

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.05.035

基于因子图的激光 SLAM 模型优化算法

相福磊, 彭富明, 方斌, 张子祥, 张少杰, 何浩天

(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘 要:针对激光 SLAM 点云建图模型研究,设计一种因子图优化的 SLAM 模型方案。在前端模型中,激光里程计通过引入 IESKF 实现 IMU 与雷达点云数据的紧耦合构建 IESKF-LIO。在 SLAM 后端模型中,为提高 SLAM 的鲁棒性和实时精度,构建多种因子进行位姿约束与补偿优化,同时在因子图融合过程中提出关键帧和增量式平滑建图,减少模型运算负担。在 KITTI 数据集中进行建图实验,实验结果验证了该模型较传统 SLAM 模型轨迹误差更低,建图效果更好。

关键词:SLAM; 因子图; IESKF; 回环检测

中图分类号:TP391.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2024)05-0167-04

Factor Graph-based Laser SLAM Model Optimization Algorithm

XIANG Fulei, PENG Fuming, FANG Bin, ZHANG Zixiang, ZHANG Shaojie, HE Haotian

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: For the study of laser SLAM point cloud mapping model, a factor graph optimized SLAM model scheme is designed. In the front-end module, the laser odometry realizes the tight coupling of IMU and radar point cloud data by introducing IESKF, thus IESKF-LIO being constructed. In the SLAM back-end model, a variety of factors are built for pose constraints and compensation optimization in order to improve the robustness and real-time accuracy of SLAM, meanwhile, key frames and incremental smooth mapping are proposed during the factor graph fusion process to reduce the computational burden of the model. Through the mapping experiments in KITTI data sets, the experimental results verify that the designed model has lower trajectory errors and better mapping effects than the traditional SLAM one.

Keywords: SLAM; factor graph; IESKF; loopback testing

0 引言

室外场景下的语义类别较多,地面形体上各类别所呈现的高低起伏状态不具有一般规律性。传统激光 SLAM 获取的室外点云地图较为稀疏,获取点云不均匀和无规律性较强,同时所获点云信息仅能表示物体的一般特征,无法体现更细节的细节信息。

SLAM 技术最早在 1987 年被提出^[1],经过 30 余年,SLAM 技术得到了充分的发展。SMITH 等^[2]提出了 EKF-SLAM 模型,该模型在小规模和简单场景下具有较高精度的建图效果,但不适用于较大型场景下的建图作业。FAST-LIO 是香港大学开发的实时建图模型,通过 IESKF 将激光点云特征与 IMU 数据进行融合,为了降低激光点云特征带来的计算量,提出依赖维度的卡尔曼增益公式^[3]。CHANG 等^[4]提出一种融入 IMU&ODO 预积分的 SLAM 系统,在前端使用三维概率图,提

高在特征有限的环境中点云匹配的效果。LeGO-LOAM^[5]算法在 LOAM 算法框架的基础上,在特征提取部分针对地面特征进行优化,并增加了回环检测,但其仍然无法解决在结构化场景及空旷环境中雷达里程计失效的问题。为了解决激光雷达里程计失效的问题,研究者尝试使用激光雷达与其他传感器结合定位建图。LIO-SAM^[6]算法则是在图优化的基础上实现紧耦合的激光雷达里程计,采用关键帧的滑动窗口模式减小建图计算量。付林等^[7]提出结合惯性/高度传感器的激光 SLAM 算法,在点云初始化时引入惯性/高度传感器的姿态,有效提高了高程退化环境中定位精度。刘振宇等^[8]提出一种融合激光雷达与惯性测量单元融合的算法,在算法中使用帧与局部地图匹配所得的距离值和 IMU 数据构建出联合优化函数,提高了原算法的精度。

针对室外环境的 SLAM 建图研究,本文以激光雷达点云数据为中心搭建多传感器数据融合的

基金项目:国家重点研发项目(2021YFE0194600);江苏省科技计划项目(BZ2023023)

第一作者简介:相福磊(1996—),男,江苏连云港人,硕士研究生,研究方向为组合导航,2642075335@qq.com。

同步定位和建图方案。通过构建激光惯性里程计优化帧间里程数据、因子图融合等方式,实现对室外场景下的高效地形感知与建图算法搭建;同时通过仿真与对比实验,验证了比传统算法更为明显的优化效果。

