· 48 ·

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2205747

多传感器融合的移动机器人室外激光 SLAM 算法优化与系统实现*

余联想1 郑明魁1,2 欧文君2 王占宝1

(1. 福州大学先进制造学院 泉州 362200;2. 福州大学物理与信息工程学院 福州 350108)

摘 要:针对移动机器人室外环境开阔场景大范围建图时,激光雷达里程计位姿计算不准确从而导致 SLAM 算法精度下降等问题,设计了一种基于多传感器融合的 SLAM 优化算法。算法上,通过前端里程计优化提升 SLAM 算法的可靠性,将适用于室外的 GNSS 等传感器信息与激光里程计融合,在技术上实现了扩展卡尔曼滤波的轻量化并将其嵌入于 LOAM 算法架构中,在尽可能不增加资源负担的情况下对前端里程计进行改进;在优化算法基础上,搭建了实际移动机器人平台并移植算法,实现了可供参考的多传感器融合硬件方案与扩展卡尔曼滤波在实际工程中处理多传感器数据的方法。真实场景下的实验结果表明,在增加了里程计运算量后算法仍能稳定保持 10 Hz 的室外建图,在复杂开阔环境与低成本条件下具有可靠性与可行性。 关键词:移动机器人;激光 SLAM;多传感器融合;LOAM

中图分类号: TP242; TN958.98 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40; 510.70; 510.80

Optimization and system implement of outdoor lidar SLAM algorithm for mobile robots based on multi-sensor fusion

Yu Lianxiang¹ Zheng Mingkui^{1,2} Ou Wenjun² Wang Zhanbao¹

(1. School of Advanced Manufacturing, Fuzhou University, Quanzhou 362200, China;2. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Aiming at the problem that the inaccurate pose calculation of the lidar odometry when mobile robots build the map in the outdoor open environment, which will make the accuracy of the simultaneous SLAM algorithm drops, an optimized SLAM algorithm based on multi-sensor fusion is designed. In terms of algorithm, the reliability of the SLAM algorithm is improved by optimizing the front-end odometry, the data of the lidar odometry is integrated with the data of several sensors which are suitable for outdoor use, such as GNSS, we achieve the lightweight of the extended Kalman filter and embed it in the LOAM algorithm technically, and improve the lidar odometry without increasing computing resource as much as possible. Based on the optimization algorithm, an actual mobile robot platform is built and the algorithm has been transplanted on it, the hardware solution of multi-sensor fusion and the method of processing extended Kalman filter in practical engineering are realized. The experimental results in real scenes show that the algorithm can be stably maintained at 10 Hz outdoor mapping after increasing the odometry calculation, and it is reliable and feasible in complex open environment and low-cost conditions in real scenes.

Keywords: mobile robots; lidar SLAM; multi-sensor fusion; LOAM

0 引 言

同步定位与建图算法(simultaneous localization and mapping, SLAM)是指移动机器人在未知环境下通过收

集各传感器数据进行自主同步定位与建图的技术^[1],为 了实现无人驾驶领域的导航、路径规划、目标跟踪等目 标,SLAM 技术是必须的,其为移动机器人的智能化提供 了先决条件。

SLAM 算法中的主要传感器大致可分为相机与激光

收稿日期: 2022-08-12 Received Date: 2022-08-12

^{*}基金项目:福建省自然科学基金计划(2020J01466)、中国福建光电信息科学与技术创新实验室(闽都创新实验室)项目(2021ZR151)、国家自 然科学基金(61902071)、2020年福建省高等学校科技创新团队(产业化专项)项目资助

雷达两种,分别代表了视觉 SLAM 与激光 SLAM^[2]。视觉 SLAM 应用场景丰富,成本低,可提取语义信息,但受光 线等环境因素影响较大,且运算复杂,累计误差也较 大^[3]。激光 SLAM 技术成熟,能生成可用于路径规划的 地图,且由于激光雷达几乎可以不受光线或天气影响直 接获取环境的结构信息^[4],因此在 SLAM 算法中有着更 高的精度,但激光 SLAM 也存在缺乏语义信息的缺点^[5], 同时激光雷达在室外作业时,由于激光损耗率和分辨率 较低等因素的影响^[6],在探测远距离物体或复杂场景时 会对激光里程计的计算产生干扰,影响计算的准确度,从 而导致激光 SLAM 算法在室外的表现普遍不如室内^[7]。

