

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209599

激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法^{*}

张福斌¹,王 凯¹,廖伟飞²,孙成浩¹

(1.西北工业大学航海学院 西安 710000; 2.中国飞行试验研究院 西安 710000)

摘 要:为提高机器人在未知复杂环境中导航系统的鲁棒性与稳定性,提出了一种激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法。首先通过 MEMS IMU/里程计的预积分,对激光雷达运动产生的畸变点云进行矫正,提高两帧点云之间的特征匹配效率;然后根据时间戳对预积分的机器人位姿进行线性插值,得到两帧点云之间粗略的位姿变化量,以此粗略的位姿变化量作为优化算法迭代初值,减少优化算法的迭代次数;其次在后端优化中加入 MEMS IMU/里程计的运动约束,利用多传感器联合优化来提高机器人的定位精度;最后利用数据集进行仿真实验、利用四轮小车开展了室内与室外开闭环实验,实验表明,本算法室外开环定位误差均值比传统算法 ALOAM、LEGO-LOAM 分别减小 51.01% 和 24.75%,并且其在拐弯等运动剧烈时能够保持较高精度。

关键词:激光 SLAM;紧组合;多传感器;点云畸变矫正

中图分类号: TP242.6 TH76 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm

Zhang Fubin¹, Wang Kai¹, Liao Weifei², Sun Chenghao¹

(1. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710000, China;
2. Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710000, China)

Abstract:To improve the robustness and stability of the robot navigation system in an unknown and complex environment, a Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm is proposed. Firstly, the algorithm corrects the distortion point cloud generated by the lidar movement through the pre-integration of the MEMS IMU/Odometer to improve the feature matching efficiency between two frames of the point cloud. Secondly, the linearly interpolation of the pre-integrated robot posture is implemented according to the timestamp to obtain the rough position change between two frames of the point cloud. This rough pose changing is used as the initial value of the optimization algorithm iteration to reduce the number of iterations of the optimization algorithm. Then, the motion constraint of MEMS IMU/Odometer is added to the back-end optimization, and the multi-sensor joint optimization is used to improve the positioning accuracy of the robot. Finally, the simulation experiment is carried out using the data set. The indoor and outdoor opening and closing loop experiments are implemented by using the four-wheeled trolley. Experiments show that the average outdoor open-loop positioning error of this algorithm is reduced by 51.01% and 24.75% respectively compared with the traditional algorithms ALOAM and LEGO-LOAM, respectively, and it can maintain high accuracy when the movement such as cornering is intense.

Keywords:laser slam; tight combination; multi sensor; point cloud distortion correction

0 引 言

随着科学技术的不断发展,机器人技术取得了长足的发展。各类机器人已经广泛应用于军事、救援搜救以

及家政服务等方面^[1]。对于任何一个机器人来说,拥有精确的导航定位系统是重中之重。精确感知自身位置的能力有助于机器人的路径规划以及避障等功能^[2]。

全球定位系统(global positioning system,GPS)作为一种机器人常用定位方式,受制于天气、无线电、遮挡等

环境因素,导致导航系统实时性与可靠性难以保证,环境的未知与机器人运动不确定性会对 SLAM 系统的鲁棒性与稳定性提出更高要求,为了解决这一问题,有必要对 SLAM 以及惯性导航技术进行进一步的关注和研究^[3],研究多传感器融合技术可显著提高导航系统鲁棒性与韧性。

激光 SLAM、IMU 以及轮式里程计在导航应用方面各有优势,有着较为良好的互补性^[4],具体表现在如下 4 方面,1) 激光 SLAM 不适应较快的运动,因为相邻两帧的特征点重合度较低,但惯性导航却对短时间内的快速运动具有很好的估计;2) IMU 工作稳定、连续、受环境影响小,激光采集数据受到环境的制约非常明显,但是激光 SLAM 不仅定位精度较高,而且生成的全局地图可以给相对定位提供基准^[5];3) IMU 所采集的原始信息短时间内具有明显的漂移,使得经过积分得到的位置信息存在随时间增长的累积误差,但是激光采集的数据短时间内基本不含漂移,因此激光数据能够有效修正 IMU 的数据漂移^[6],因此激光与 IMU 的组合可以很好的解决系统的稳定性和精度问题;4) 轮式里程计可以得到较为精确的速度信息,与 IMU 陀螺仪组合进行航位推算得到精度较高的位置信息。故研究基于激光雷达的多传感器融合 SLAM 技术有着较好研究意义与应用前景^[7]。

针对激光雷达的多传感器融合 SLAM 技术,国内外学者都其进行了大量研究。Zhang^[8]在早些年提出的 LOAM 通过对激光及由 IMU 输出的惯性数据使用前端预处理,在雷达帧间里程计计算粗略的位姿变换时,通过构建边缘点到边缘直线和平面点到特征平面之间的重投影误差方程,使用非线性优化的方法使其重投影误差最小,求解出相应的雷达帧间位姿变化量。

在 ICRA 上 Zhang 等^[9]提出的 VLOAM 是经典的视觉激光融合的 SLAM 系统框架,其融合 3D 激光雷达、相机和 IMU 的数据建立一个数据处理框架,实时估计自身运动以及建立一个对应运动环境的地图。实现高频率、低延迟的自我运动估计,以及密集、准确的 3D 地图生成。

Hector SLAM^[10]利用高斯牛顿法对 scan-matching 问题进行求解,利用已经建立的环境地图对激光束点阵进行优化,估计出激光扫描点在地图中的位置表示以及占据网络的概率,由此估计出激光扫描点映射到已建立地图的刚体变换,为了避免优化过程中出现局部最优,地图使用多分辨率进行匹配。

