

旋转捷联惯导系统辅助的多线激光雷达新型SLAM方法

吕润, 李冠宇, 元霏, 钱伟行, 汪澜泽, 冯太萍

引用本文

吕润, 李冠宇, 元霏, 钱伟行, 汪澜泽, 冯太萍. 旋转捷联惯导系统辅助的多线激光雷达新型SLAM方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(11A): 211200088-5.

LYU Run, LI Guan-yu, QI Pei, QIAN Wei-xing, WANG Lan-ze, FENG Tai-ping. [New SLAM Method of Multi-layer Lidar Assisted by Rotational Strapdown Inertial Navigation System](#) [J]. Computer Science, 2022, 49(11A): 211200088-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[RIIM: 基于独立模型的在线缺失值填补](#)

RIIM: Real-Time Imputation Based on Individual Models

计算机科学, 2022, 49(8): 56-63. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600180>

[基于自适应注意力机制的知识图谱补全算法](#)

Adaptive Attention-based Knowledge Graph Completion

计算机科学, 2022, 49(7): 204-211. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400129>

[基于步态分类辅助的虚拟IMU的行人导航方法](#)

Pedestrian Navigation Method Based on Virtual Inertial Measurement Unit Assisted by Gait Classification

计算机科学, 2022, 49(6A): 759-763. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200148>

[四元数关系旋转的知识图谱补全模型](#)

Knowledge Graph Completion Model Using Quaternion as Relational Rotation

计算机科学, 2021, 48(5): 225-231. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200300093>

[面向自然语言推理的基于截断高斯距离的自注意力机制](#)

Truncated Gaussian Distance-based Self-attention Mechanism for Natural Language Inference

计算机科学, 2020, 47(4): 178-183. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190600149>

旋转捷联惯导系统辅助的多线激光雷达新型 SLAM 方法

吕润^{1,2} 李冠宇³ 亓霏³ 钱伟行³ 汪澜泽³ 冯太萍^{1,2}

1 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司) 南京 211106

2 国电南瑞南京控制系统有限公司 南京 211106

3 南京师范大学电气与自动化工程学院 南京 210046

(lvrun1984@163.com)

摘要 针对惯性传感器精度低下影响基于激光雷达/惯性信息融合的同时定位与建图(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)技术性能的问题,提出了一种旋转捷联惯导系统辅助下的多线激光雷达 SLAM 优化方案。该方案探讨了基于模糊自适应卡尔曼滤波的旋转捷联惯导对准方法,在载体运动过程中完成载体姿态与惯性传感器误差的实时修正;在此基础上,将修正后的惯性传感器数据与激光雷达点云数据进行紧耦合模式下的信息融合,以提高载体在复杂场景中运动时定位与建图的精度和实时性。实验结果表明,基于旋转惯导与多线激光雷达信息融合的 SLAM 方案,在保证运算实时性的同时,有效提高了激光雷达/惯性里程计的定位性能,以及点云地图的准确性。

关键词: 旋转惯导;模糊自适应卡尔曼滤波;多线激光雷达;同步定位与建图;激光雷达/惯性里程计

中图分类号 TP391

New SLAM Method of Multi-layer Lidar Assisted by Rotational Strapdown Inertial Navigation System

LYU Run^{1,2}, LI Guan-yu³, QI Pei³, QIAN Wei-xing³, WANG Lan-ze³ and FENG Tai-ping^{1,2}

1 Nari Group Corporation/State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 211106, China

2 NARI-TECH Nanjing Control Systems Ltd., Nanjing 211106, China

3 School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China

Abstract Focusing on the influence of low-accuracy inertial sensor on the performance of lidar/inertial SLAM, an optimized SLAM method by fusing information of multi-layer lidar and rotational strapdown inertial navigation system is studied. In this scheme, the rotating strapdown inertial navigation alignment method based on fuzzy adaptive Kalman filter is discussed, and the real-time correction of carrier attitude and inertial sensor error is completed in the process of carrier motion. Further more, the corrected inertial sensor data and LIDAR point cloud data are fused in tight coupling mode to improve the accuracy and real-time of positioning and mapping when the carrier moves in complex scenes. Experimental results show that the slam scheme based on rotating inertial navigation and multi-layer lidar information fusion not only ensures the real-time operation, but also effectively improves the positioning performance of lidar / inertial odometry and the accuracy of point cloud map.