以 LOAM^[8] 为代表的激光 SLAM 算法将 SLAM 问题 分为两部分:前端里程计与后端建图。前端里程计进行 高频率但低精度的激光里程计计算,用以输出移动机器 人在当前点云帧的位姿变换,并且提供补偿运动失真后 的点云给后端建图模块;后端建图模块则以低频率但高 精度地将点云配准至全局地图,从而生成最后的点云地 图。LOAM 算法及许多变体都得以在室内外场景建图中 得到应用^[9]。但是由于激光雷达的特性与算法本身的架 构,在室外建图时若只使用激光雷达往往会导致前端里 程计计算误差增大从而导致建图精度下降^[10],因此若能 使用适用于室外的传感器进行辅助矫正,对算法的普适 性与稳定性提升有重要意义。

针对室外建图时激光 SLAM 算法精度不足等问题, 本文提出了基于多传感器融合的算法优化方案,主要研 究内容包括:

1)本文以 LOAM 算法为基础,在不使用 IMU 传感 器提供高精度三维相对位置信息的前提下,采用 GNSS 信息、激光雷达里程计、轮式里程计进行扩展卡尔曼滤波 数据融合,在室外建图时提供高精度融合里程计信息,提 升了后端建图精度,完成了多传感器融合的激光 SLAM 算法。

2)本文在移动机器人平台上进行了实际部署,通过 ROS操作系统进行了算法的实现,并对算法进行了稳定 性与轻量化的调整,在实际场景中进行了实验,验证了本 文算法在低成本平台上的可行性与稳定性。

1 多传感器融合的 LOAM 算法

1.1 多传感器融合的 LOAM 优化算法架构

LOAM(lidar odometry and mapping in real-time)算法 是激光 SLAM 的经典算法之一。LOAM 算法的流程如 图 1 所示,其将移动机器人的激光 SLAM 问题分为 4 部 分:首先获取激光雷达原始点云数据;接着点云注册部分 将点云注册后提取点云中的特征点;接着激光雷达里程 计部分采用基于特征点的 ICP 匹配求出点云的位姿变 换;最后建图部分将点云配准至全局地图,完成点云地图 构建。激光雷达里程计部分解算时高频但低精度,用以 进行比对的特征点较少;而点云地图构建部分则进行低 速率高精度的配准,匹配时使用的特征点数量较多。



Fig. 1 LOAM algorithm structure

本文工作的实现基础为 LOAM 算法的开源变体:A-LOAM 算法,A-LOAM 精简了原始 LOAM 的代码结构,同时算法流程、框架与 LOAM 一致,因此本文采取 A-LOAM 算法作为基础并进行修改从而实现本文多传感器融合激 光 SLAM 的目标。由于两者算法的高度一致性,在后文 统一以 LOAM 指代,不作特殊区分。

本文在 LOAM 算法基础上改进后的算法框架如图 2 所示,其中虚线框内部分为本论文所设计的多传感器融合部分。



Fig. 2 LOAM algorithm structure

在原本的 LOAM 架构中,激光雷达里程计信息通过 Scan to Scan 的方式进行基于特征点的里程计配准,该方 法容易快速积累误差^[11],在室外环境下建图更是容易因 为路面崎岖导致抖动及激光雷达本身特性导致里程计精 度的下降^[12]。因此本文引入了采用 RTK 技术^[13]能进行 厘米级精度的 GNSS 定位设备与移动机器人自带的轮式 里程计进行数据融合。

1.2 激光雷达前端里程计算法

激光雷达里程计的信息由点云配准得到,LOAM 算法先提取点云的特征点,再进行配准。特征点可由计算空间中点集的曲率(curvature)得到。对于点云中的某点 *i*,设*S*为点*i*附近的点集,*X*_(*k,i*)为*i*点在*k*时刻的坐标 值,则可以计算出该点的曲率*c*:

$$c = \frac{1}{|S| \cdot ||X_{(k,i)}||} ||\sum_{j \in S \times j \neq i} (X_{(k,i)} - X_{(k,j)})|| \quad (1)$$