LeGO-LOAM^[11]是在 LOAM 的基础上进行了一系列的优化,首先对雷达点云进行地面分割,去除大量的地面点云以及异常点云,在雷达帧间里程计的求解中采用两步 LM 算法,由于地面在相邻两帧之间基本保持不变,所以利用平面点到特征平面的约束关系,可以计算出相邻两帧之间机器人在竖直方向上的运动,其次以此竖直方

向上的运动量作为第二步的初值,减少优化算法的迭代次数,求解出雷达两帧之间水平维度上的位姿变化量,基于两步 LM 算法,即可得到机器人的 6 自由度位姿变化量。

上述几种算法均为基于激光雷达的多传感器融合 SLAM 算法,其计算精度较高,系统鲁棒性强,但多传感器融合需要同时处理图像信息、机器人的坐标转换^[12]、点云信息以及惯性传感器输出信息,计算量相对较大,计算时间长,算法结构复杂会对处理器的性能提出更高的要求^[13]。

本文根据激光雷达以及惯性器件的优缺点,针对轮式机器人在卫星导航信号不可用环境中的应用,设计提出了一种基于非线性优化的激光雷达/IMU/里程计的紧组合算法对 MEMS IMU 的位置信息可以进行较好的修正与估计,提高惯性系统运动时候的位置精度^[14];并且可以在激光雷达快速运动时候对产生的点云畸变进行有效准确的点云矫正,改善其匹配效率以及匹配速度。通过多传感器之间耦合来提高系统整体的导航定位水平。

1 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法

阐述了紧组合算法的基本框架,运动点云畸变矫正以及基于 MEMS IMU/里程计辅助的雷达帧间里程计,推导 MEMS IMU/里程计预积分算法和激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法的误差方程。

1.1 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法思路

图 1 所示为激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法思路。

1) 激光雷达点云通过点云的数据处理输出分割点云。

2) MEMS IMU/里程计预积分对运动点云进行畸变矫正,矫正后的点云进行点云特征提取以及特征匹配,提高两帧点云之间的特征匹配效率。

3) 在雷达帧间里程计的位姿优化求解时,对 MEMS IMU/里程计预积分的位姿按照时间键值进行线性插值,得到两帧之间的粗略位姿变化量,以此位姿变化量作为优化算法迭代初值,减少优化算法的迭代次数。

4) 后端地图优化中,全局残差方程包括特征点云与后端地图的匹配误差和 MEMS IMU/里程计预积分的误差,利用非线性 LM 优化算法对全局残差方程进行优化求解,使得全局误差最小提高定位精度。

5) 雷达帧间里程计的高频低精度估计位置与后端地图优化的低频高精度估计位置进行信息融合,输出最终的估计位置。

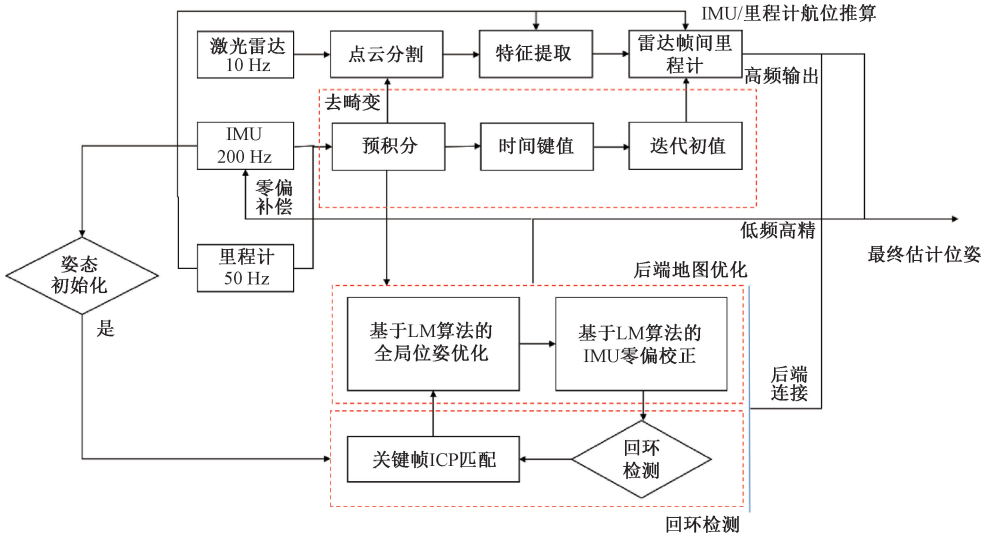


图 1 紧组合算法的基本框架

Fig. 1 Basic idea of the compact combination algorithm

1.2 MEMS IMU/里程计预积分

一般以较快的采集频率采集 MEMS IMU 与里程计输出的载体角速率与速度信息,激光雷达采集外界环境信息频率较慢,对 MEMS IMU 与里程计的高频信息进行预积分处理。根据里程计坐标系的建立模型知,载体机器人的速度在里程计坐标系下的表示为:

$$\mathbf{v}_D^m = [0 \quad v_D \quad 0]^T \quad (1)$$

式中: v_D 为轮式里程计测的前进速度,因为机器人在平面上只有前进方向的速度,故载体机器人车体天向和右向的速度为 0。用载体的姿态信息将速度输出转换到导航坐标系下为:

$$\mathbf{v}_D^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{v}_D^m \quad (2)$$

MEMS IMU/里程计航位推算算法的微分方程为:

$$\dot{\mathbf{P}}_D = \mathbf{v}_D^n \quad (3)$$

$$\dot{\mathbf{C}}_b^n = \mathbf{C}_b^n (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \times) - (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \times) \mathbf{C}_b^n \approx \mathbf{C}_b^n (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \times) \quad (4)$$