Keywords Rotational inertial navigation system, Fuzzy adaptive kalman filter, Multi-layer lidar, Synchronous positioning and mapping, Lidar/inertial odometry

1 引言

基于多线激光雷达的实时定位与精确建图是 SLAM 领域中的一个热点问题。激光雷达的高精度测距功能可使 SLAM 算法在特定的封闭环境中取得较好的导航性能。然而,用于运动估计的激光雷达点云存在稀疏性与运动失真等问题,导致仅使用激光雷达的 SLAM 系统在开阔的环境中性能表现不佳^[1-2]。近年来的研究表明,通过融合惯性测量组件(IMU)来弥补该缺陷是一个有效的解决方案。目前,基于激光雷达与惯性信息融合的 SLAM 算法主要分为松耦合和紧耦合两大类。

在松耦合算法研究方面,Zhang 等研究的 LOAM 算法依次将提取的边缘和平面特征匹配到不断更新的全局地图中,并以 IMU 计算的位姿变化作为优化的先验,从而有效提高了算法的实时性与稳定性^[3];Shan 等在 LOAM 的基础上研究了应用于 UGV 的 LeGO-LOAM,通过 IMU 信息修正了运动失真,同时加入了地平面提取和点云分割算法,过滤掉了不可靠的特征信息,在有噪声物体覆盖的区域,如草地和林地,表现出了更好的稳定性^[4]。

在紧耦合算法研究方面,为了进一步利用 IMU 数据,多位研究人员提出了通过联合优化直接融合激光雷达和惯性测量数据,该类方法可分为基于图优化的方法^[5-6]和基于扩展

基金项目:南京师范大学江苏省大型科学仪器开放实验室基金

This work was supported by the Foundation of Jiangsu Open Laboratory of Major Scientific Instrument and Equipment, Nanjing Normal University.

通信作者:李冠宇(191802011@njnu.edu.cn)

卡尔曼滤波(EKF)的方法^[7-8]。Park 等通过最小化 IMU 和激光雷达的约束来实现局部轨迹优化^[9]。Geneva 等研究了 LiDAR-Inertial 3D Plane SLAM(以下简称 LIPS)系统,它在惯性预积分约束^[10]和激光雷达的平面约束下利用了图优化^[11]。Ye 等研究了基于图优化的 LIO-mapping(以下简称 LIO-M)算法,该方法使用了一种新的旋转约束映射方法来优化最终的位姿和建图^[12]。相比于基于滤波的方法,图优化方法提高了定位精度,但降低了实时性。总体而言,相比松耦合方案,紧耦合方案减少了解耦过程中惯性信息的丢失,定位精度更高更稳定。而当前,基于滤波的紧耦合方案相较于基于图优化的方案,具有更好的实时性与稳定性。

上述相关研究表明,精确的 IMU 信息对整个 SLAM 方案能够起到良好的辅助作用,是激光雷达/惯性信息融合 SLAM 中的一个重要影响因素。然而由于激光雷达/惯性里程计中的 IMU 成本与精度通常较低,会对定位解算结果造成不利影响^[13],因此,本文研究了一种基于模糊自适应滤波的旋转惯导对准方法,旨在有效降低惯导系统的误差,从而提高激光雷达/惯性信息融合定位与建图的精度与稳定性。

2 面向激光雷达/惯性信息融合 SLAM 的旋转惯导性能优化方法

2.1 基于模糊自适应卡尔曼滤波的惯导对准原理

由于传统固联结构使惯导系统性能受到本身结构的限制,因此,研究旋转捷联惯导系统的结构改进及其高精度对准方法,对于提高惯导系统性能具有重要意义和价值^[14]。

旋转捷联惯性导航系统将以 IMU 为核心的测量组件安装在旋转底座上,并保持相对于基座的旋转运动,如图 1 所示。

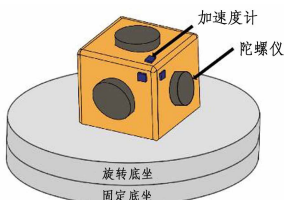


图 1 旋转捷联惯导系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of rotating strapdown Inertial navigation system