若 c 足够大,则认为该点与周围点差距较大,可以判

定该点为边缘点,反之曲率小判定该点为平面点。当接收到至少两帧点云信息时,将前后两帧点云 $P_k = P_{k-1}$ 投影至 t_k 时间戳上进行比较。设 P_{k-1} 投影到 t_k 的点云为 $\overline{P_k}$ 。

对 P_k 进行特征点提取,可以得到平面点 F_k 与边缘点 E_k ,同时,对事先保存在 KD 树中 $\overline{P_k}$ 的特征点进行匹配, 寻找特征点之间的对应关系。如图 3(a)所示,当寻找 P_k 中边缘点*i*到边缘线的对应时,需要寻找点*i*在 $\overline{P_k}$ 中最近 的两个边缘点*m* 和*n*,该两点必须是激光雷达不同线束 上的点才能构成边缘线,而对于平面点*i*,寻找 $\overline{P_k}$ 中最近 的 3 个平面点,方式为在同一激光线束上确定两点1,*m*、 *n*,最后在相邻线束上再找一点从而构成一个平面,如图 3(b)所示。



确定了特征点归属的边缘线或平面后,对于每两帧 点云之间,可以近似认为激光雷达的运动是匀速直线,因 此,求出当前帧点到上一帧边缘线或平面的距离后,结合 之前的位姿变换矩阵,配合 L-M 方法^[14]可以推导得到激 光雷达在两帧间的旋转矩阵与平移矩阵,即可视为移动 机器人的激光雷达里程计信息。

1.3 GNSS 数据处理

本文使用通用横轴墨卡托投影(universal transverse Mercator, UTM)^[15]进行 GNSS 数据处理, UTM 将非均匀 分布的经纬度信息映射到平面直角坐标系中, 对于机器 人定位有着重要的辅助作用,该方法已经被广泛用于多 传感融合 SLAM 算法。

GNSS 消息包含了经纬度与高度信息,其中高度信息 可以直接作为 Z 轴信息,只需用 UTM 算法将经纬度(φ , λ)转换为 UTM 坐标(E,N),如图 4 所示,UTM 采用 WGS84 系统,将地球按 8°的纬度间隔与 6°的经度间隔进 行分区并展开至平面,进行 UTM 投影时,将经纬度投影 先确定所在"格",再投影至唯一坐标。

设地球为沿南北轴,半径 *a* =6 378.137 km 和反扁率 为 1/*f* = 298.257 223 563 的扁球体,以北方向和东方向为 基准划区,引入两个基础参数 *N*₀ = 0 km, *E*₀ = 500 km(只)



Fig. 4 Schematic of UTM segmentation

讨论北半球),本文中取投影比例系数 k₀=0.9996。

首先根据文献[16],依据反扁率等参数计算一些球体投影至平面的前置指标:

$$n = \frac{f}{2 - f}, A = \frac{a}{1 + n} \left(1 + \frac{n^2}{4} + \frac{n^4}{64} + \cdots \right)$$

$$\alpha_1 = \frac{1}{2}n - \frac{2}{3}n^2 + \frac{5}{16}n^3, \alpha_2 = \frac{13}{48}n^2 - \frac{3}{5}n^3, \alpha_3 = \frac{61}{240}n^3$$

$$\beta_1 = \frac{1}{2}n - \frac{2}{3}n^2 + \frac{37}{96}n^3, \beta_2 = \frac{1}{48}n^2 + \frac{1}{15}n^3, \beta_3 = \frac{17}{480}n^3$$

$$\beta T \text{ fit} \text{ Lags 结果的形式, } \text{ dbf} \text{ L} \text{ the fit} \text{ fit}^{[16]}:$$

$$\delta_1 = 2n - \frac{2}{3}n^2 - 2n^3, \delta_2 = \frac{7}{3}n^2 - \frac{8}{5}n^3, \quad \delta_3 = \frac{56}{15}n^3$$

$$t = \sinh\left(\tanh^{-1}(\sin\varphi) - \frac{2\sqrt{n}}{1 + n}\tanh^{-1}\left(\frac{2\sqrt{n}}{1 + n}\sin\varphi\right)\right)$$