航位推算主要误差来源有里程计刻度系数误差 δK_D 、陀螺仪的零偏 $\mathbf{b}_g$ 、里程计坐标系与载体坐标系之间的安装误差角 $\boldsymbol{\alpha}$, 由于光电编码器分辨率较高,所以标定后的刻度系数误差可以忽略,故里程计在导航坐标系下的输出为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{v}}_D^n &= (\mathbf{I} - (\mathbf{b}_{g(k)} \times dt) \times) \mathbf{C}_b^n (\mathbf{I} - \boldsymbol{\alpha} \times) \mathbf{v}_D^m \approx \\ &\mathbf{v}_D^n + \mathbf{v}_D^n \times (\mathbf{b}_{g(k)} \times dt) + \mathbf{C}_b^n (\mathbf{v}_D^m \times) \boldsymbol{\alpha} = \\ &\mathbf{C}_b^n (\mathbf{v}_D^m + \mathbf{v}_D^m \times (\mathbf{b}_{g(k)} \times dt) + (\mathbf{v}_D^m \times) \boldsymbol{\alpha}) \end{aligned} \quad (4)$$

将实际里程计的速度输出代入上一步的航位推算步骤后。则可得 MEMS IMU/里程计预积分算法:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{b(j)}^n &= \mathbf{p}_{b(j-1)}^n + \mathbf{C}_{b(j-1)}^n (\mathbf{v}_D^m + \mathbf{v}_D^m \times (\mathbf{b}_{g(j)} \times dt) + \\ &(\mathbf{v}_D^m \times) \boldsymbol{\alpha}) \times dt = \mathbf{p}_{b(j-1)}^n + \mathbf{C}_{b(j-1)}^n \Delta \mathbf{P}_{b(j)}^{b(j-1)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{b(j)}^n &= \mathbf{C}_{b(j-1)}^n (\mathbf{I} + (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \mathbf{b}_{g(j)} \times) \times (dt \times)) = \\ &\mathbf{C}_{b(j-1)}^n \Delta \mathbf{C}_{b(j)}^{b(j-1)} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b = (\boldsymbol{\omega}_{ib(j)}^b + \boldsymbol{\omega}_{ib(j-1)}^b)/2$ 表示角速率输出中值;
 $\mathbf{v}_D^m = (\mathbf{v}_{D(j)}^m + \mathbf{v}_{D(j-1)}^m)/2$ 表示轮式里程计速度输出中值;
 dt 为采样周期; $\Delta \mathbf{P}_{b(j)}^{b(j-1)}$ 与 $\Delta \mathbf{C}_{b(j)}^{b(j-1)}$ 分别表示两帧之间的位置和姿态的预积分。

1.3 点云畸变矫正

点云畸变产生原因是激光雷达采集数据的过程中,载体运动导致一帧点云信息不是在同一时刻采集,从而造成采集点云与真实点云的位置信息发生偏差。如图 2 所示,由于载体运动致使点云产生旋转畸变和平移畸变,导致激光雷达在共享扫描帧坐标系下测量的角度偏差为 $\tilde{\theta}$, 距离偏差为 $\tilde{t}$ 。而通过将 IMU/里程计/激光雷达数据进行融合来减小载体机器人运动过程产生的运动畸变,可通过 IMU 的预积分得到一段时间内的位置与姿态信息来对激光雷达数据进行修正来减小其采集过程中的点云畸变。

点云畸变矫正主要是多传感器数据时间对齐以及线性插值方面^[15]。

首先在 ROS 里订阅激光雷达、IMU 和里程计数据,根据雷达点云的三维空间坐标由坐标三角关系计算出一个数据帧的开始扫描角度 α_s 和终止扫描角度 α_e 。确定该数据帧任意一点所在的扫描角度 α_i , 在数据帧周期 T 确定的情况下通过角度差值确定任意点在该周期内的相对产生时间、扫描起始时间和相对时间后,便可以确定真实的点云产生时间。

其次根据 IMU/里程计航位推算得到载体高频的位姿信息,并将其与时间戳信息存入航位推算状态容器中。

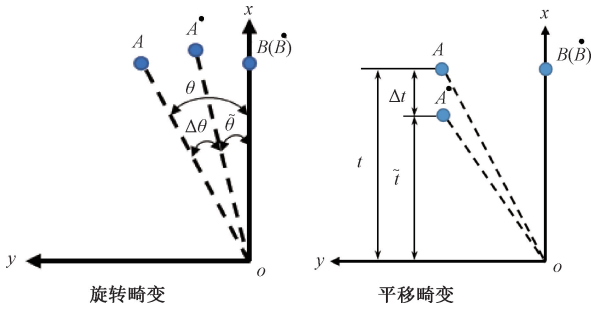


图2 点云畸变

Fig. 2 Point cloud distortion

最后利用每个激光点云的时间键值找到航位推算容器相对应的 MEMS IMU/里程计的位姿信息。为了每一个点云都能找到与其时间相同的位姿信息进行畸变修正,利用 MEMS IMU/里程计航位推算系统的高频位姿信息对激光点云进行线性插值,具体多传感器信息融合线性插值如图 3 所示。

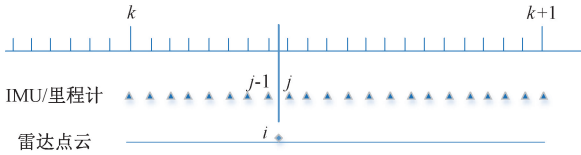


图3 点云矫正线性插值

Fig. 3 Point cloud distortion correction process

通过点云数据帧开始扫描时间以及点云水平角度可以得到数据帧的每个点云时间戳信息,点云的时间键值与 IMU/里程计航位推算状态容器最末状态作为自身状态;如果当前点云键值小于航位推算某个状态时间戳,则根据时间信息进行线性插值,如下激光扫描帧中第 i 个点云的时间键值小于航位推算状态容器中第 j 个状态的时间戳,相当于该点云的位姿状态是航位推算状态容器中第 $j-1$ 个状态和第 j 个状态之间。记录第一个扫描点云的位姿信息为激光雷达扫描初始时刻位姿,方便后续两帧点云的特征匹配。

