

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312323

基于多传感器的紧耦合三维室内定位与建图*

李春磊¹, 陈久朋^{1,2}, 伞红军^{1,2}, 李曰阳³, 彭真¹

(1. 昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500; 2. 云南省先进装备智能制造技术重点实验室 昆明 650500;
3. 山东农业工程学院机械电子工程学院 济南 250100)

摘要:即时定位与地图构建(SLAM)因其可以解决未知环境中的定位与地图构建问题,广泛应用于移动机器人领域。本文使用雷达、相机、IMU和轮式里程计提出了一种名为3D-MultiFus的SLAM方法。其中雷达-IMU-里程计子系统(Ls)快速构建全局地图的几何结构,通过最小化点到平面误差估计系统位置状态。相机-IMU-轮式里程计子系统(Vs)可剔除被遮挡或深度不连续的特征点,以最小化帧间地图光度误差进一步估计位姿状态,并可实现子图中点云地图的着色渲染。IMU与里程计融合后的数据、雷达系统点到平面误差和相机系统中光度误差以基于误差状态的迭代卡尔曼方式(ESIKF)实现数据紧耦合,从而在保证精度和鲁棒性的同时,实现快速定位与建图。为了验证本文算法的定位与建图精度,布置了室内运动实验场景并将3D-MultiFus算法与相关算法比较。仿真和实验结果表明,3D-MultiFus算法完成一次数据处理需185 ms,在运行效率上优于其他算法。在复杂的室内场景下,长时间运行定位首末位置误差仅0.085 6 m,3D-MultiFus移动机器人的全局地图精度得到了较大的提升,所构建的全局地图具有较好的一致性。证明了所提出算法能够在室内场景中稳健可靠的工作。

关键词:多传感器;紧耦合;三维SLAM;基于误差状态的迭代卡尔曼;效率与精度

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

Tightly coupled 3D indoor SLAM based on multi-sensor

Li Chunlei¹, Chen Jiupeng^{1,2}, San Hongjun^{1,2}, Li Yueyang³, Peng Zhen¹

(1. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
2. Key Laboratory of Advanced Equipment Intelligent Manufacturing Technology of Yunnan Province, Kunming 650500, China;
3. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agriculture and Engineering University, Jinan 250100, China)

Abstract: Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) is widely used in the field of mobile robots since it can solve the problem of localization and mapping in unknown environments. This paper proposes a SLAM method named 3D-MultiFus, utilizing radar, camera, IMU, and wheel odometry. The radar-IMU-odometry subsystem (Ls) rapidly constructs the geometric structure of global map by minimizing point-to-plane errors to estimate the system's positional state. Meanwhile, the camera-IMU-wheel odometry subsystem (Vs) removes occluded or depth-discontinuous feature points to minimize inter-frame map photometric errors, which further estimates the pose state and enables color rendering of the point cloud map within the sub-map. The tightly coupled data resulting from the fusion of IMU and odometry, radar system's point-to-plane errors, and camera system's photometric errors are processed using an error-state-based iterative Kalman filter (ESIKF), ensuring precision and robustness while simultaneously achieving rapid localization and mapping. To validate the localization and mapping accuracy of proposed algorithm, the 3D-MultiFus algorithm was compared with related algorithms based on an established indoor motion experimental scenario. Simulation and experimental results demonstrate that the 3D-MultiFus algorithm completes data processing in 185 ms, outperforming the operational efficiency of other algorithms. The long-term positional error between the initial and final positions is merely 0.085 6 m in complex indoor scenarios, significantly enhancing the global map accuracy of the 3D-MultiFus mobile robot. The constructed global map exhibits excellent consistency, validating the robust and reliable performance of the proposed algorithm in indoor environments.

Keywords: multi-sensor; tight coupling; 3D-SLAM; iteration Kalman based on error state; efficiency and precision