$$\xi' = \tan^{-1}\left(\frac{t}{\cos(\lambda - \lambda_0)}\right), \quad \eta' = \tanh^{-1}\left(\frac{\sin(\lambda - \lambda_0)}{\sqrt{1 + t^2}}\right)$$

$$\sigma = 1 + \sum_{j=1}^3 2j\alpha_j \cos(2j\xi') \cosh(2j\eta')$$

$$\tau = \sum_{j=1}^3 2j\alpha_j \sin(2j\xi') \sinh(2j\eta')$$

根据文献[16-18]的优化推理方法,利用中间量简 化后的式(2)~(3)可得投影坐标(*E*,*N*)为:

$$E = E_0 + k_0 A \left(\eta' + \sum_{j=1}^{3} \alpha_j \cos(2j\xi') \sinh(2j\eta') \right) \quad (2)$$
$$N = N_0 + k_0 A \left(\xi' + \sum_{j=1}^{3} \alpha_j \sin(2j\xi') \cosh(2j\eta') \right) \quad (3)$$

1.4 多传感器的扩展卡尔曼滤波融合与轻量化方案

卡尔曼滤波作为实现贝叶斯滤波最优的算法,在机器人学中占有重要地位,已经得到了广泛的证实与应用^[19-20]。本文采用扩展卡尔曼滤波,其在卡尔曼滤波的基础上进行了提升,能处理非线性问题,在实现时通过将非线性函数控制的状态转移概率进行线性化,从而实现多传感器滤波融合。

在扩展卡尔曼滤波中,设机器人的状态向量为 s,预 测分量为 s',测量分量为 w,卡尔曼滤波的目的是为了

得到对机器人状态进行估计后的均值与方差,则从 t-1 时刻由各分量推导 t 时刻的状态分量与其他各分量的扩展卡尔曼滤波更新流程可表示为如算法1 所示。

1:扩展	展卡尔曼滤波算法 $(s_{t-1}, P_{t-1}, u_t, w_t)$
2:	$s_t' = f(u_t, s_{t-1})$
3:	$P_t' = F_t P_{t-1} F_t^{\mathrm{T}} + R_t$
4:	$K_t = P'_t H^{\mathrm{T}}_t (H_t P'_t H^{\mathrm{T}}_t + Q_t)^{-1}$
5:	$s_{t} = s'_{t} + K_{t}(w_{t} - h(s'_{t}))$
6:	$P_t = (I - K_t H_t) P_t'$
7.	return s P

其中状态转移过程和观测过程的非线性函数分别用 f 和 h 表示,用 P 表示状态向量的协方差, F 与 H 分别表示状态转移函数与观测函数的雅可比矩阵, Q、R 分别表示观测与预测过程中高斯白噪声的协方差,之后若获得其他传感器的测量值,则重复 3~5 步,可以得到多个传感器融合时的单独程序流程如算法 2 所示。

1: 传感器融合算法 (s_t^1, w_t^2, P_t^1) 2: $K_t^2 = P_t^1 H_t^T (H_t P_t^1 H_t^T + Q_t)^{-1}$ 3: $s_t^2 = s_t^1 + K_t^2 (w_t^2 - h(s_t^1))$ 4: $P_t^2 = (I - K_t^2 H_t) P_t^1$

相比于卡尔曼滤波,扩展卡尔曼滤波最大的不同在 于采用非线性函数进行预测与观测。但是在传感器方 面,根据前期的实际测试,在传感器更新频率较为稳定的 情况下,采用线性与非线性观测模型对融合后的精度影 响不大,因此出于计算成本与算法稳定性的考虑,决定采 用线性模型更新观测向量。同时,由于 ROS 操作系统传 递消息的结构,本文的扩展卡尔曼滤波器忽略了控制向 量,仅以预测模型与观测模型进行更新,保证了整个系统 的轻量化与稳定度。因此本文实际的滤波程序如算法 3 所示。

1:扩	展卡尔曼滤波算法 $(s_{t-1}, P_{t-1}, u_t, w_t)$
2:	$s_t' = f(s_{t-1})$
3:	$P_t' = F_t P_{t-1} F_t^{\mathrm{T}} + R_t$
4:	$K_t = P'_t H_t^{\mathrm{T}} (H_t P'_t H_t^{\mathrm{T}} + Q_t)^{-1}$
5:	$s_t = s_t' + K_t(w_t - Cs_t')$
6:	$P_t = (I - K_t H_t) P_t'$
7:	return $s_t P_t$