由于旋转惯导系统将 IMU 输出信号中陀螺仪和加速度计的非随机误差调制为正弦信号,通过捷联算法的积分运算进行消除以提高旋转惯导测量精度,从而进一步提高激光雷达/惯性里程计整体定位性能^[15]。为了提高旋转惯导的姿态估计的精度和速度,本文进一步研究了一种基于模糊自适应卡尔曼滤波的实时对准算法,其具体思路是:惯导系统运行时,IMU 的旋转运动对精对准的收敛效果影响较大,主要原因是滤波器模型简单,难以对安装误差、标度因数误差和加表尺寸效应等进行精确建模。为了对这些影响精度的因素进行综合考虑,应实时调节量测噪声协方差矩阵系数大小。而卡尔曼滤波器中的新息序列可以实时表征量测噪声统计特性的变化,因此,可以通过新息序列调节量测噪声协方差矩阵系数的大小,从而提高算法适应性。该算法具体流程如下。

由标准卡尔曼滤波器递推公式推算可得如下新息序列表

达式^[16]:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \quad (1)$$

其中, \mathbf{e}_k 表示 k 时刻的新息序列矢量, \mathbf{Z}_k 表示 k 时刻量测信息, \mathbf{e}_k 是 k 时刻量测矩阵, $\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ 是 k 时刻滤波器状态量的一步预测值。

定义新息序列实际协方差矩阵 $\hat{\mathbf{C}}_k$ 的计算表达式为:

$$\hat{\mathbf{C}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \mathbf{e}_i \mathbf{e}_i^T \quad (2)$$

其中, N 是平滑窗口的大小。 N 值越大,平滑效果越强; N 值越小,跟踪能力越强。基于实际 IMU 测试数据权衡上述两个因素,本文取 N 值为 8。

定义新息序列理论协方差矩阵的计算表达式为:

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (3)$$

其中, $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 是 k 时刻状态一步预测协方差矩阵。

定义 k 时刻新息序列实际协方差和理论协方差间的不匹配程度(Degree of Mismatch, DoM)为:

$$\text{DoM}_k [i] = \frac{\sqrt{\hat{\mathbf{C}}_k [i, i]}}{\sqrt{\mathbf{S}_k [i, i]}} \quad (4)$$

其中, \mathbf{S}_k 和 $\hat{\mathbf{C}}_k$ 分别是在时间 k 处的新息序列的理论和实际协方差矩阵, $\mathbf{S}_k [i, i]$ 和 $\hat{\mathbf{C}}_k [i, i]$ 为相应矩阵的对角线元素, $1 \leq i \leq m$,其中 m 是观察矢量的数量。由于本文中选取二维水平速度误差为对准时的观测值^[17],故 m 值取 2。

根据式(4), DoM_k 是具有 m 个维数的向量,将其平均值作为模糊推理系统的输入,从而进行系统误差模型状态量的实时估计,即定义一个新的变量 AveDoM_k ,其表达式如下:

$$\text{AveDoM}_k = \|\text{DoM}_k\|_1 / m \quad (5)$$

其中, $\|\cdot\|_1$ 是计算向量的 1 范数,Kalman 滤波器的收敛性可通过 AveDoM_k 的值进行判断。若值为 1,则表示此时滤波器严格收敛,否则表示滤波器非严格收敛。

2.2 旋转捷联惯导实时对准方法的性能验证

为了验证基于模糊自适应滤波的旋转惯导对准算法的实际性能,使用 Xsens MTi-300 型 IMU 与单轴精密转台、导航计算机构建旋转惯导系统。IMU 在实验前已经完成惯性器件刻度系数与非正交性误差的标定,表 1 列出了 IMU 与转台的基本性能指标参数。

表 1 惯性器件及转台主要性能指标参数表

Table 1 Main performance Index parameters of Inertial devices and turntable

参数名称	参数数值
IMU 陀螺仪零偏稳定性/(°/h)	10
IMU 加速度计零偏稳定性/g	1.5×10^{-5}
单轴转台的回转精度/(°)	$\leq \pm 3$
单轴转台的轴线垂直度/(°)	$\leq \pm 3$

在进行对准方法的系统验证过程时,首先将 IMU 放置在精密转台上,以 $10(^{\circ})/s$ 的速度匀速旋转转盘,保持 50 Hz 的采样频率采集 IMU 实测数据;通过对陀螺仪和加速度计数据进行基于旋转调制机理的预处理以消除惯性器件零偏^[18];并根据上文所述模糊自适应卡尔曼滤波进行旋转捷联惯导对准,并通过与单轴精密转台的基准姿态进行比较来评估对准方法的性能。