收稿日期: 2023-12-27 Received Date: 2023-12-27

* 基金项目: 云南省基础研究计划-青年基金项目(202301AU070059)资助

0 引言

近年来传感器和处理器的性能逐步增强,实时地图重建和定位技术取得了突飞猛进地发展^[1-2]。即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术可以解决机器人在未知环境中的定位与地图构建问题,但由于未知的环境变化多样,对系统的实时性、鲁棒性和精度要求更高^[3]。现有的很多算法部署在室内机器人上时,面临在缺乏明显特征、低纹理和障碍物复杂的环境下无法达到所需定位建图精度和实时性^[4]。对于二维SLAM,例如Mu等^[5]、刘庆运等^[6]和唐元文等^[7],针对单一传感器在室内构建地图特征识别不充分问题,提出了各种新型的二维融合SLAM算法,但长时间工作稳定性差、实时性差的缺点。利用多传感器融合技术将不同传感器融合研究引起越来越多的关注,例如,雷达与相机融合^[8-10]及超宽带(UWB)融合和惯性传感器(IMU)^[11]技术可以提高建图效果及定位精度。姚建均等^[12]为解决低纹理场景中定位的精度不高的情况,提出点线特征提取匹配策略,并利用视觉惯性融合提高定位精度。Zhang等^[13]提出的V-SLAM,采用视觉、雷达及IMU进行松耦合,利用融合后的视觉惯性里程计作为激光雷达的子系统并为之提供一个可靠的初始值。孙新柱等^[14]针对V-SLAM在室内场景下定位误差偏大等情况,提出了一种基于曼哈顿约束的点线面多重特征视觉SLAM的方法,但处理特征非常耗时。与之类似有文献^[15-16]同样利用视觉惯性及激光雷达,利用了紧耦合的方式将立体视觉-惯性激光里程计和激光雷达进行融合建图,并将融合后的结果与相机构成闭环。叶俊强等^[17]针对在纹理低的场景下提出稀疏直接法对视觉进行增强,但使用单一传感器运行精度难以满足实际需求。周志国等^[18]针对传统3D激光SLAM利用了几何特征造成在动态场景下效果较差的问题,提出利用语义增强SLAM,从而达到建图过程中的定位精度。张福斌等^[19-20]提出了一种多传感器紧耦合导航算法,利用IMU和里程计的预积分结果对激光雷达进行畸变校正。提高了定位建图精度及鲁棒性,但大场景下还是容易造成漂移以及计算量较大。Xu等^[21-22]先后提出了FAST-LIO和FAST-LIO2算法,FAST-LIO算法使用雷达、IMU和里程计进行多传感融合,将雷达特征点与IMU数据紧耦合,并使用反向传播进行了运动补偿。FAST-LIO2使用全局点云进行数据融合,使用IKD-tree存储点云,算法效率大大提升,但是在某一方向缺乏约束时,导致系统精度大幅下降。Zhang等^[23]提出了FAST-LIVO算法,其建立在2个紧耦合的系统上,通过将雷达

及视觉的数据与IMU融合估计系统状态,有效提高算法效率。Lin等^[24]提出了R3LIVE算法,可以实现几何结构构建与地图纹理渲染。通过帧到地图的光度误差融合数据。此算法在状态估计方面有更好的鲁棒性和精度。上述提到的算法实现了多传感器融合,在定位建图精度和系统稳定性都有了一定的提升。在室内场景中面临结构特征差、纹理特征不明显和障碍物复杂等问题,采用雷达或相机为核心进行融合的相关算法,在缺乏某方向的约束时会导致激光雷达定位不准确,在低纹理的场景下相机会发生误匹配及失效。在相机-雷达-IMU-里程计的多传感器融合SLAM算法中,系统复杂计算量大,实时性差等问题,并且在部署时对处理器性能要求高。在提高算法建图精度和鲁棒性时,尽可能优化运行效率提高实时性仍然是需要攻克的方向^[25]。

面对SLAM在应用中的诸多问题,针对室内场景,提出了一种名为3D-MultiFus的多传感器紧耦合三维SLAM算法,本文算法借鉴了目前最前沿的FAST-LIVO和R3LIVE算法框架,并对算法进行了优化。借鉴了FAST-LIVO框架在其LIO子系统增加了回环检测及优化并对IMU的误差进行补偿,针对室内场景的特殊性,借鉴R3LIVE的VIO系统,通过最小化地图点的RGB颜色与当前图像中的测量颜色之间的光度误差来估计当前状态,并且优化了特征点提取和匹配算法,有效剔除了被遮挡和深度不连续的地图特征点。各个传感器的数据通过基于误差状态的迭代卡尔曼方法进行融合,改进算法结构提高算法实时性,并部署在ARM处理器上进行针对性优化,以提高室内机器人定位建图精度和鲁棒性。

1 3D-MultiFus 算法

1.1 3D-MultiFus 多传感紧耦合SLAM系统框架

3D-MultiFus多传感紧耦合SLAM系统中使用了相机、雷达、IMU和里程计4种传感器,系统整体由雷达-IMU-轮式里程计(Ls)和相机-IMU-轮式里程计(Vs)2个子系统构成,其中,IMU以200 Hz的频率监测机器人的位置姿态与加速度,轮式里程计以50 Hz的频率监测机器人运动的距离和角度,激光雷达的频率为10 Hz,相机的频率为25 Hz。首先系统对IMU与轮式里程计进行数据融合,确保不同传感器数据的时间同步,处理后的数据将用于Ls子系统与Vs子系统的特征提取及异常剔除。Ls子系统通过雷达点云分割,迅速构建全局地图的几何结构,并利用最小化点到平面的误差来估计系统的位置状态。此外,系统采集后端信息进一步进行回环检

测和关键帧匹配实现优化,并对 IMU 的误差进行补偿。 V_s 子系统通过视觉子图剔除被遮挡或深度不连续的离散点,通过最小化帧间地图光度误差进一步估计位姿状态。 V_s 系统可以实现对 L_s 系统构建的地图进行渲染,增加系统信息多元性。最终 L_s 子系统中最小化点到平

面残差和 V_s 子系统中光误差,两者以迭代卡尔曼滤波的方式实现系统状态变量的迭代更新。最终实现三维地图构建与定位。3D-MultiFus 基于多传感器紧耦合算法系统框架如图 1 所示。图 1 中箭头表示了信息在系统中的流动;圆角矩形为最终结果位姿和三维地图。