其中 *C* 为观测过程的矩阵,在预测和观测的过程中的噪声都可以认为其具有高斯白噪声的特性。

在求解预测向量*s'*,时,由于*f*是非线性函数,无法通 过闭式解计算置信度,转而尝试估计向量的均值与协方 差,实现方式为:在输入向量*s*,-1的概率分布的均值处使 用线性函数与非线性函数*f*相切,在均值附近即可用卡 尔曼滤波的方式去处理得到预测向量的高斯分布,该方 法的累计误差较小,能稳定应用于前端里程计融合与定 位中。

在低成本算法中进行多里程计的高频率融合时,可 近似认为每次融合之间机器人位姿处于同一平面,可认 为机器人在前后两帧时间内的位姿变换如图 5 所示。





根据图 8,可以推算出机器人位姿向量中各分量的 预测方程如式(4)~(6)所示:

 $x_{t} = x_{t-1} + v_{t-1} \cos(\theta_{z})$ (4)

$$y_t = y_{t-1} + v_{t-1} \sin(\theta_z)$$
 (5)

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \theta_z \tag{6}$$

EKF 利用一阶泰勒展开, 对 θ_z 求偏导, 构造出 f 在 x_{t-1} 处的近似函数, 由此可得到系统的雅可比矩阵, 将雅可比矩阵代入扩展卡尔曼滤波流程中即可得到预测向量 s'_t 。

根据流程,本文依次融合激光里程计、轮式里程计、 GNSS 数据,对前两个里程计数据进行了由绝对位姿转换 为相对位姿的处理,而 GNSS 则作为绝对位姿进行融合, 目的是为了在融合时保证平面内航向计算的准确性又不 丢失 Z 轴的变化信息。

2 基于移动机器人 ROS 操作系统的 SLAM 系统实现

本节在移动机器人上使用工控机,在 Linux 环境下 使用 ROS 操作系统实现了基于 LOAM 算法改进的多传 感器融合室外激光 SLAM 算法。在硬件方面,本文采用 的设备为松灵 Scout2.0 差速底盘机器人、镭神智能 C32 激光雷达、北云科技 A1 和 C1 组合 GNSS 定位板卡。

2.1 基于 ROS 操作系统的 SLAM 整体设计

ROS 操作系统是基于 Linux 内核专用于机器人操作 的系统,其点对点通信方式、直接面对底层接口、以功能 包实现算法等特点让其具备了高度的实用性与适用性。 本文基于各串口与 ROS 节点的通信进行数据处理与传 递,具体实现框架如图 6 所示。





Fig. 6 Hardware framework of the mobile robot

通信接口方面均为标准接口,移动机器人底盘与 GNSS 设备均采用 USB 接口传输数据,激光雷达采用网 线口进行电气接入。

本文在工控机上利用 ROS 功能包与话题通信机制 进行各传感器数据读取与各环节之间的数据交互处理, 扩展卡尔曼滤波环节在收集各位姿估计后经过计算,输 出优化位姿至后端建图,从而实现 SLAM,并用话题广播 三维点云地图实现可视化与输出。

2.2 数据矫正与系统一体化的算法研究

1) 激光雷达数据矫正

激光雷达按一定频率旋转发射激光,并根据一定的 倾角差值对激光束进行排布^[21],在获得原始激光雷达点 云数据后,由于传感器与环境的限制,本身就存在一些异 常点,如图 7 所示,例如开阔场景中过远的激光点有时会 返回不可识别的标识符,同时过近的点也会因为表面反 射无法使用,例如角度较低的激光束打在车身上的点若 采用会造成车辆被误判为障碍物。



图 7 激光雷达有效范围示意图

Fig. 7 Schematic of the effective range of lidar

因此,对于原始点云信息的过滤是有必要的,设k时刻的原始点云为 \tilde{P}_k ,引人 NaN 作为点云中的无效标识

符,则根据点到激光雷达的距离d可以用距离公式(7)筛选出所需点云 P_k :

$$P_{k} = \begin{cases} \widetilde{P}_{k}, d_{\min} < d < d_{\max} \\ NaN, d > d_{\max} \text{ or } d < d_{\min} \end{cases}$$
(7)