1 基于优化卡尔曼滤波的 LIO 设计

自卡尔曼滤波算法被提出后,被广泛运用在控制系统和导航与定位等方面^[9]。本文采用基于 FAST-LIO 框架的设计理念,使用紧密耦合的迭代扩展卡尔曼滤波器(IEKF)将 LiDAR 特征点与 IMU 数据融合在一起,引入误差状态卡尔曼滤波器实现对激光雷达和 IMU 融合位姿进行误差补偿。经过多次迭代,获得高精度的后验状态参数与协方差参数,在快速运动或非结构化环境中实现稳健导航和建图操作。

在融合 IMU 和激光雷达数据时,构建观测方程将测量结果结合起来,进一步需要求解出观测的协方差矩阵 H ,在得到观测方程的协方差矩阵后需要对协方差矩阵进行状态更新以减小误差传递,最后是获取增益矩阵 K_{i+1} 。不同于传统卡尔曼滤波协方差更新方程,本文采用的是 FAST-LIO 模型中 IESKF 模型的增益矩阵更新方式。

2 关键因子构建

2.1 因子图模型

因子图模型是用因子描述多变量复杂函数的二维图,属于概率模型(PGM)中的一种,可以表征全局函数和局部函数之间的关系,同时也可以表示各个变量与局部函数之间的关联,经常被用于多源数据融合的 SLAM 研究中。

在多源 SLAM 全局优化过程中,基于贝叶斯模型构建系统的状态量和观测量 SLAM 的后验概率模型,假定各个因子都符合高斯分布,则其 SLAM 模型中求解最大后验概率问题则可以转化为非线性最小二乘问题。针对多种因子进行非线性求解的目标函数可以被定义为式(1):

$$R(X) = \operatorname{argmin}_X \sum_i \|h_i(X_i) - \gamma_i\|_{\Sigma_i}^2 \quad (1)$$

式中: h_i 表示第 i 个传感器模块的观测数据; γ_i 表示第 i 的状态量下的传感器测量数据; $h_i(X) - \gamma_i$ 表示各个因子的约束残差项; $\Sigma_i f$ 表示各个传感器的测量方差;状态变量 X 为待优化参数项。

2.2 改进最优描述子的快速回环因子设计

为有效解决大范围定位下的误差漂移问题,同时在保证回环精度前提下提升回环检测速度,本文基于经典 Scan-Context 回环模型进行改进,设计了一种在保证精度的同时实现快速回环的优化方案,通过联合 Scan-Context 描述子与 Lidar-Iris 特征图的方式构建并确定回环检测最优关键帧因子。整体的构建过程如下。

1)采用圆环分区的方式,将三维空间的点云信息转换为二维空间的矩阵。以当前帧为中心将所获点云转换为鸟瞰图,设置最大搜索距离为 $d_{\max}$,以 $d_{\max}$ 为圆半径将扫描区域划分为 N_r 个圆环和 N_s 个扇区,将每个环展开可以得到一个 $N_r \times N_s$ 的二维图像。每个像素点 $P_{i,j}$ 是第 i 个环第 j 个扇面对应的 Bin 值。本文定义每个像素点 $P_{i,j}$ 的 Bin 值为当前像素区域内点云最大高度,这样利用 Scan-Context 就构成了一个 $N_r \times N_s$ 的二维矩阵,最终形式如图 1 所示。

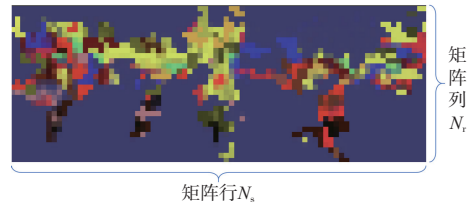


图 1 Scan-Context 矩阵

将 Scan-Context 获取的环向量作为描述符,每个环向量都被用来构造 KD-Tree,在 KD-Tree 中通过最近邻搜索选取与当前关键帧环键相似的环境键对应的关键帧作为回环候选关键帧。

2)根据距离原点由近及远对矩阵的每一行向量 k_i 计算环向量平均值,得到该帧下的描述符环向量 K 。环向量 K 是 $N_r \times 1$ 维的矩阵,且具有旋转不变性,故可以采用 KD-Tree 的结构来计算两帧间环向量的相似度,从而快速地选取合格的候选回环帧。

3)在得到候选回环帧后,进一步利用 Lidar-Iris 对多个回环候选关键帧中的 Bin 值进行重新编码,生成 Lidar-Iris 图像。

4)将每个关键帧下得到的二值特征图存于历史数据库中。在步骤 2)中获得候选回环关键帧后,通过计算当前关键帧和数据库中候选关键帧下 Lidar-Iris 特征图像之间的 Hamming 距离判断

