧耦合 SLAM 研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(1): 35-42.
- ZHENG CH CH, KE F Y, TANG Q Q. Tightly coupled SLAM for laser inertial navigation based on graph optimization [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(1): 35-42.
- [16] HE D, XU W, CHEN N, et al. Point-LIO: Robust high-bandwidth light detection and ranging inertial odometry[J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2023, 5(7): 2200459.
- [17] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(1): 1-21.
- [18] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCH H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]. 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2010: 560-565.
- [19] KAESSE M, JOHANNSSON H, ROBERTS R, et al. ISAM2: Incremental smoothing and mapping using the Bayes tree [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2012, 31(2): 216-235.

作者简介

张喜, 硕士研究生, 主要研究方向为同时定位与建图、自动驾驶。

E-mail: xi1486387759@163.com

张鹏(通信作者), 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研

究方向为多传感器数据融合、智能感知、自动驾驶。

E-mail: zhangpeng6@nuc.edu.cn

刘鹏, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为多机器人协同编队、多传感器数据融合。

E-mail: pengliu@nuc.edu.cn