2) 信息统一化处理与扩展卡尔曼滤波适配

考虑到传感器的不同特点,在进行扩展卡尔曼滤波 时需要先进行补全处理,例如:轮式里程计只能得到二维 方向上的位姿估计与朝向,GNSS 定位系统只能得到三维 空间中的坐标而缺失朝向信息,因此本文将由传感器直 接或间接得到的机器人位姿信息统一设置为带有朝向的 三维空间向量,设机器人的状态分量为 [*x*,*y*,*z*,*θ_x*,*θ_y*, *θ_z*],缺失的状态分量用 0 补足,目的是为了统一格式以 供扩展卡尔曼滤波进行位姿估计。

由于不同传感器之间的更新速率不同且不可能完全 同步,因此本文以激光雷达的更新频率作为滤波器的更 新时间,当激光雷达里程计数据更新时,若各传感器之间 的时间差值小于阈值则进行扩展卡尔曼滤波融合,若任 意两个传感器的时间差距过大则放弃当前帧的融合,直 接使用激光里程计数据进行后端建图。

3 实验结果与分析

本文的系统主要旨在提供一个低成本、稳定可拓展的融合 SLAM 方案,因此本文测试环境选择开放的场景, 不确定因素更多,环境更复杂,旨在考验系统稳定性。

将融合后的前端里程计采用 LOAM 算法建图,得到 的点云地图效果如图所示,整体上看地图的效果还是不 错,图 8 展示算法在开阔环境下生成较大场景的点云地 图时,细节较为完整,且在运行了一定时间后没有发生明 显的漂移,其中图 8(b)表示在没有陀螺仪提供精确 6DOF 信息的情况下依然能在点云地图中还原现实中的 斜坡特征。



(a) 实际建图场景1 (a) Actual mapping scene1



(b) 实际建图场景2(还原了幅度较小的斜坡特征)(b) Actual mapping scene2(Restored the slighter feature of a slope)

由图 8 生成的点云地图图像可知,本文优化算法在 三维点云地图构建方面表现良好,能基本真实还原实际 场景特征,并且在细节方面表现较好。

与只采用了激光雷达里程计的 LOAM 算法比较,在 建立开阔场景的点云地图时所用的前端里程计在采取了 融合数据之后有了较好的矫正,特别是在机器人启动阶 段与行进一段时间后的位姿漂移问题上有了较好的矫正 效果,具体效果如图 9 所示,图 9(a)为移动机器人的建 图场景,机器人大致沿着马路绕长方体楼栋半周,图 9 (b)为单纯采用激光雷达里程计的轨迹,很明显在启动 阶段与末尾拐弯后发生了较为明显的轨迹漂移,而图 9 (c)为采用了扩展卡尔曼滤波后融合数据的里程计轨 迹,可以看出总体轨迹符合实际场景,而经过了后端优 化,可以在图 9(d)中看到建图轨迹基本与实际线路一 致,证明了融合算法有着良好的矫正效果。

由该场景下的实验结果分析可知,由于室外建图影 响因素较多,激光雷达计算里程计的累计误差比较大,特 别是在转角处漂移明显;在融合了轮式里程计后,用稳定 且高频率的二维平面上的位移、转向信息进行矫正,配合 GNSS 的坐标参考,在机器人经过转角处或运行一段时间 后可以有效提升里程计精度。

在三维方向上,对于 Z 轴的修正可以在实际场景 2 中得到体现。如图 10 所示,图 10(a)为实际建图场景, 移动机器人在总体高度变化较小的露天廊道上活动,而 图 10(b)显示在只采用激光雷达进行里程计计算时,在 Z 轴上发生了较为明显的偏差,实际原因可能是因为数 据采集时路面不平引起的抖动或是在经过了一个小斜坡 后引起的误差,而在融合了 GNSS 信息对 Z 轴上进行绝 对位姿的矫正之后,移动机器人的里程计轨迹如图 10