至此通过多传感器数据帧时间对齐以及点云数据线性插值等工作,得到了激光点云在世界坐标系下的坐标,结合扫描开始时刻的位姿信息即可得到矫正后的点云在扫描开始时刻的坐标信息。

1.4 紧组合算法误差方程

对于激光雷达/MEMS IMU/里程计的紧组合算法,待优化的状态变量为 X 为:

$$X = \{C_{b(k)}^n, p_{b(k)}^n, b_{g(k)}, \alpha_{(k)}\} \quad (6)$$

式中: $C_{b(k)}^n$ 表示 k 时刻机器人在世界坐标系下的姿态; $p_{b(k)}^n$ 表示 k 时刻机器人在世界坐标系下的位置; $b_{g(k)}$ 、 $\alpha_{(k)}$ 分别表示 k 时刻多传感器联合优化的陀螺仪零偏和

安装角误差。激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法的最小化误差方程为:

$$X^* = \arg \min_X \left(\sum_n E_{proj}(k, i) + \sum_n E_{DR}(k-1, k) \right) \quad (7)$$

特征点与地图匹配的投影误差为:

$$\sum_n E_{proj}(k, i) = D(X_{(k,i)}^w, map) =$$

$$D(G(X_{(k,i)}^T, T_{(k,i)}^w), map) = D(RX_{(k,i)}^T + t, map) \quad (8)$$

式中: $D(\cdot)$ 表示特征点云与地图匹配的误差函数; $G(\cdot)$ 表示特征点云的坐标转换函数。航位推算系统的误差方程 $E_{DR}(k-1, k)$ 为:

$$E_{DR}(k-1, k) = ([e_R^T \ e_P^T] \begin{matrix} \Omega \\ DR \end{matrix} [e_R^T \ e_P^T]^T + [e_{b_g}^T \ e_{\alpha}^T] \begin{matrix} \Omega \\ b \end{matrix} [e_{b_g}^T \ e_{\alpha}^T]^T) \quad (9)$$

式中: e_{b_g} 、 e_{α} 、 e_R 、 e_P 分别表示陀螺仪零偏、安装误差角、姿态角以及位置的误差; $\begin{matrix} \Omega \\ DR \end{matrix}$ 表示航位推算系统的误差信

息矩阵; $\begin{matrix} \Omega \\ b \end{matrix}$ 表示安装误差角和陀螺仪零偏的误差信息矩阵。由于在短时间内机器人的位姿变化较小,所以在式(5)的基础上引入一阶线性展开来调整状态量:

$$P_{b(j)}^n = P_{b(j-1)}^n + C_{b(j-1)}^n (\Delta P_{b(j)}^{b(j-1)} + J_{\Delta p}^{b_g} b_{g(j)} + J_{\Delta p}^{\alpha} \alpha_{(j)})$$

$$C_{b(j)}^n = C_{b(j-1)}^n \text{Exp}(J_{\Delta p}^{b_g} b_{g(j)}) \Delta C_{b(j)}^{b(j-1)} \quad (10)$$

式中: $J_{\Delta p}^{b_g}$ 、 $J_{\Delta p}^{\alpha}$ 表示位置增量对陀螺仪零偏和安装误差角的雅可比矩阵; $J_{\Delta p}^{b_g}$ 表示旋转增量对陀螺仪零偏的雅可比矩阵。可得:

$$e_p = C_{b(j)}^{b(j-1)} (p_{b(j)}^n - p_{b(j-1)}^n) - (\Delta P_{b(j)}^{b(j-1)} + J_{\Delta p}^{b_g} b_{g(j)} + J_{\Delta p}^{\alpha} \alpha_{(j)})$$

$$e_R = \text{Log}(\Delta C_{b(j)}^{b(j-1)} \text{Exp}(J_{\Delta p}^{b_g} b_{g(j)})^T C_{b(j-1)}^n C_{b(j)}^n)$$

$$e_{b_g} = b_{g(j)} - b_{g(j-1)}$$

$$e_{\alpha} = \text{Log}(\text{Exp}(\alpha_{(j)})^T \text{Exp}(\alpha_{(j-1)})) \quad (11)$$

其中, $\text{Exp}(\cdot)$ 表示旋转矢量到旋转矩阵的变换函数; $\text{Log}(\cdot)$ 表示旋转矩阵到旋转矢量的变换函数。

1.5 改进的雷达帧间里程计

改进的雷达帧间里程计在原有的激光雷达基础上增加了里程计与 IMU, 首先利用 MEMS IMU/里程计航位推算可以粗略的计算出两帧点云之间位姿变化量, 包括旋转增量 ΔC 以及平移增量 ΔP , MEMS IMU 在两帧之间的累积误差远远小于激光雷达的匹配误差, 故可以将这个粗略的位姿增量作为雷达帧间里程计优化的迭代初值, 从而能够减小迭代次数, 使算法效率提高。