为体现本文所研究的模糊自适应卡尔曼滤波算法的优势,将该算法与常规卡尔曼滤波以及强跟踪滤波算法进行对比分析。由图 2 可知,3 种方法下东向与北向平台误差角估计均方差均在 $0.3'$ 以内,但本文方法的收敛速度要明显优于卡尔曼滤波,且略高于强跟踪滤波。关于天向平台误差角的估计精度,采用模糊自适应卡尔曼滤波算法,其效果明显优于卡尔曼滤波算法,其估计均方差在 150 s 达到了 $2'$ 以内,在 200 s 左右稳定在 $1.3'$ 左右,收敛速度在开始时略慢于强跟踪滤波算法, 10 s 后收敛速度明显上升, 30 s 后收敛精度超越强跟踪滤波,估计精度也高于强跟踪滤波算法(稳态误差 $1.8'$)和常规卡尔曼滤波算法(稳态误差 $1.9'$)。

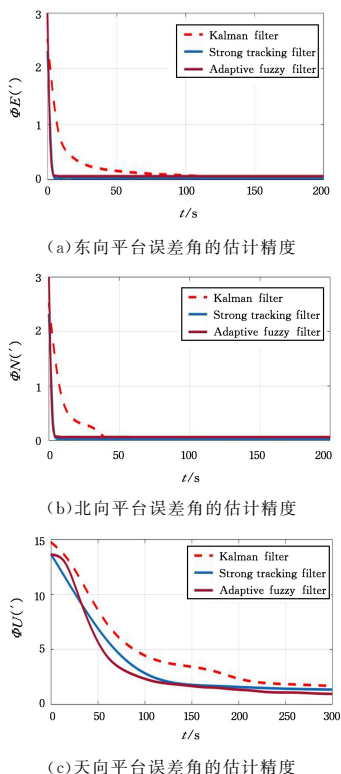


图 2 各类对准算法平台误差角均方差

Fig. 2 Mean square errors of platform error angles of various alignment algorithms

为了进一步研究经对准与平台误差角校正后旋转捷联惯导系统的实际姿态与方位精度,以单轴精密转台输出的姿态信息为基准,对基于 3 种滤波算法分别进行平台误差角校正后的旋转惯导系统,进行姿态与方位角精度的对比分析;同时,以高精度光纤捷联惯导(精度等级在 XSENS MTi-300 两个数量级以上)中的陀螺仪与加速计作为基准,对各滤波算法估计后经过零偏校正的 Xsens MTi-300 中的惯性器件零偏残差进行对比分析,其结果如表 2 所列。

表 2 旋转惯导姿态与方位误差表及各惯性器件零偏估计值

Table 2 Errors of attitude and azimuth of rotating Inertial navigation system and zero Bias estimates of Inertial devices

误差名称	横滚角/ ($'$)	俯仰角/ ($'$)	方位角/ ($'$)	加表零 偏均值/(g)	陀螺仪零 偏均值/($^{\circ}/\text{h}$)
模糊自适应滤波	0.4020	1.0560	4.9320	1.067×10^{-5}	3.125
强跟踪滤波	0.4920	1.2000	5.2920	1.311×10^{-5}	4.551
卡尔曼滤波	0.6180	1.3740	5.7720	1.505×10^{-5}	6.066

根据表 2 姿态误差对比可知,本文提出的对准算法估计

出的载体姿态精度明显优于常规卡尔曼滤波算法,略高于强跟踪滤波。表 2 惯性器件零偏估计值的对比表明,本文提出的模糊自适应滤波算法估计出的加速度计与陀螺仪三轴零偏均值一定程度上优于常规卡尔曼滤波和强跟踪滤波,结合图 2 可知,本文基于模糊自适应滤波的对准算法,在误差估计收敛速度、旋转惯导系统姿态估计与惯性器件零偏估计的准确度均高于对比算法。在更精确地估计出旋转惯导的加速度计零偏、陀螺仪零偏,以及惯导系统姿态信息的情况下,将惯性与激光雷达信息进行数据融合,可以对载体的位姿进行更加精确的估计。