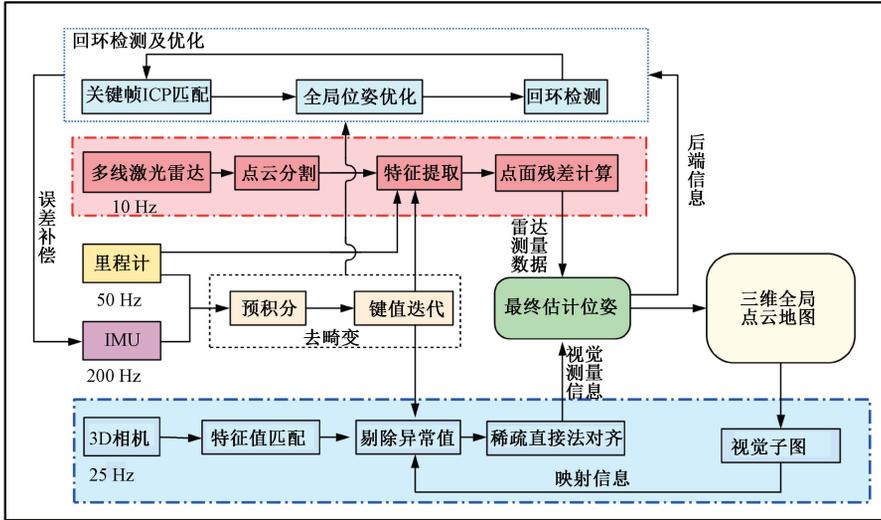


图 1 3D-MultiFus 算法系统框架

Fig. 1 3D-MultiFus algorithm system framework

1.2 传感器数据融合及系统状态估计

本文实验运动模型为后驱阿克曼底盘,轮式里程计可以检测到左后轮与右后轮的线速度 V_L 与 V_R ,通过 IMU 可以计算出后轮中点处线速度 V_O 与角

速度 ω_o ,转向时绕定点 ICR 以半径 R 做圆周运动。后驱阿克曼结构的前向运动学和逆向运动学直接使用两轮差速运动模型理论,在右手坐标系下的运动模型如图 2 所示。

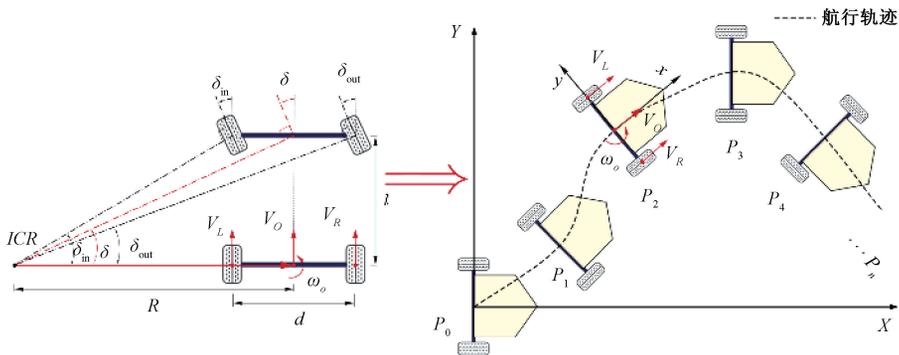


图 2 后驱阿克曼底盘运动学

Fig. 2 Rear-drive Ackerman chassis kinematics

在 IMU 与轮式里程计的数据融合中,先用 IMU 测量到的加速度和角速度数据通过预积分计算当前时刻位移、速度和旋转角度,然后使用轮式里程计的数据对 IMU 数据进行校正,使用迭代卡尔曼算法达到融合两个传感器数据的目的。预积分及时间键值迭代过程由系统模型进行状态预测并由观测模型来进行状态更新。迭代卡尔

曼可以有效解决 IMU 与轮式里程计的非线性的系统问题,实现 IMU 与轮式里程计数据融合。通过系统预测方程对状态进行求导可以更新系统预测的雅可比矩阵 F_k ,观测模型对状态求导可得测量方程的协方差矩阵 H_k ,其迭代过程如式(1)~(4)所示。

估计值与测量值残差:

$$\bar{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (1)$$

卡尔曼计算增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (2)$$

状态及协方差更新:

$$\mathbf{x}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \bar{\mathbf{y}}_k \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (4)$$

式中: $\bar{\mathbf{y}}_k$ 表示残差值; \mathbf{z}_k 表示在 k 时刻状态值; $h(\cdot)$ 为测量模型; \mathbf{K} 表示增益值; \mathbf{P} 表示协方差; \mathbf{R} 是测量误差; \mathbf{I} 表示单位矩阵。

系统中, 经过融合后的 IMU 与轮式里程计数据还需要与雷达、相机数据进行融合。由于各类型传感器的频率不同, 需要对 IMU 与轮式里程计数据进行预积分。由于 IMU 与里程计的频率高, 直接积分法会导致计算量过大且多数数据无意义, 进而影响优化更新状态。采用 2 个相邻雷达或相机的关键帧的时间间隔即 t' 进行预积分。在 $k-1 \sim k$ 的这段时间内包含很多个 Δt , 将 IMU 与轮式里程计数据累计起来就得到了这段时间的速度、角度和位置的信息, 为提高系统的实时性, 使用一段时间的相对量来代替某个时刻的绝对量。完数据帧时间对齐及线性插值等工作, 得到点云的全局坐标, 结合扫描开始时刻的位姿信息即可实现对雷达和相机坐标信息矫正。各传感器数据时间戳同步过程如图 3 所示。