在雷达点云数据点云匹配并构建运动约束方程后考虑到 IMU/里程计航位推算系统数据输出频率较高, 且

IMU 在短时间内精度较高,所以利用 IMU/里程计短时间内的预积分值作为雷达帧间里程计的优化初值,如式(12)所示。

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_{b(j)}^n &= \mathbf{p}_{b(j-1)}^n + \mathbf{C}_{b(j-1)}^n (\mathbf{v}_D^m + \mathbf{v}_D^m \times (\mathbf{b}_{g(j)} dt) + \\ & (\mathbf{v}_D^m \times) \boldsymbol{\alpha}) \times dt \\ \mathbf{C}_{b(j)}^n &= \mathbf{C}_{b(j-1)}^n (\mathbf{I} + (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \mathbf{b}_{g(j)}) \times (dt \times)) \\ \Delta \mathbf{C}_{b(k+1,k)}^n &= \mathbf{C}_{b(k+1)}^n (\mathbf{C}_{b(k)}^n)^{-1} \\ \Delta \mathbf{P}_{b(k+1,k)}^n &= \mathbf{P}_{b(k+1)}^n - \mathbf{P}_{b(k)}^n \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $\Delta \mathbf{C}_{b(k+1,k)}^n$ 代表前后两帧之间姿态变化初值; $\Delta \mathbf{P}_{b(k+1,k)}^n$ 代表前后两帧之间位置变化初值。之后将它们代入优化算法两步 LM 中求解载体位姿量,由于迭代初值不为 0,是一个由传感器得到一个相对准确的初值开始优化,故能够减少算法迭代次数。

2 实验验证

2.1 平台搭建

1) 硬件平台

本文硬件实验平台采用基于 ROS 的轮式机器人小车的实验平台,小车为四轮结构,前面两轮驱动小车前进以及用前轮差速进行转向,后面两轮起支撑作用,其中轮式里程计安装在前驱动轮上用于测量小车前进的速度,控制器采用 I7 工控机,底层驱动与主控制器之间通过串口通信,驱动板主要用 STM32 进行控制,负责轮式里程计输出数据采集以及驱动电机的闭环控制,主控部分与驱动部分相互分离,单独行动,整体结构如图 4 所示。



图 4 小车系统整体结构

Fig. 4 Overall structure of the trolley system

2) 软件平台

主控制器操作系统为 Ubuntu16.04 系统,在 Ubuntu 系统下安装 ROS 平台,本文中紧组合算法都是依托 ROS

平台编写和运行,Shan 等^[11]在 LOAM 的基础上提出以激光为主的 LEGO-LOAM 框架算法,其代码可读性好,本次紧组合算法实验程序是在 ROS 平台基于 LEGO-LOAM 框架代码开发的。

2.2 改进的雷达帧间里程计实验验证

为了验证基于 MEMS IMU/里程计辅助的雷达帧间里程计算法的可行性,设计仿真实验,通过点云 horse 数据集,对点云进行平移和旋转,之后每次实验进行小幅度的位姿变化,参考了 IMU 在多个雷达扫描周期可能产生的姿态与位置误差,所以给旋转平移量加上此误差。最后在仿真实验中迭代初值加入旋转和平移误差,记录迭代误差在一定阈值的算法迭代次数,将对照组迭代初值设 0 进行对比,并记录其迭代次数。总共设计了 5 组实验,仿真参数相比于第一组平移幅度,旋转幅度依次变大,不同的旋转和平移幅度对应的仿真实验结果如表 1 所示,图 5 所示为 horse 数据集旋转和平移后的点云集合,图 6 所示为 horse 数据集特征匹配后的点云集合。

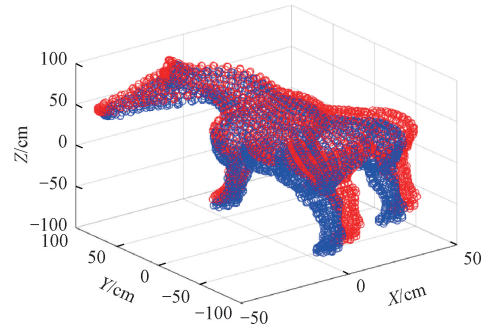


图 5 旋转和平移后的点云集合

Fig. 5 Point cloud collection after rotation and translation

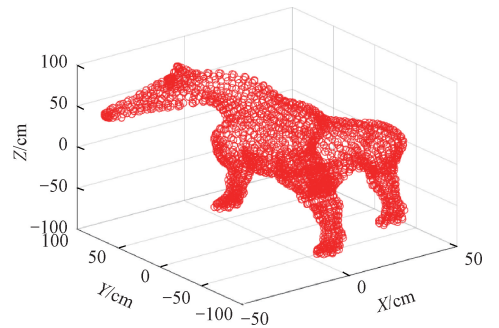


图 6 特征匹配后的点云集合

Fig. 6 Point cloud collection after rotation and translation

通过仿真实验结果可以看出,在 5 组不同的旋转和平移幅度情况下,基于 MEMS IMU/里程计辅助的雷达帧间里程计算法迭代次数明显小于传统的雷达帧间里程计算法迭代次数。

表 1 不同的旋转和平移幅度仿真结果统计

Table 1 Statistics of simulation results of different rotation and translation amplitudes

实验序号	1	2	3	4	5
旋转/(°)	0.5	5.0	10.0	15.0	20.0
平移/m	[0.3,0.15,0.04]	[0.4,0.2,0.06]	[0.5,0.25,0.08]	[0.6,0.3,0.1]	[0.7,0.35,0.12]
旋转初值/(°)	0.3	3.0	5.0	10.0	15.0
平移初值/m	[0.14,0.10,0.01]	[0.2,0.1,0.03]	[0.3,0.15,0.03]	[0.4,0.2,0.08]	[0.5,0.25,0.10]
传统算法/次	3	6	12	9	12
本文算法/次	2	3	7	6	6