3 激光雷达与旋转惯导融合的 SLAM 方法流程设计

本文研究的激光雷达与旋转惯导信息融合的 SLAM 算法总体框架由特征提取、LIO(激光雷达/惯性里程计)和建图 3 个主要模块组成。算法整体流程如图 3 所示。其中,特征提取模块通过 IMU 数据计算激光帧之间的平移与旋转,消除原始点云中的运动畸变,从中提取稳定的边缘与平面特征^[3]。LIO 模块由状态递推子模块和更新子模块组成,用于进行迭代卡尔曼滤波,输出初始里程以及未失真的特征。建图模块用全局地图改进初始里程,输出新的里程,然后使用新的特征更新地图^[4]。其中,LIO 模块在整个系统中起到了至关重要的作用,该模块对激光雷达数据和 IMU 数据进行融合,输出了系统在全局坐标系下的位姿,建图模块根据该位姿建立三维点云地图。

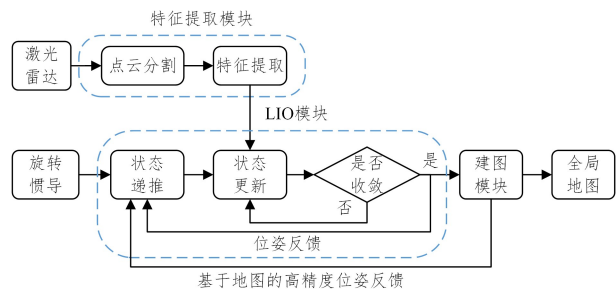


图 3 激光雷达与旋转惯导信息融合的 SLAM 算法流程

Fig. 3 SLAM algorithm flow of Lidar and rotating Inertial navigation Information fusion

由于 LIO 模块利用 IMU 测量和计算激光雷达连续两帧数据间的位姿变换,因此本文以载体为中心构建 SLAM 系统误差状态量的卡尔曼滤波方程,以避免长时间不确定性增加导致的非线性化误差的增大^[19-20]。 \mathcal{F}_w 为固定的世界坐标系, \mathcal{F}_{b_k} 为在雷达时间 k 下的 IMU 坐标系, \mathcal{F}_{l_k} 为 k 时刻下的雷达坐标系。

首先,LIO 模块的状态方程如式(6)、式(7)所示:

$$\mathbf{x}_{w}^{b_k} = [\mathbf{p}_{w}^{b_k}, \mathbf{q}_{w}^{b_k}] \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k} = [\mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{v}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{q}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{b}_a, \mathbf{b}_g, \mathbf{g}^{b_k}] \quad (7)$$

其中, $\mathbf{x}_{w}^{b_k}$ 表示 \mathcal{F}_{b_k} 相对于 \mathcal{F}_w 的位姿。 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{b_k}$ 表示描述从 \mathcal{F}_{b_k} 到 $\mathcal{F}_{b_{k+1}}$ 的相对转换的局部状态; $\mathbf{p}_{w}^{b_k}$ 是 \mathcal{F}_{b_k} 相对于 \mathcal{F}_w 的位置, $\mathbf{q}_{w}^{b_k}$ 是描述从 \mathcal{F}_{b_k} 到 \mathcal{F}_w 旋转的单位四元数; $\mathbf{p}_{b_{k+1}}^{b_k}$ 和 $\mathbf{q}_{b_{k+1}}^{b_k}$ 表示从 \mathcal{F}_{b_k} 到 $\mathcal{F}_{b_{k+1}}$ 的平移和旋转; $\mathbf{v}_{b_{k+1}}^{b_k}$ 是相对于 \mathcal{F}_{b_k} 的速度。 \mathbf{b}_a 是加速度偏置, \mathbf{b}_g 是陀螺仪偏置; \mathbf{g}^{b_k} (投影在 \mathcal{F}_{b_k} 中)是局部重力。其中, $\mathbf{p}_{w}^{b_k}, \mathbf{v}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{q}_{b_{k+1}}^{b_k}, \mathbf{b}_a, \mathbf{b}_g$ 的初值由第二节的对准结果给出,此处的 \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_g 在第二节中经过旋转惯导对准与误差校正,其数量级已足够小,在建模过程中可以略去,从而减少 ESKF 的

维度,提高滤波器运算效率,如式(8)所示:

$$\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}} = [\mathbf{p}_{b_{k+1}}^{\hat{}}, \mathbf{v}_{b_{k+1}}^{\hat{}}, \mathbf{q}_{b_{k+1}}^{\hat{}}, \mathbf{g}_{b_{k+1}}^{\hat{}}] \quad (8)$$