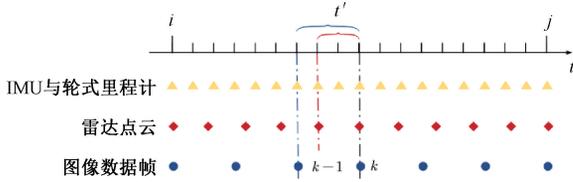


图3 不同传感器的帧率及时间对齐

Fig. 3 Frame rate and time alignment of different sensors

运动平台上雷达、IMU 和相机之间是刚性连接, 紧耦合框架表示如下, 运动平台作为全局坐标系用 G 表示, IMU 与轮式里程计融合的坐标系记作 S , $SO(3)$ 为三维旋转矩阵构成的正交群, 则第 i 次测量时刻, 对 Δt 处对连续运动模型进行离散化如式(5)~(6)所示。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} \text{Exp}(\Delta t \cdot (\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1})) \quad (5)$$

函数 f 、状态向量 \mathbf{x} 、控制向量 \mathbf{u} 、噪声向量 \mathbf{w} 的定义如下:

$$SO(3) = \{ \mathbf{R} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \mid \mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I}, \det(\mathbf{R}) = 1 \}$$

$$\Psi = SO(3) \times \mathbb{R}^{15} \times SO(3) \times \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^4$$

$$\dim(\Psi) = 29$$

$$\mathbf{x} = [{}^C \mathbf{R}_S^T \mathbf{p}_S^T \mathbf{g}_v^T \mathbf{b}_g^T \mathbf{b}_a^T \mathbf{g}^T \mathbf{R}_C^T \mathbf{s}_C^T \mathbf{P}_C^T \mathbf{s}_t \mathbf{\phi}^T]^T \in \mathbb{R}^{29}$$

$$\mathbf{u} = [\boldsymbol{\omega}_i^T \mathbf{a}_i^T]^T$$

$$\mathbf{w} = [\mathbf{n}_\omega^T \mathbf{n}_a^T \mathbf{n}_{b_\omega}^T \mathbf{n}_{b_a}^T]^T$$

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{w}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_i - \mathbf{b}_\omega - \mathbf{n}_\omega \\ {}^C \mathbf{v} + \frac{1}{2} ({}^C \mathbf{R}_S (\mathbf{a}_i - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) + {}^C \mathbf{g}) \Delta t \\ {}^C \mathbf{R}_S (\mathbf{a}_i - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) + {}^C \mathbf{g} \\ \mathbf{n}_{b_\omega} \\ \mathbf{n}_{b_a} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0}_{4 \times 1} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{29}$$

$$\boldsymbol{\phi} = [f_x, f_y, c_x, c_y]^T \quad (6)$$

式中: ${}^C \mathbf{P}_S$ 和 ${}^C \mathbf{R}_S$ 表示 IMU 在全局坐标系中的位置与姿态; ${}^C \mathbf{g}$ 代表了全局坐标系中的重力分量, 不随时间变化; \mathbf{a}_i 是 IMU 加速度测量原始值, $\boldsymbol{\omega}_i$ 是 IMU 和里程计融合后的角速度值; \mathbf{n}_a 和 \mathbf{n}_ω 是测量噪声, \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_ω 是 IMU 的零偏, \mathbf{n}_{b_ω} 和 \mathbf{n}_{b_a} 分别为 \mathbf{b}_ω 和 \mathbf{b}_a 的导数服从高斯分布; ${}^S \mathbf{R}_C^T$ 和 ${}^S \mathbf{P}_C^T$ 表示相机在 IMU 坐标系中的位置与姿态; ${}^s t_c$ 表示相机与 IMU 之间的时间偏移; $\boldsymbol{\phi}^T$ 为相机的内参矩阵, f_x 和 f_y 是相机焦距, c_x 和 c_y 是相机偏移量。需要估计的 \mathbf{x} 是一个 29 维的向量, 包含位姿、角度、速度、IMU 参数及相机参数。

在系统状态预测估计过程中, 通过令噪声向量 \mathbf{w} 为 0, 得到系统状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 的表达式。当输入 \mathbf{u}_k , 下一时刻预估状态和协方差可以用 $\hat{\mathbf{x}}_{k+1}$ 和 $\hat{\mathbf{P}}_{k+1}$, 引入误差状态迭代卡尔曼滤波器 (ESIKF), 待估计量为误差量, 而非一般卡尔曼滤波器常用的直接估计状态量 \mathbf{x} , 这样做的好处是可以使用三维变量来表达旋转增量, 使状态变量表达更容易, 因为在原点附近避免线性化近似不够问题。系统的运动方程与误差模型如式(7)所示。

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_k \text{Exp}(\Delta t \cdot f(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}))$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{k+1} = \mathbf{F}_{\delta \hat{\mathbf{x}}} \hat{\mathbf{P}}_k \mathbf{F}_{\delta \hat{\mathbf{x}}}^T + \mathbf{F}_w \mathbf{Q} \mathbf{F}_w^T$$

$$\mathbf{F}_{\delta \hat{\mathbf{x}}} = \left. \frac{\partial \delta \hat{\mathbf{x}}_{k+1}}{\partial \delta \hat{\mathbf{x}}_k} \right|_{\delta \hat{\mathbf{x}}_k = 0, \mathbf{w}_k = 0}$$

$$\mathbf{F}_w = \left. \frac{\partial \delta \hat{\mathbf{x}}_{k+1}}{\partial \mathbf{w}_k} \right|_{\delta \hat{\mathbf{x}}_k = 0, \mathbf{w}_k = 0} \quad (7)$$