2.3 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法实验验证

针对 GPS 信号不足的一些应用场景,设计出室内实验、室外开环实验以及室外闭环实验。在不同场景下运行 ALOAM 算法、LEGO-LOAM 框架算法以及本文激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法,运行期间记录激光雷达点云数据、里程计数据、MEMS IMU 数据以及差分 GPS 数据,保存为 .bag 文件。最后将 .bag 包分别用于各种 SLAM 算法,验证各自定位精度,在室内场景使用手动实验轨迹作为真实轨迹;在室外场景使用差分 GPS 作为真值输出小车行驶的标准轨迹来验证激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法的有效性。

1) 室内实验

实验地点:西北工业大学航海学院一楼大厅。

实验过程:图 7 所示为小车实际的运动轨迹,室内闭环实验手动控制小车从以 0.5 m/s 的速度从起始点出发经过 4 次直行、3 次拐弯后返回,总长度 28 m。室内开环实验手动控制小车从以 0.5 m/s 的速度从起始点出发经过两次直行、一次拐弯后返回,总长度 14 m。

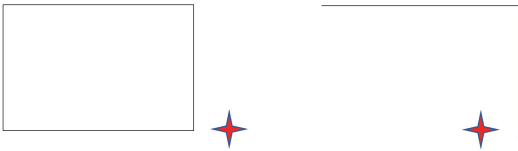


图 7 实验轨迹示意图

Fig. 7 Schematic diagram of experimental track

图 8 所示为几种算法的轨迹图对比,在室内闭环实验中,可以看出本文算法在这 3 种中效果最好,ALOAM、LEGO-LOAM 算法在转弯处存在较大定位偏差,算法轨迹也发生较大偏移,而总体上来说本文算法在转弯处可以对运动点云进行有效矫正,提高点云匹配效率,以及在后端地图优化中加入 IMU/里程计运动约束,总体运动轨迹整体上定位误差较小且不发生明显偏移,效果较好。

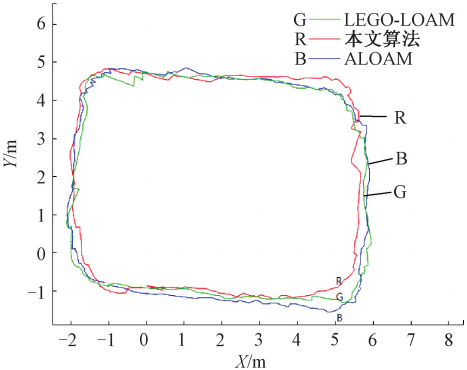


图 8 室内闭环轨迹对比

Fig. 8 Comparison of indoor closed-loop trajectories

在室内开环实验中,为了定量的分析 3 种 SLAM 算法定位精度,通过判断实验轨迹和预定轨迹的终点误差来评判各定位算法的性能优劣。3 种算法开环实验终点误差如表 2 所示,由表 2 可以看出,本文终点误差均值最小,为 0.153 m,算法的终点误差为 0.110~0.178 m,占总里程的 0.78%~1.20%。由于引入多传感器融合,与另外两种激光 SLAM 算法相比,能够保持较好的定位精度。

表 2 3 种算法开环实验终点误差

Table 2 The endpoint error of the three algorithms

组序	open-loop experiment			m
	A-LOAM 算法	LEGO-LOAM	本文 SLAM 算法	
第 1 组	1.202	0.351	0.178	
第 2 组	1.510	0.378	0.110	
第 3 组	1.304	0.405	0.172	
终点误差均值	1.338	0.378	0.153	

2) 室外开环实验

实验地点:西北工业大学航海实验大楼沿线。

实验过程:遥控导航小车从航海学院水池门口开始出发,沿着卫星图中箭头经过 3 次直行、两次转弯,并以

小车控制速度 0.5 m/s 行驶 470 m 后到达终点,差分 GPS 值作为实验参考值。

图 9 所示为小车行驶轨迹的卫星路线。图 10 所示为激光 SLAM 三维重建的点云地图。图 11 所示为室外开环实验轨迹对比,包括各个算法轨迹与 GPS 真实轨迹。图 12 所示为各个算法室外开环误差对比,表示 ALOAM、LEGO-LOAM 以及本文算法在实际行驶过程中误差变化。表 3 为室外 3 种 SLAM 算法开环实验误差。



图 9 卫星路线
Fig. 9 Satellite road map

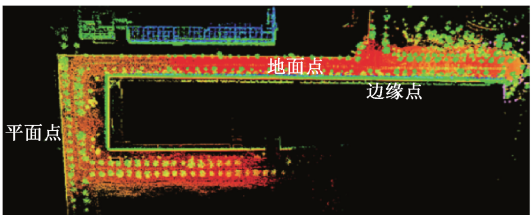


图 10 激光三维点云地图
Fig. 10 Laser 3D point cloud map

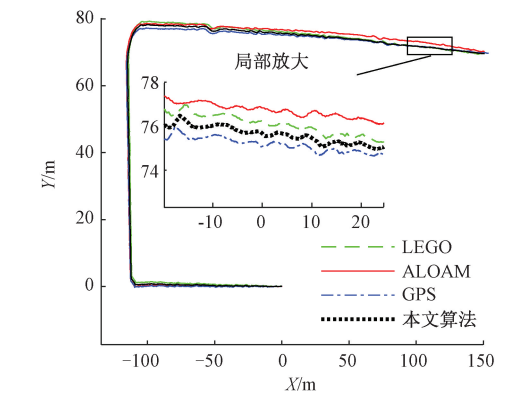


图 11 室外开环轨迹对比
Fig. 11 Comparison of outdoor open-loop trajectories

由图 12 与表 3 可知,在室外开环小车行驶 1 200 s 到达终点的情况下,本文算法的位置误差明显小于另外两者算法。以终点误差为例,A-LOAM 算法终点误差为 2.736 m,LEGO-LOAM 算法终点误差 2.310 m,而本文