为了在状态估计中具有好的特性,使用误差状态表示来求解 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}}$ 。用 δ 表示一个误差项,并将 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}}$ 的误差向量定义为:

$$\delta \mathbf{x} = [\delta \mathbf{p}, \delta \mathbf{v}, \delta \boldsymbol{\theta}, \delta \mathbf{g}] \quad (9)$$

其中, $\delta \boldsymbol{\theta}$ 是横滚、俯仰、航向误差角。

根据 ESKF 的框架求解 $\delta \mathbf{x}$ 后,可以通过将误差 $\delta \mathbf{x}$ 代入到先验状态 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}}$ 中来获得最终的观测状态 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}}$ 。这是通过自定义运算符 $\#$ 进行的,该运算符定义为:

$$\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}} = \mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}} \# \delta \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{p}}_{b_{k+1}} + \delta \mathbf{p} \\ \hat{\mathbf{v}}_{b_{k+1}} + \delta \mathbf{v} \\ \hat{\mathbf{q}}_{b_{k+1}} \otimes \exp(\delta \boldsymbol{\theta}) \\ \hat{\mathbf{g}}_{b_{k+1}} + \delta \mathbf{g} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, \otimes 表示四元数乘积, \exp 运算符通过李群将 $\delta \boldsymbol{\theta}$ 映射到四元数旋转角度。

随后在状态更新过程中,根据 IMU 的测量值,递推得到误差状态 $\delta \mathbf{x}$ 、误差状态协方差矩阵 \mathbf{P}_k 和先验状态 $\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}}$ 。据此进行状态更新,状态更新方程如式(11)一式(13)所示:

$$\mathbf{K}_{k,j} = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k,j}^T (\mathbf{H}_{k,j} \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k,j}^T + \mathbf{J}_{k,j} \mathbf{M}_k \mathbf{J}_{k,j}^T)^{-1} \quad (11)$$

$$\Delta \mathbf{x}_j = \mathbf{K}_{k,j} (\mathbf{H}_{k,j} \delta \mathbf{x}_j - f(\mathbf{x}_{b_{k+1}}^{\hat{}} \# \delta \mathbf{x}_j)) \quad (12)$$

$$\delta \mathbf{x}_{j+1} = \delta \mathbf{x}_j + \Delta \mathbf{x}_j \quad (13)$$

每次更新完成后,根据式(14)进行状态合成更新全局位姿,完成 LIO 模块的任务^[21]。

$$\mathbf{x}_{w_{k+1}}^{\hat{}} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_{w_{k+1}}^{\hat{}} \\ \mathbf{q}_{w_{k+1}}^{\hat{}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{b_{k+1}}^{\hat{}} (\mathbf{p}_{w_{k+1}}^{\hat{}} - \mathbf{p}_{b_{k+1}}^{\hat{}}) \\ \mathbf{q}_{b_{k+1}}^{\hat{}} \otimes \mathbf{q}_{w_{k+1}}^{\hat{}} \end{bmatrix} \quad (14)$$

以上是对 LIO 模块的推导过程,该过程创新性地使用旋转惯导系统替代了现有的激光雷达/惯性信息融合 SLAM 算法中的 IMU,并对激光雷达与旋转惯导的数据融合算法模型进行了有效简化。由于旋转惯导能够提供相比于 IMU 更加精确的惯性传感信息,本文的 LIO 模块在定位精度与运算速度上将拥有更好的性能。下文将对激光雷达与旋转惯导信息融合的 SLAM 算法进行实验验证。

4 激光雷达/旋转惯导信息融合的 SLAM 性能验证

上文已论述了基于模糊自适应滤波的旋转惯导对准性能,为了评估改进后的激光雷达/惯性信息融合 SLAM 算法定位与建图的性能,将本文研究的激光雷达/旋转惯导信息融合的 SLAM 算法与激光雷达/惯性融合的 LINS 算法和未与惯性融合的 LeGO-LOAM 算法和 LOAM 算法在地下车库、校园、公园 3 处场景进行算法测试。

图 4 为校园实验场景卫星地图和实验轨迹示意图,图 5 给出了 4 种算法在校园场景下解算出的运动轨迹对比。由图 5 可以看出,激光雷达与惯性的融合可以较好地提升系统的定位精度,相比于未融合惯性数据的 LOAM 和 LeGO-LOAM 算法,LINS 和本文算法精度更高,同时,本文融合旋转惯导信息的 SLAM 算法的定位精度相比 LINS 略有提升。图 6 给出了 LINS 与本文算法构建的 3D 点云地图,LOAM 和 LeGO-LOAM 由于定位信息的漂移,建图效果不理想,所以此处只列出 LINS 与本文算法构建的点云地图。在图 6(a)中,红圈