式中: \mathbf{Q} 为 \mathbf{w} 的协方差; $\mathbf{F}_{\delta \hat{\mathbf{x}}}$ 为状态 \mathbf{x}_k 对状态 \mathbf{x}_{k-1} 的雅可比矩阵; \mathbf{F}_w 为状态 \mathbf{x}_k 对噪声向量 \mathbf{w}_{k-1} 的雅可比矩阵。IMU 的测量值 \mathbf{u}_k 介于 $k-1 \sim k$ 之间的数据, Δt 表示两相邻帧间的时间差。系统状态预测方程与协方差传递方程是从接收到上一帧相机图像或雷达数据的 $k-1$ 时刻开始, 到 k 时刻接收到当前数据帧结束, 接收到雷达数据或相机图像数据都会使状态更新, 而不需要两者数据同时获得。

1.3 雷达-IMU-轮式里程计(Ls)子系统

Ls 子系统是快速构建全局地图的几何结构的关键,同时用于为 Vs 子系统提供深度信息,通过最小化点到平面的误差来估计系统的位置状态,采集后端信息进一步进行回环检测和关键帧匹配实现优化。由于雷达完成一周扫描需要发射器旋转实现,从而导致这些激光点数据不是同一时间得到,在运动时发生失真,需要利用 IMU 和里程计数据进行运动补偿。参考 FAST-LIO、FAST-LIO2 等算法,为使数据统一到 k 时刻,设定 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为零点,利用 $\hat{\mathbf{x}}_{i-1} = \hat{\mathbf{x}}_i \text{Exp}(-\Delta t \cdot f(\hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{u}_i, 0))$ 计算相对位姿,完成回环检测及优化。根据 IMU 测量值来估计每个点的位姿相对扫描结束时间的雷达位姿,可以将已知精确采样时间估计位姿映射到扫描结束时间。将点 ${}^{L_i} \mathbf{p}_{f_i}$ 映射到扫描结束时间 t_k ,将雷达坐标转换到 IMU 坐标系,与补偿矩阵相乘再转换到雷达坐标系,将所有投影点转换后就可以对点到平面的误差进行计算,运算公式如下:

$${}^{L_k} \mathbf{p}_{f_i} = {}^S \mathbf{T}_L^{-1} {}^S \tilde{\mathbf{T}}_i {}^S \mathbf{T}_L {}^{L_i} \mathbf{p}_{f_i} \quad (8)$$

式中: ${}^{L_k} \mathbf{p}_{f_i}$ 为雷达点位置信息; ${}^S \mathbf{T}_L$ 表示雷达转换到 IMU 坐标系的外参矩阵; ${}^S \tilde{\mathbf{T}}_i$ 为补偿矩阵。设当前的迭代系数为 j ,将补偿后的特征点转换到全局坐标系之中,待求位姿变换用 ${}^G \hat{\mathbf{T}}_i^j$ 表示,可以表示为:

$${}^G \hat{\mathbf{p}}_{f_i}^j = {}^G \hat{\mathbf{T}}_i^j {}^L \mathbf{T}_L {}^{L_k} \mathbf{p}_{f_i}, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

通过最小化点到平面的误差来估计系统的位置状态, \mathbf{u}_i 为平面的法向量, ${}^G \mathbf{q}_i$ 为平面上一点,用 \mathbf{z}_i 表示误差,式(10)的含义表示点面距离,雷达观测模型如图 4 所示。

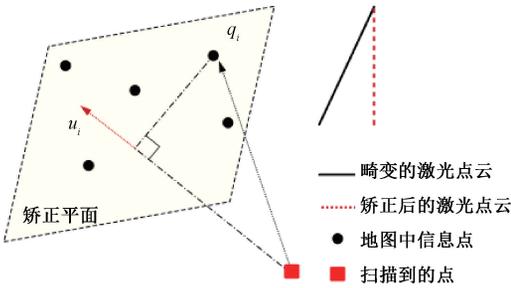


图 4 雷达观测模型

Fig. 4 LiDAR observation model

$$\mathbf{z}_i^k = \mathbf{G}_i ({}^G \hat{\mathbf{p}}_{f_i}^k - {}^G \mathbf{q}_i) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{G}_i = \mathbf{u}_i^T$ 使用状态向量的真值 \mathbf{x}_k 与雷达点的真值 ${}^{L_i} \mathbf{p}_{f_i}$, 计算误差应为 0, 将式(8)代入式(9) ~ (10), $r(\mathbf{x}, {}^L \mathbf{p}_i)$ 为观测方程的函数, 建立如下状态向量的隐式观测方程:

$$0 = r_i(\mathbf{x}_k, {}^L \mathbf{p}_i) = \mathbf{G}_i ({}^G \mathbf{T}_L {}^{L_k} \tilde{\mathbf{T}}_i^j {}^L \mathbf{T}_L {}^{L_i} \mathbf{p}_{f_i}^{gt} - {}^G \mathbf{q}_i) \quad (11)$$