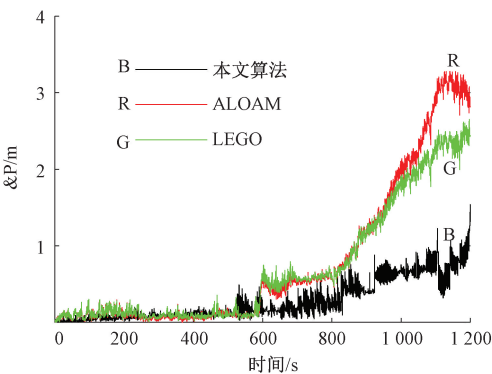


图 12 室外开环误差对比
Fig. 12 Outdoor open loop error comparison

表 3 室外 3 种 SLAM 算法开环实验误差
Table 3 Open loop experimental errors of three slam algorithms

定位误差类型	A-LOAM 算法	LEGO-LOAM	本文 SLAM 算法
定位误差均值/m	1.390	0.905	0.681
总里程占比/%	0.29	0.19	0.15
定位终点误差/m	2.736	2.310	1.230
总里程占比/%	0.58	0.49	0.26

SLAM 算法终点误差仅为 1.230 m,总里程占比仅为 0.26%。ALOAM 算法和 LEGO-LOAM 算法其定位误差均值占总里程百分比分别为 0.29%、0.19%,由于引入了里程计、MEMS IMU 做信息融合,本文 SLAM 算法的定位误差均值总里程占比为 0.15%,定位误差均值比 A-LOAM 与 LEGO-LOAM 定位误差均值分别减小 51.01%和 24.75%。

3) 室外闭环试验

实验地点:西北工业大学长安校区计算机学院沿线。
实验过程:遥控导航小车从图示红星位置开始出发,沿着卫星图中红线方向以速度 0.25 m/s 行驶 520 m 后回到起点位置,差分 GPS 值作为实验参考值。

图 13 所示为小车行驶轨迹的卫星路线。图 14 所示为激光 SLAM 三维重建的点云地图,图中红色点为点云分割地面点,绿色点为点云中边缘特征点,黄色点为平面特征点。图 15 所示为室外闭环实验轨迹对比,包括各个算法轨迹与 GPS 真实轨迹。图 16 所示为各个算法室外闭环误差对比图,表示 ALOAM、LEGO-LOAM 以及本文算法在实际行驶过程中误差变化。表 4 为室外 3 种 SLAM 算法闭环实验误差。

由图 16 与表 4 可知,在长距离、复杂环境的室外闭环环境、小车行驶 2 100 s 到达终点的情况下,其中 ALOAM 算法定位误差均值为 3.725 m,累积误差约占行



图 13 室外闭环轨迹示意图

Fig. 13 Schematic diagram of outdoor closed-loop trajectory

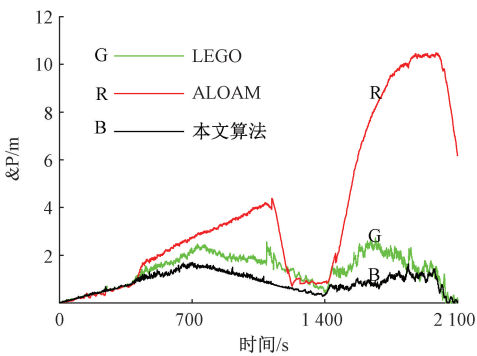


图 16 室外闭环误差对比

Fig. 16 Comparison of outdoor closed-loop error

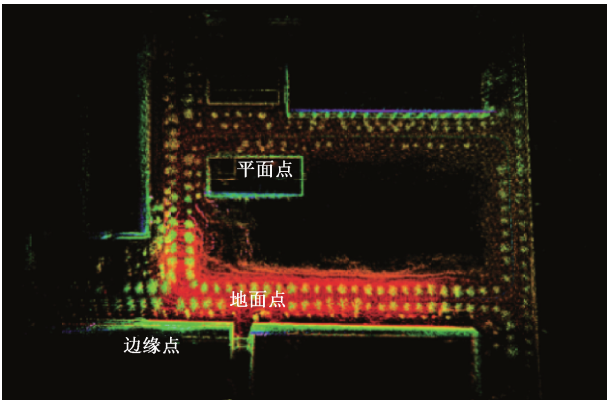


图 14 室外闭环实验激光地图

Fig. 14 Outdoor closed-loop experimental laser map

表 4 室外 3 种 SLAM 算法闭环实验误差

Table 4 Error of outdoor closed-loop experiment

定位误差类型	A-LOAM 算法	LEGO-LOAM	本文算法
定位误差均值/m	3.725	1.820	0.558
总里程占比/%	0.72	0.35	0.10
定位误差标准差/m	1.598	0.712	0.362
总里程占比/%	0.31	0.14	0.07

3 结 论

本文将激光导航算法与惯性导航算法相结合,提出了一种非线性优化的激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法,通过 MEMS IMU/里程计数据的预积分,对激光雷达的运动产生的畸变点云进行矫正,提高两帧点云之间的特征匹配效率;根据预积分进行线性插值,得到粗略的位姿变化量作为优化算法迭代初值,减少优化算法的迭代次数;设计室内闭环实验、室外开环实验、室外闭环实验验证紧组合算法。经过实验验证,无论是室内还是室外、开环还是闭环,该算法都可以提高导航系统在无 GPS 信号时候的导航定位精度,具有很好的应用价值与使用前景,但是由于实验条件和时间的限制,本文研究的深度和广度仍有不足,有待后续研究学者进行改进与完善。在一些几何特征稀疏场景,如荒野、大型广场等,由于实验条件限制,未在这种环境进行测试。对于长时间导航过程中,紧组合算法在垂直方向上仍然存在定位漂移,考虑在非线性优化时加入高度计测量真值,减小算法在垂直方向上的累积误差。