(a) 实际建图场景1
 与移动机器人路线
 (a) Actual mapping scene
 1 and mobile robot route





(b) 纯激光雷达里程计轨迹

(b) Trajectory of pure lidar odometry

(c) 多传感器融合的里程计轨迹 (c) Trajectory of multi sensor fusion odometry

图 9 实际场景 1 里程计轨迹对比与建图轨迹 Fig. 9 Real scene 1 odometry trajectory comparison and mapping trajectory

(c)所示,准确度有明显提升,图 10(d)中的建图轨迹也 基本与实际路线一致。

由该场景下的实验结果分析可知,当机器人经过斜 坡或发生抖动时,很可能会对激光雷达里程计在 Z 轴方 向上的精度造成致命的影响,因此在引入了 GNSS 信息 进行融合后,利用其绝对位姿分量中的 Z 轴信息可以很 好的进行垂直方向上的异常检测与矫正。

定位效果如图 11 所示,图 11 显示,在定位启动时不 需要手动进行初始定位,可以直接采用 GNSS 信号进行 初始定位,同时在能根据 GNSS 信号确定 Z 轴上的位姿, 能进行简单的 3D 空间定位。

在运行效率方面,本文在尽量不增加缓存占用的前 提下进行建图,目的是接近实时场景构建。在场景较大 时,本文依旧能稳定以 10 Hz 的建图速率进行点云地图 构建,说明增加了融合环节后建图速度相比与原算法几 乎没有减少,同时与 Autoware 自动驾驶框架的 NDT 建图 相比,内存占用率更小,且不会有大幅利用缓存导致建图 存在延迟与时间被大幅拉长的情况,近乎做到了实时定 位与建图。

4 结 论

本文通过将 GNSS、激光雷达里程计和轮式里程计进

图 8 构建实际场景点云地图 Fig. 8 Build point cloud mapping in real scene





(a) 实际建图场景2与移动机器人路线(a) Actual mapping scene 2 and mobile robot route



(c) 采用数据融合的里程计轨迹 (c) Trajectory of multi sensor fusion odometry

(b) Trajectory of pure lidar odometry $\int_{\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \int_{\frac{1}{2}}^{\frac{1}{2}} \int_{\frac$

(b) 纯激光雷达里程计轨迹

 (d) 采用融合里程计的建图轨迹
 (d) Mapping trajectory with multi sensor fusion odometry

图 10 实际场景 2 里程计轨迹对比与建图轨迹 Fig. 10 Real scene 2 odometry trajectory comparison and mapping trajectory



1 Alexandre

 (a) 在场景1中输出定位信息

 (a) Output positioning information in scene 1

 (b) 在场景2中输出定位信息
 (b) Output positioning informationin scene 2

图 11 定位效果示意图 Fig. 11 Schematic of location

行扩展卡尔曼滤波融合,并作为前端里程计输入 LOAM 算法中,实现了多传感器融合建图与三维定位功能。经 过实验认证,采用融合里程计生成的点云地图细节完整, 且定位效果直接高效。本文使用的算法流程可拓展性 强、稳定、低成本且对移动机器人平台负载低,可以将融 合里程计的数据输入其他算法进行建图,只需更改 ROS 系统中的话题与通信频率即可,基于本方案,可以逐渐将 融合后的里程计数据与其他 SLAM 算法相结合,提升建 图效率与准确性,并结合定位可实现自动驾驶功能,发挥 更大的实际引用价值。

参考文献

[1] KAWASE K. Concise derivation of extensive coordinate conversion formulae in the Gauss-Krüger projection [J].

Bulletin of the Geospatial Information Authority of Japan, 2013, 60: 1-6.

- [2] GARIGIPATI B, STROKINA N, GHABCHELOO R.
 Evaluation and comparison of eight popular lidar and visual SLAM algorithms [J]. arXiv preprint arXiv: 2208.02063, 2022.
- [3] 孙龙龙,江明,焦传佳.基于运动矢量的改进视觉 SLAM 算法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(9): 23-31.

SUN L L, JIANG M, JIAO CH J. Improved visual SLAM algorithm based on the motion vector [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(9):23-31.

 [4] 刘今越,唐旭,贾晓辉,等.基于面元的机器人三维激 光雷达室内实时定位和建图方法[J].仪器仪表学报, 2020,41(7):99-106.