标出部分为 LINS 算法由于 IMU 误差的累积过大,产生了较大的位姿漂移,从而导致建图出现部分重影。本文研究的方法由于旋转惯导系统通过对准实时修正姿态与惯性传感器误差,其位姿漂移相对较小,能够达到较高的建图精度,建图结果并未出现明显偏差,如图 6(b)所示。



图 4 校园实验场景卫星地图

Fig. 4 Satellite map of campus experiment scene

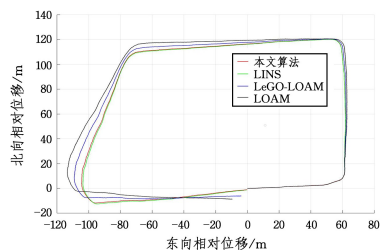
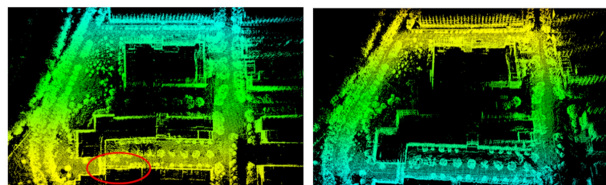


图 5 校园实验场景各算法定位轨迹对比

Fig. 5 Comparison of positioning trajectories of various algorithms in campus experiment scene



(a) LINS 建图结果

(b) 本文方法建图结果

图 6 校园场景建图结果对比(电子版为彩图)

Fig. 6 Comparison of campus scene mapping results

此外,本文还进行了地下车库与公园场景的实验,3 种场景中各算法定位精度的对比如表 3 所列;各算法时性由各次实验单帧激光雷达数据处理时间的平均值表示,如表 4 所列。

表 3 各 SLAM 算法定位精度对比

Table 3 Comparison of positioning accuracy of various algorithms (单位: m)

实验场景	总里程	LOAM	LeGO-LOAM	LINS	本文算法
地下车库	213.19	9.5726	2.5047	0.8566	0.8094
校园	555.73	14.5908	8.8245	1.8658	1.0388
公园	911.61	38.5422	20.0811	4.0129	3.4742

表 3 数据由系统回到起点位置后产生的位置漂移计算得出,由表 3 可以看出,未融合惯性数据的 LOAM 和 LeGO-LOAM 算法在系统回到起点位置后,产生了较大的轨迹漂移,主要原因在于激光雷达的测距误差和纯激光里程计的累积误差。相比之下,融合了惯性数据的 LINS 和本文提出的融合了旋转惯导信息的 SLAM 算法,将激光里程计与惯性信息相融合,有效提升了系统的定位精度。而本文算法相比 LINS,采用的旋转惯导数据拥有更高的精度,在大部分场景的定位精度上要略高于 LINS。

表 4 各 SLAM 算法单帧数据平均处理时间对比

Table 4 Comparison of average processing time for single frame data of various SLAM algorithms

(单位:ms)				
算法	LOAM	LeGO-LOAM	LINS	本文算法
耗时	16.7	13.4	20.3	18.4

表 4 数据由各场景下单帧激光雷达数据处理时间的平均值计算得出,表 4 数据表明,在大部分场景下,LOAM 和 LeGO-LOAM 算法的运行速度相比于融合了惯性信息的算法更快,而本文算法的运行速度相比于 LINS 略快。主要原因在于 LOAM 算法和 LeGO-LOAM 算法没有与惯性信息相融合,只对激光雷达点云数据进行处理,因此,它们在数据处理速度上高于 LINS 和本文算法。而本文算法需要在开始时预先进行初始对准,用以对加速度计和陀螺仪零偏以及初始姿态进行估计,一定程度上减少了系统运行时的计算量,因此,本文算法在运行速度上要略快于 LINS 算法。

综上所述,本文基于模糊自适应滤波的旋转惯导系统能够有效提高惯性数据的精度,该系统与激光雷达进行信息融合,相比于基于 MEMS 技术的常规 IMU,可更好地对激光雷达 SLAM 算法进行辅助,从而提升激光雷达/惯性信息融合 SLAM 算法的定位与建图精度。