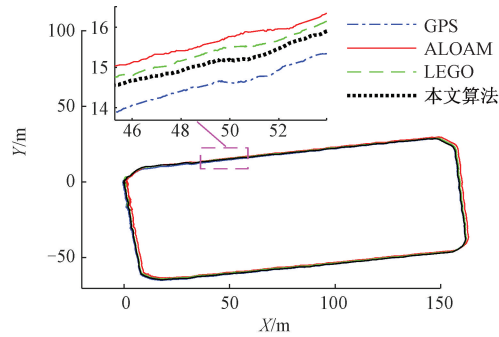


图 15 室外闭环轨迹对比

Fig. 15 Comparison of outdoor closed-loop trajectory

驶总里程的 0.72%,而由于存在着回环检测功能,LEGO-LOAM 和本文 SLAM 算法依然保持着较高的定位精度,LEGO-LOAM 算法定位误差均值为 1.820 m,误差均值约占行驶总里程的 0.35%,激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合算法定位误差均值为 0.558 m,占行驶总里程的 0.10%。本文算法相对于 ALOAM 与 LEGO-LOAM 算法定位误差均值分别减小 85.02%和 69.34%。

参考文献

- [1] HANAFI D, ABUEEJELA Y M, ZAKARIA M F. Wall follower autonomous robot development applying fuzzy incremental controller [J]. Intelligent Control and Automation, 2013, 4(1), DOI: 10.4236/ica.2013.41003.
- [2] ZHANG S, XIAO L, NIE Y, et al. Lidar odometry and mapping based on two-stage feature extraction [C]. 39th Chinese Control Conference (CCC), 2020.
- [3] 王晶, 刘强. MEMS 传感器误差建模技术研究 [J]. 自动化技术与应用, 2021, 40(5): 133-136, 178.
WANG J, LIU Q. Research on MEMS sensor error modeling technology [J]. Instrumentation and Measurement, 2021, 40(5): 133-136, 178.
- [4] ALISMAIL H, BAKER L D, BROWNING B. Continuous trajectory estimation for 3D SLAM from actuated lidar [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2014.
- [5] 李群生, 赵剡, 王进达. 一种适用于高动态强干扰环境的视觉辅助微机械捷联惯性导航系统/全球定位系统超紧组合导航系统 [J]. 兵工学报, 2019, 40(11): 2241-2249.
LI Q SH, ZHAO Y, WANG J D. A vision aided MEMS-SINS/GPS ultra-tight coupled navigation. system suitable for high dynamic and strong interference environment [J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(11): 2241-2249.
- [6] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time lidar odometry and mapping [J]. Autonomous Robots, 2017, 41(2): 401-416.
- [7] 孙曼晖, 杨绍武, 易晓东, 等. 基于 GIS 和 SLAM 的机器人大范围环境自主导航 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 586-592.
SUN M H, YANG SH W, YI X D, et al. Autonomous navigation of robot in large-scale environments based on GIS and SLAM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(3): 586-592.
- [8] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems Conference, 2014.
- [9] ZHANG J, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: Low-drift, robust, and fast [C]. IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2015.
- [10] JIANG W C. Implementation of odometry with EKF in hector SLAM methods [J]. International Journal of Automation & Smart Technology, 2018, 8(1): 9-18.
- [11] SHAN T, ENLOT B. LEGO-LOAM: Lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain [C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2018.
- [12] WU Y, DING Z. Research on laser navigation mapping and path planning of tracked mobile robot based on hector SLAM [C]. 2018 International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences, IEEE Computer Society, 2018.
- [13] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular slam system [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [14] 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, 42(9): 13-27.
ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Overview of 3D Lidar SLAM algorithms [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.
- [15] 王雪, 李登峰, 黄杉杉, 等. 激光雷达运动畸变去除的算法设计 [J]. 自动化仪表, 2021, 42(5): 89-91.
WANG X, LI D F, HUANG SH SH, et al. Design of algorithm for removal of lidar motion distortion [J]. Process Automation Instrumentation, 2021, 42(5): 89-91.

作者简介



张福斌(通信作者), 1995 年于西北工业大学获得学士学位, 2008 年于西北工业大学获得博士学位, 现为西北工业大学教授, 主要研究载体导航定位技术。

E-mail: zhangfubin@nwpu.edu.cn

Zhang Fubin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 1995, and Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2008. He is currently a professor at Northwestern Polytechnical

University. His main research interests include carrier navigation and positioning technology.



王凯,2020 年于中国矿业大学获得学士学位,现为西北工业大学硕士,主要研究方向为多传感器融合 SLAM。

E-mail:1946001745@qq.com

Wang Kai received his B.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2020. He is currently a M.Sc. candidate at Northwestern Polytechnic University. His main research interests include multi-sensor fusion SLAM.



廖伟飞,2018 年于长安大学获得学士学位,2021 年于西北工业大学获得硕士学位,现为中国飞行试验研究院技术中心人员,主要研究方向为机载导航系统试验研究。

E-mail:ctps0175@outlook.com

Liao Weifei received his B.Sc. degree from Chang'an University in 2018 and M.Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2021. He is currently a staff member at the Technology Center of China Flight Test Establishment. His main research interests include airborne navigation system test.



孙成浩,2019 年于长安大学获得学士学位,2022 年于西北工业大学获得硕士学位,主要研究方向为多传感器融合 SLAM。

E-mail:1046026154@qq.com

Sun Chenghao received his B.Sc. degree from Chang'an University in 2019, and M.Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2022. His main research interests include multi-sensor fusion SLAM.