LIU J Y, TANG X, JIA X H, et al. Surfel-based indoor real time localization and mapping[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2020,41(7):99-106.

- [5] ZHANG L, WEI L, SHEN P, et al. Semantic SLAM based on object detection and improved octomap [J].
 IEEE Access, 2018, 6: 75545-75559.
- [6] 吴连耀,万旺根.基于超像素分割的实时单目三维重 建[J].电子测量技术,2020,43(11):96-101.
 WU L Y, WAN W G. Real-time monocular 3D reconstruction based on superpixel segmentation [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43 (11): 96-101.
- [7] KACHURKA V, RAULT B, MUÑOZ F I I, et al. WECO-SLAM: Wearable cooperative slam system for real-time indoor localization under challenging conditions [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 5122-5132.
- [8] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]. Robotics: Science and Systems, 2014, 2(9): 1-9.
- [9] JÚNIOR G P C, REZENDE A M C, MIRANDA V R F, et al. EKF-LOAM: An adaptive fusion of LiDAR SLAM with wheel odometry and inertial data for confined spaces with few geometric features [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2022.
- [10] CHANG L, NIU X, LIU T, et al. GNSS/INS/LiDAR-SLAM integrated navigation system based on graph optimization[J]. Remote Sensing, 2019, 11(9): 1009.
- WANG H, WANG C, CHEN C L, et al. F-loam: Fast lidar odometry and mapping [C]. 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2021: 4390-4396.
- [12] PALIERI M, MORRELL B, THAKUR A, et al. Locus:

A multi-sensor lidar-centric solution for high-precision odometry and 3D mapping in real-time [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 6 (2): 421-428.

- [13] HENKEL P, MITTMANN U, IAFRANCESCO M. Realtime kinematic positioning with GPS and GLONASS[C].
 2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2016: 1063-1067.
- [14] DUC-HUNG L, CONG-KHA P, TRANG N T T, et al. Parameter extraction and optimization using Levenberg-Marquardt algorithm [C]. 2012 Fourth International Conference on Communications and Electronics (ICCE). IEEE, 2012: 434-437.
- [15] SETIAWAN A, SEDIYONO E. The use of google maps and universal transverse mercator (UTM) coordinate in land measurement of region in different zone[J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2018, 96(23):8071-8080.
- [16] GUO J C, SHEN W B, NING J S. Development of Lee's exact method for Gauss-Krüger projection [J]. Journal of Geodesy, 2020, 94(6): 1-16.
- KAWASE K. Concise derivation of extensive coordinate conversion formulae in the Gauss-Krüger projection [J].
 Bulletin of the Geospatial Information Authority of Japan, 2013, 60: 1-6.
- [18] KAWASE K. A general formula for calculating meridian arc length and its application to coordinate conversion in the Gauss-Krüger projection [J]. Bulletin of the Geospatial Information Authority of Japan, 2011, 59: 1-13.
- [19] MA J, SUSCA S, BAJRACHARYA M, et al. Robust

multi-sensor, day/night 6-DOF pose estimation for a dynamic legged vehicle in GPS-denied environments[C]. 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2012; 619-626.

- [20] ARSENAULT A, VELINSKY S A, LASKY T A. A lowcost sensor array and test platform for automated roadside mowing[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2010, 16(3): 592-597.
- [21] HE X, PAN S, GAO W, et al. LiDAR-Inertial-GNSS fusion positioning system in urban environment: Local accurate registration and global drift-free [J]. Remote Sensing, 2022, 14(9): 2104.

作者简介



余联想,2020年于福州大学获得学士 学位,现为福州大学硕士研究生,主要研究 方向为移动机器人激光 SLAM。 E-mail; tzhlylx@163.com

Yu Lianxiang received his B. Sc. degree

from Fuzhou University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Fuzhou University. His main research interest includes mobile robot lidar SLAM.



郑明魁(通信作者),2016年于福州大 学获得博士学位,现为福州大学副教授、硕 士生导师,主要研究方向为计算机视觉、点 云与视频编码。

E-mail: zhengmk@ fzu. edu. cn

Zheng Mingkui (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Fuzhou University in 2016. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor in Fuzhou University. His main research interests include computer vision, point cloud and video encoding.