1.4 相机-IMU-轮式里程计(Vs)子系统

Vs 子系统通过视觉子图剔除被遮挡或深度不连续的离散点,通过最小化帧间地图光度误差估计位姿状态,子系统可以给雷达构建的点云地图添加地图纹理,增加系统信息多元性。原理是将全局地图的稀疏点投影到 k 时刻图像,最小化点的光度误差,进一步通过误差状态迭代卡尔曼(ESIKF)估计系统状态。利用帧到帧的光流,通过最小化帧到地图(PnP)光度误差优化系统状态和点的投影误差。 t_{k-1} 、 t_k 分别表示上一帧与当前帧图像,假设上一帧追踪到 m 个特征点为 $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$, 在 t_{k-1} 图像帧上的投影点记为 $\{\rho_1^{k-1}, \rho_2^{k-1}, \dots, \rho_m^{k-1}\}$, 在 t_k 图像帧上的投影点记为 $\{\rho_1^k, \rho_2^k, \dots, \rho_m^k\}$, 误差更新系统状态模型如图 5 所示。

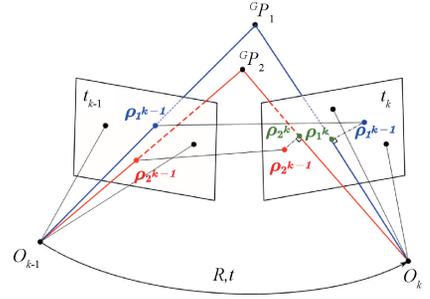


图 5 误差更新系统状态模型

Fig. 5 The updated system state model

通过 ESIKF 计算并优化点的投影误差来估计状态。点 P 可以表示为 $[{}^G \mathbf{P}^T, c^T]^T$, 其中 ${}^G \mathbf{P}^T$ 表示在全局坐标系的位置, c^T 表示点的 RGB 信息, 投影误差表示为 $r(\tilde{\mathbf{x}}_k, \rho_k, {}^G \mathbf{p})$, 具体计算如式(12)所示。

$$\begin{aligned} {}^G \mathbf{p} &= ({}^G \tilde{\mathbf{R}}_{S_k} {}^S \tilde{\mathbf{R}}_{C_k})^T {}^G \mathbf{p} - {}^S \tilde{\mathbf{R}}_{C_k} {}^S \tilde{\mathbf{p}}_{C_k} - ({}^G \tilde{\mathbf{R}}_{S_k} {}^S \tilde{\mathbf{R}}_{C_k})^T {}^G \tilde{\mathbf{p}}_{S_k} \\ r(\tilde{\mathbf{x}}_k, \rho_k, {}^G \mathbf{p}) &= \rho_k - \pi({}^G \mathbf{p}, \tilde{\mathbf{x}}_k) \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $\tilde{\mathbf{x}}_k$ 为 ESIKF 迭代中 \mathbf{x}_k 的状态估计值; $\pi(\mathbf{p}, \mathbf{x})$ 表示小孔成像模型。式(12)误差模型中测量噪声来自两方面,分别为像素跟踪误差 ρ_k 和地图点定位误差 ${}^G \mathbf{p}$ 。所有值为真实值时误差为 0, \mathbf{x}_k 的观测模型如式(13)所示,推导过程借鉴 R3SLAM。

$$0 = r(\mathbf{x}_k, \rho_k^{gt}, {}^G \mathbf{p}^{gt}) \approx r(\tilde{\mathbf{x}}_k, \rho_k, {}^G \mathbf{p}) + \mathbf{H}_s \tilde{\mathbf{x}}_k + \alpha \quad (13)$$

通过最小化点的光度误差尽可能降低图像偏移,进而完成帧到地图更新,光度误差可以用 $o(\tilde{\mathbf{x}}_k, {}^G \mathbf{p}, c)$ 表示,其中, c 是点的颜色, γ 是当前观测到的颜色。通过当前帧邻域像素的 RGB 值得到观测颜色 γ 和协方差 Σ_{γ_s} , 通过贝叶斯更新地图中现有颜色,完成点云渲染过程,计算公式如式(14)所示。

$$\begin{aligned} o(\tilde{\mathbf{x}}_k, {}^G \mathbf{p}, c) &= c - \gamma \\ 0 &= o(\mathbf{x}_k, {}^G \mathbf{p}^{gt}, c^{gt}) \approx o(\tilde{\mathbf{x}}_k, {}^G \mathbf{p}, c) + \mathbf{H}^o \delta \tilde{\mathbf{x}}_k + \beta \end{aligned} \quad (14)$$

1.5 3D-MultiFus 系统基于误差状态迭代卡尔曼过程

L_s 子系统的激光雷达观测模型和 V_s 子系统中视觉观测模型的误差状态推导结果分别为 $r_L(\mathbf{x}_k, {}^L\mathbf{p}_i)$ 和 $r_C(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\rho}_k^{gt}, {}^G\mathbf{p}_i^{gt})$, 则基于误差状态迭代卡尔曼方程可以用式(15)表示:

$$\min_{\mathbf{x}_k \in \mathcal{A}} (\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_{\hat{\mathbf{P}}_k}^2 + \sum_{i=1}^{m_l} \|r_L(\mathbf{x}_k, {}^L\mathbf{p}_i)\|_{\Sigma_i}^2 + \sum_{i=1}^{m_c} \|r_C(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\rho}_k^{gt}, {}^G\mathbf{p}_i^{gt})\|_{\Sigma_i}^2) \quad (15)$$