结束语 本文以激光雷达/惯性信息融合 SLAM 算法为背景,提出了一种基于模糊自适应滤波的旋转惯导对准方法。在此基础上将该旋转惯导系统与激光雷达融合,提出了一种结合旋转惯导对准的激光雷达/惯性信息融合 SLAM 算法,并验证了该方法定位与建图的实际性能。实验结果表明,在室外大场景、长时间运行的情况下,本文提出的算法拥有更好的精度与稳定性,在系统长时间运行的情况下,可有效减少轨迹漂移,一定程度上提升了激光雷达/惯性里程计的定位精度与稳定性。

参 考 文 献

- [1] ANDERSON S, BARFOOT T D. RANSAC for motion-distorted 3D visual sensors[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Tokyo, 2013: 2093-2099.
- [2] BEHLEY J, STACHNISS C. Efficient Surfel-Based SLAM using 3D Laser Range Data in Urban Environments[C]// Robotics: Science and Systems. 2018: 1467-1479.
- [3] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar Odometry and Mapping in Real-time[C]// Robotics: Science and Systems. 2014: 761-775.
- [4] SHAN T, ENGLLOT B. LeGO-LOAM: Lightweight and Ground-Optimized Lidar Odometry and Mapping on Variable Terrain [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Madrid, 2018: 4758-4765.
- [5] HUAI Z, HUANG G. Robocentric Visual-Inertial Odometry [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Madrid, 2018: 6319-6326.
- [6] QIN T, LI P, SHEN S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [7] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization[J]. The International Journal of Robotics Research, 2015, 34(3): 314-334.
- [8] HUANG G P, TRAWNY N, MOURIKIS A I, et al. Observability-based consistent EKF estimators for multi-robot cooperative

localization[J]. Autonomous Robots, 2011, 30(1): 99-122.

- [9] PARK C, MOGHADAM P, KIM S, et al. Elastic LiDAR Fusion: Dense Map-Centric Continuous-Time SLAM[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 1206-1213.
- [10] GENEVA P, ECKENHOFF K, YANG Y, et al. LIPS: LiDAR-Inertial 3D Plane SLAM[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Madrid, 2018: 123-130.
- [11] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. IMU preintegration on manifold for efficient visual-inertial maximum-a-posteriori estimation[C]// Robotics: Science and Systems. Sapienza Univ, 2015: 236-252.
- [12] YE H, CHEN Y, LIU M. Tightly Coupled 3D Lidar Inertial Odometry and Mapping[C]// International Conference on Robotics and Automation. Montreal: IEEE, 2019: 3144-3150.
- [13] HAO S Y, LU H, WEI X, et al. Reduced high-degree strong tracking cubature Kalman filter and its application in integrated navigation system[J]. Control and Decision, 2019, 34(10): 2105-2114.
- [14] QIAN W X. Research on High-Precision Initial Alignment of Strapdown Inertial and Integrated Navigation System[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [15] WANG H P, CAI Y W, XIN C J, et al. Research on Initial Alignment Method Based on Rotation Modulation with Static Base[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2020, 41(7): 128-132.
- [16] HU J, SHI X Z. Refined Alignment Method for Single-axis Rotary Inertial Navigation Based on Fuzzy Adaptive Filtering[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(2): 315-323.
- [17] XU Q J. Research on Calibration and Initial Alignment Technology of Strapdown Inertial Navigation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014.
- [18] JING Z Y. Research on Error Compensation Technology of Rotary Inertial Navigation System Based on MEMS Device[D]. Taiyuan: North University of China, 2020.
- [19] LI W H. Lightweight Multisensor Integrated slam system Based on eskf and graph optimization [J]. Scientific and Technological Innovation, 2021(8): 15-18.
- [20] SHAUKAT N, ALI A, JAVED IQBAL M, et al. Multi-Sensor Fusion for Underwater Vehicle Localization by Augmentation of RBF Neural Network and Error-State Kalman Filter[J]. Sensors, 2021, 21(4): 1149.
- [21] JIA X H, XU W F, LIU J Y, et al. Solving method of lidar odometry based on IMU[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 39-48.



LYU Run, born in 1984, postgraduate. His main research interests include electronic information engineering and industrial robot kinematics



LI Guan-yu, born in 1995, postgraduate. His main research interests include lidar SLAM, multi-sensor data fusion algorithm for location.