最优回环帧。如果距离计算结果最小且小于阈值,则判定该时刻下形成回环,进一步以当前帧为中心将 KD-Tree 中的最优回环帧与当前帧进行配准,得到回环下的位姿变换矩阵,最终完成回环的精匹配。

回环检测完成后,将得到的位姿变换矩阵作为新的约束传入因子图优化框架中,进一步更新传感器的位姿估计,消除里程计累计误差和漂移。

2.3 IMU 预积分因子、GPS 环境因子构建

IMU 预积分处理就是将在雷达两帧间获取的多组 IMU 加速度、角速度数据进行积分处理,从而得到机器在帧间的精准位姿变化信息,根据积分数据进一步得到 IMU 预积分因子。但两帧间获取的 IMU 数据为离散形式,不满足连续积分,因此要对积分公式进行离散化处理,可得到关键帧之间的离散 IMU 预积分测量模型。

虽然通过增加 IMU 预积分因子、回环检测因子和融合 IMU 位姿优化的激光惯性里程计因子可以使整体 SLAM 获得稳定的位姿和状态估计,但本研究主要是以室外环境为主,且多为较大场景结构或非结构化地形进行扫描,同时 KITTI 数据集下提供了较为精准的 RTK-GPS 轨迹真值。因此进一步考虑增加 GPS 约束,可以保证在室外环境下获得绝对位置精度补偿,更好地消除漂移问题。

3 基于滑动窗口的因子图优化模型

通过前端基于 IESKF 完成 IMU/Lidar 紧耦合融合优化构建了 IESKF-LIO 因子,可以实现局部地图模型下保持较高精度,进一步引入回环检测因子、IMU 预积分因子和 GPS 项约束,基于上述 4 种因子约束项,在后端融合建图模块。

首先将构建的 IESKF-LIO 作为初始位姿,当设备在动态运行不断地获取局部地图观测信息时,通过固定尺寸的滑动窗口计算并更新少数与当前观测密切相关的点云数据,这样可以减少多元约束融合模型的计算量。在动态滑动窗口下,设计基于增量式平滑建图 (ISAM) 的因子图融合方式,保证了在因子图中每次加入新的观测时不必重新计算整个因子图的雅可比矩阵。最终的因子图多源融合框架如图 2 所示。融合因子包括激光惯性里程计因子、IMU 预积分因子、GPS 因子和回环检测因子。

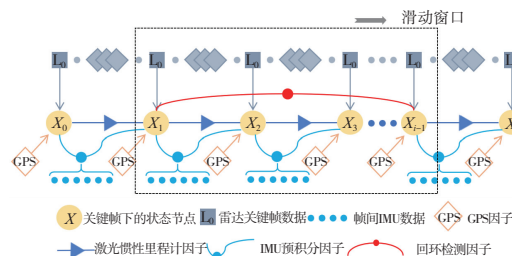


图 2 基于滑动窗口下的因子图融合模型

4 试验与分析

针对运动位姿数据,本文通过使用 EVO 工具提供的两种常见评价指标包括相对轨迹误差 (RPE) 和绝对轨迹误差 (ATE) 进行性能分析。通过使用不同的算法在数据集上获得的地图轨迹和真值轨迹进行误差统计,可以非常直观地反映各种算法之间的轨迹精度和误差情况,从而更好地评价算法的全局一致性效果。

为了更加清晰直观地体现本文构建算法的合理性,将针对 KITTI 数据集下 07 序列地图,利用 A-Loam、Lego-Loam、Lio-Sam 和本文融合多因子图模型算法方案进行对比分析。

在 KITTI_07 数据集下进行对比仿真,图 3 所示是 4 种算法的轨迹运行情况的热图误差对比分析。其中参考值是 KITTI 数据集提供的轨迹真值,彩色轨迹表示模型输出轨迹,轨迹颜色越靠近红色表示与真值误差越大,越靠近蓝色表示与真值轨迹越贴合,误差越小(因本刊为黑白印刷,有疑问之处请向作者咨询)。从图 3 中可以看出,对比真实轨迹下的绝对误差热图可以发现,本文所建的建图模型与其他 3 种相比,具有更小的误差最大值和误差真值分布区间,表明了整体轨迹定位精度控制效果最优。