其中, $\|\cdot\|_{\Sigma}^2$ 的计算展开式为 $\|\mathbf{Q}\|_{\Sigma}^2 = \mathbf{Q}^T \Sigma^{-1} \mathbf{Q}$, 假设 t_k 时刻接收收到雷达扫描数据, 则雷达误差与 IMU (即 $m_c=0$) 进行融合。仅接收到相机图像, 则将视觉光度误差与 IMU (即 $m_l=0$) 进行融合。求解的系统误差状态并更新当前状态估计, 进行下一次迭代直到收敛。收敛的状态估计和收敛时的 Hessian 矩阵用于更新 IMU 测量值和当前雷达构建可视化的全局地图。

2 实验验证及分析

本文采用后驱阿克曼底盘作为实验的运动平台, 由

底盘的4个轮子起支撑作用, 前轮在舵机控制下进行转向, 后轮由2个带有编码器的减速电机驱动, 控制器由 Jetson Orin NX 和 STM32 开发板组成分别做系统的处理器和下位机平台, 相机选用 Inuchip-C158, 激光雷达用 Robosense-Helios 16, IMU 选用 N100, 轮式里程计选用 MG370 霍尔传感器, 移动平台上各传感器安装布置如图 6 所示, 具体的性能参数如表 1 所示。

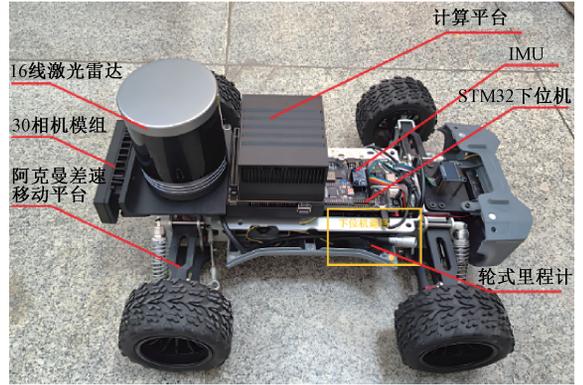


图6 运动平台整体结构

Fig. 6 The overall structure of motion platform

表1 系统软硬件清单及性能

Table 1 System hardware and software list and performance

分类	名称	版本/型号	性能参数
硬件	处理器	Jetson Orin NX	ARM-6核、16 GB内存、主频2 GHz
	移动平台	后驱阿克曼底盘	长×宽×高: 485 mm×350 mm×215 mm
	下位机	STM32 开发板	驱动电机、舵机接口、OLED、UART 通信口
	相机	Inuchip-C158	分辨率: 640×400、帧率: 60 fps
	激光雷达	Robosense-Helios 16	线数: 16线 出点数: 双回波 (57 600 pts/s) 帧率: 10 Hz 分辨率: 0.2°
	IMU	N100	输出帧率: 200 Hz
	轮式里程计	MG370-霍尔	精度: 512线 输出帧率: 50 Hz
软件	操作系统	Ubuntu 18.04 LTS	
	ROS 版本	ROS Melodic	

2.1 异常值去除及局部地图可视化验证

本文实验中的激光雷达具备双回波模式, 激光部分遇到物体时会被反射, 雷达会接收到第1次回波, 其余部分继续向前, 遇到其他物体后再被反射, 再接收一次激光回波。双回波模式的具体原理是发射一次单点激光可以收到2次回波数据。返回的数据包中包含2组16个通道按照顺序测量的2次回波值, 每次返回一个方位角。在受到玻璃、透明塑料等可透过性物体遮挡的场景可以获得更全面的信息, 在双回波模式下, 激光雷达可以接收到目标物的多个回波, 从而使得目标物的细节更加清晰, 数据的丰富度和准确性都有所提高, 并有助于对激光雷

达的数据进行修正, 结合视觉信息有效提高目标物的细节识别, 雷达双回波原理如图7所示。

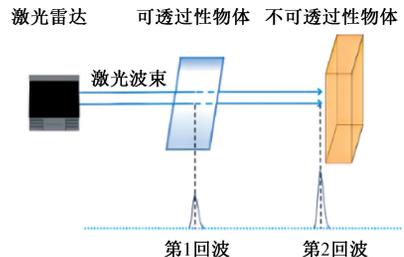


图7 雷达双回波原理

Fig. 7 LiDAR dual echo principle

视觉局部地图中一般存深度不连续和因遮挡导致信息不完全的点,这会严重降低系统精度。本文使用预测位姿在当前帧中将视觉子图里的点投影在里面,保留像素网格中深度最小点。将雷达扫描的最新数据投影到当前帧,通过比较深度信息验证有无遮挡。被遮挡的地图特征点和深度不连续的特征点会被剔除,其余可接受的局部地图特征点将用于对齐当前图像,其原理如图 8 所示。