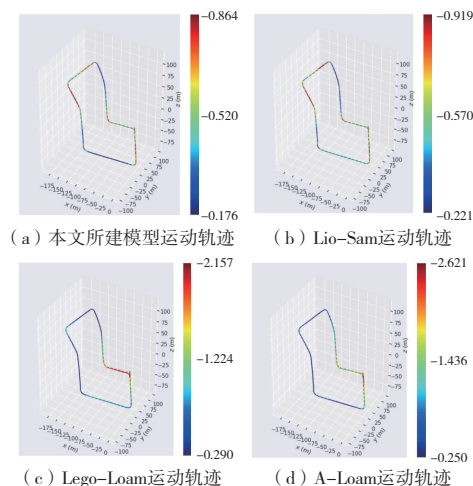


图 3 KITTI_07 数据集下轨迹绝对误差热力图

针对点云建图的模型评估指标如图 4 所示,主要包括轨迹误差标准差 (Std)、方均根误差 (RMSE)、最小轨迹偏移量 (Min)、轨迹误差中值 (Median)、平均值 (Mean) 和最大值 (Max),其中的标准差、方均根误差和平均值皆取 3 次实验的平均值,最大最小值取 3 次试验的最值,各项指标的具体数值记录在表 1 中。可以看出本文构建的模型在多个误差指标中皆具有不同程度的优越性。本文所建模型的方均根误差和误差均值皆控制在 0.5 m 左右,反映本文所建模型轨迹稳定性更高,防数据畸变效果更好。

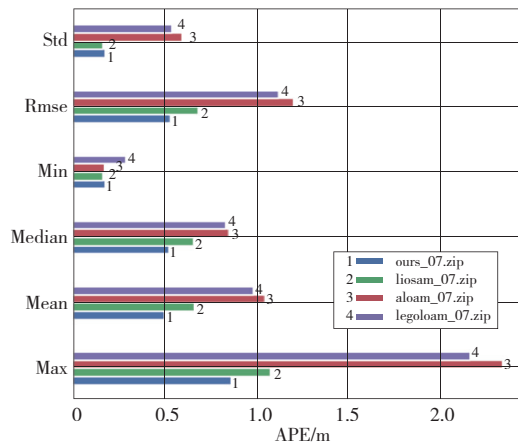


图 4 绝对轨迹误差柱状对比图

表 1 KITTI_07 地图下模型轨迹误差对比

算法模型	绝对轨迹误差 (ATE)				R_{MSE}
	S_{id}	M_{ean}	Min	Max	
A-Loam	0.597 0	0.845 7	0.171 0	2.331 5	1.201 5
Lego-Loam	0.540 4	0.830 6	0.290 2	2.157 8	1.120 7
Lio-Sam	0.173 4	0.660 5	0.161 8	1.070 8	0.679 2
本文模型	0.185 0	0.526 3	0.175 7	0.864 4	0.533 3

5 建图效果展示

本实验的地图环境为 KITTI_07 地图模型,由于本文所建算法是基于多因子融合的方式进行数据融合,针对激光惯性里程计使用优化卡尔曼滤波方式进行构建,理论中可以明显改善点云畸变问题,同时减少当前帧扫描点云下的偏移误差累积,进而提高局部到全局地图的融合精度。由于针对建图效果没有定量的指标分析评估手段,本小节仅通过地图可视化分析建图效果,如图 5 所示。

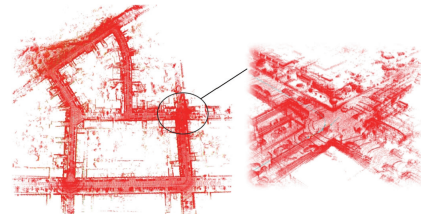


图 5 KITTI_07 点云地图构建效果

从图 5 中可以看出在本文所用算法构建的点云地图与数据集提供的真实地图基本重合。由于优化了点云扫描当前帧的去畸变效果,在动态建图扫描中融合了多种因子进行补偿纠正,在局部的弯道路径中建图效果表现较好,未出现点云重影或回环图像不重合等现象,实现了较高精度的建图效果。

6 结语

本文主要针对点云三维建图进行相关研究。首先通过使用紧耦合的迭代误差状态卡尔曼滤波 (IESKF) 将雷达特征点云数据与 IMU 数据融合,构建激光惯性里程计获得更精准的初始位姿信息。进一步使用优化因子图方式实现多传感器数据融合,所建融合因子包括:基于迭代扩展卡尔曼滤波融合的激光惯性里程计因子、IMU 预积分因子、基于关键帧的回环因子与增加置信度评价的 GPS 因子。最后通过对上述整体模型在两种 KITTI 数据集上进行对比仿真分析,结果表明本文所建融合模型的建图效果较传统方案有较高的精度和较为明显的优化效果。

参考文献:

- [1] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty [J]. International Journal of Robotics Research, 1987, 5(4): 56-68.
- [2] SMITH R, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics [C]// Proceedings of 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Raleigh, NC, USA: IEEE, 2003: 850.
- [3] 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.
- [4] CHANG L, NIU X J, LIU T Y. GNSS/IMU/ODO/LiDAR-SLAM integrated navigation system using IMU/ODO pre-integration [J]. Sensors, 2020, 20(17): 4702.

(下转第 208 页)

5 结语

研究生产线搬运机械手的抓取定位控制方法是工业领域研究的重点问题之一。针对生产线搬运机械手抓取精度低的问题,提出基于 PLC 的生产线搬运机械手抓取定位控制方法。实验结果表明:所提方法受到噪声干扰后阶跃响应波动较小,体现了所提方法的鲁棒性能更好;该方法抓取定位的实际轨迹较目标轨迹偏差较小,体现了该方法定位控制精度较好。同时,该方法抓取定位控制耗时较短,体现了该方法的控制效率较高。由此可见,所提方法解决了传统方法中存在的问题,具有现实应用意义。

参考文献:

- [1] 孟祥斌,张雅彬,田卫华,等. 基于重力感应传感器的六自由度车载机械手控制系统设计[J]. 仪表技术与传感器,2022(8):80-84.
- [2] 任工昌,王乐,桓源,等. 针对机械手抓取皮革位置的研究[J]. 中国皮革,2022,51(5):31-35.
- [3] 史亚贝. 基于 DSP 的三自由度采摘机械手控制系统研究[J]. 农机化研究,2022,44(2):34-38.
- [4] 沈孝龙,王吉芳,秦宇飞,等. 基于改进差分进化算法的机械手轨迹控制[J]. 组合机床与自动化加工技术,2022(5):105-108,112.
- [5] 马金茹,高文华,祁宇明. 一种自适应扰动观测器的机械手滑模控制研究[J]. 机床与液压,2022,50(3):54-60.
- [6] 孙锐,薛勃,王鑫,等. 人造板上下料机械手的动力学分析及仿真[J]. 包装工程,2022,43(17):130-139.
- [7] 胡义华. 抓取机械手的动力学性能及结构有限元仿真[J]. 济南大学学报(自然科学版),2021,35(5):508-512.
- [8] 杨智勇,谢迪,王君,等. 带传动式仿人机械手抓取规划及稳定性分析[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021(2):57-61.
- [9] 王琦,唐术锋,张慧杰,等. 连杆型欠驱动机械手指设计及抓取稳定性分析[J]. 机械设计与研究,2023,39(1):59-62,70.
- [10] 詹道桦,王晗,林健,等. 对机械手定位的全相位傅里叶变换相位式激光测距系统[J]. 激光与光电子学进展,2023,60(5):135-140.
- [11] 王兰,陈兆学,王朝晖. 基于单目视觉的中医诊疗机械手三维坐标定位和变换方法[J]. 光学技术,2022,48(2):229-236.
- [12] 雷翔鹏,刘业峰. 欠驱动多指机械手抓取能力分析与优化研究[J]. 控制工程,2022,29(4):730-737.
- [13] 朱银龙,赵虎,苏海军,等. 四指软体机械手机械特性分析与抓取试验[J]. 农业机械学报,2022,53(9):434-442.
- [14] 王聪,张子扬,陈言壮,等. 基于深度强化学习与多参数域随机化的水下机械手自适应抓取研究[J]. 信息与控制,2022,51(6):651-661.
- [15] 苏建华,刘传凯,王智伟,等. 面向3维物体的三指机械手“包笼抓取”方法[J]. 机器人,2021,43(2):129-139.

收稿日期:2023-07-18

(上接第170页)

- [5] SHAN T X, 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). Madrid, Spain: IEEE, 2018:4758-4765.
- [6] SHAN T X, 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), Las Vegas, NV, USA: [s.n.], 2020:5135-5142.
- [7] 付林,郑佳楠,何洪磊,等. 面向大型室内场景的无人机三维激光雷达解耦 SLAM 方法[J]. 电子测量技术,2022,45(13):96-103.
- [8] 刘振宇,惠泽宇,郭旭,等. 基于滑动窗口优化的激光雷达惯性测量单元紧耦合同时定位与建图算法[J]. 科学技术与工程,2022,22(21):9167-9175.
- [9] 袁艳,李峰,王东. 基于开关卡尔曼滤波的叶轮故障振动信号特征提取[J]. 机械制造与自动化,2024,53(2):67-70.

收稿日期:2024-05-21