图 10 室内定位精度验证场景布置

Fig. 10 Verification scene layout of indoor positioning accuracy

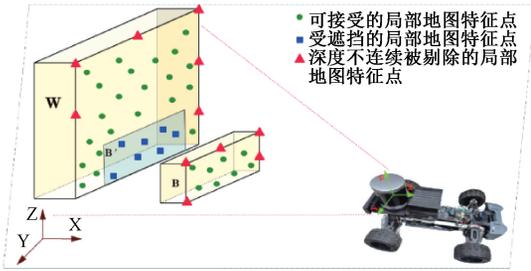


图 8 图像帧中点处理过程

Fig. 8 Schematic diagram of midpoint processing for image frame

在新的图像帧对齐后,会对光度误差较高的点进行提取,还要根据特征点的时间和像素位置距离添加新的特征点。实验处理过程如图 9 所示,左侧为图像当前帧特征点识别过程,右侧为视觉与 LiDAR 融合后的图像。

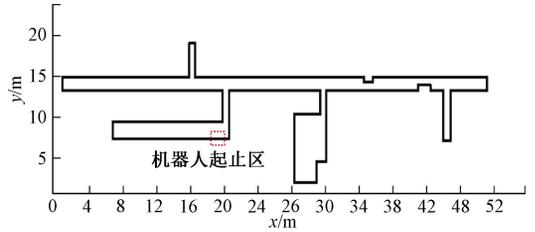


图 11 机器人真实移动轨迹示意图

Fig. 11 Schematic diagram of the realistic moving trajectory of robot

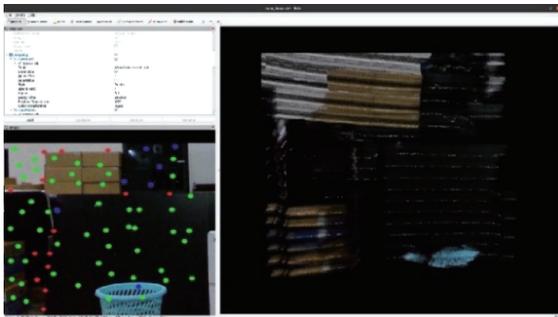


图 9 局部地图可视化验证图

Fig. 9 Subgraph visualization experiment

2.2 3D-MultiFus 紧耦合室内定位精度验证

验证 3D-MultiFu 算法的室内定位精度,本文针对室内机器人可能遇到的障碍场景,布置相应的灭火器、自行车、高低障碍物等场景如图 10 所示。

选取 R3LIVE、FAST-LIO2 和 FAST-LIVO 与本文算法进行实验,参与对比的 3 个算法均从作者开源在 Github 上的链接下载。为验证各自的定位精度,预先在实验场地内转弯处粘贴点坐标,直线处每两米标注一个点,使用手动标注轨迹作为实验机器人运行轨迹,轨迹总长度为 215 m,标注轨迹如图 11 所示。

4 种 SLAM 算法按照标注的轨迹分别进行 3 次重复实验,机器人在运动由手动控制,是采用相同的移动速度 0.5 m/s 转弯处采用机器人到达后进行原地转向减速不必要打滑碰撞,机器人运动相同时间。取出的最好定位轨迹,绘制 4 种算法轨迹对比图。由于实验的场景复杂较长轨迹,重点观测实验轨迹的起止区域、转弯区域和障碍物转弯区域,目的是评价定位的闭环情况、转向时的定位情况与靠近障碍物时的转弯定位情况。从闭环轨迹可以看出四足算法的闭环轨迹均能较好贴合机器人真实轨迹,在较长的轨迹下仍然可以维持较好的鲁棒性,其中 FAST-LIO2 为激光雷达、IMU 和里程计融合的算法,在长距离的直线上存在一定的波动,存在较大的偏移。R3LIVE、FAST-LIVO 和本文的 3D-MultiFus 算法均为相机、雷达、IMU 和里程计的多传感融合,在整体闭环轨迹上偏移不明显,通过观察局部的放大图 A、B、C 处可以看出本文 3D-MultiFus 算法表现最好,在转弯及障碍处仍有顺滑稳定的定位轨迹,定位精度更高,4 种算法室内闭环轨迹对比如图 12~13 所示。通过数据分析可知,综合评价 4 种算法终点误差 X 方向、Y 方向和直线距离,其中 X 方向误差最大值为 0.521 9 m、Y 方向误差最大值为 0.328 0 m、直线距离误差最大值为 0.616 4 m,本文 3D-MultiFus 的重终点 X 方向、Y 方向和直线距离误差仅为 0.081 5 m、0.027 2 m 和 0.085 6 m,与其他 3 种算法的定位精度对比获得了明显提升,4 种算法闭环轨迹终点误差如表 2 所示。由于本算法引入多种传感并实现了数据的紧耦合,通过 IMU 与里程计数据融合及点云矫正,以

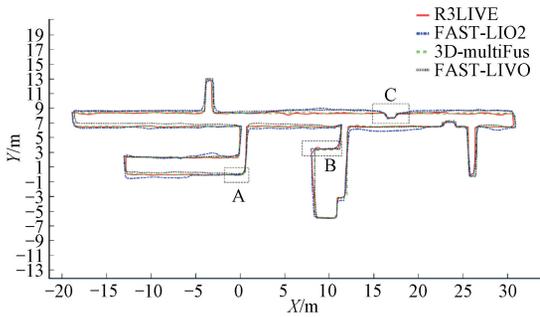


图 12 4种算法室内闭环轨迹对比

Fig. 12 Indoor closed-loop trajectories comparisons of four algorithms

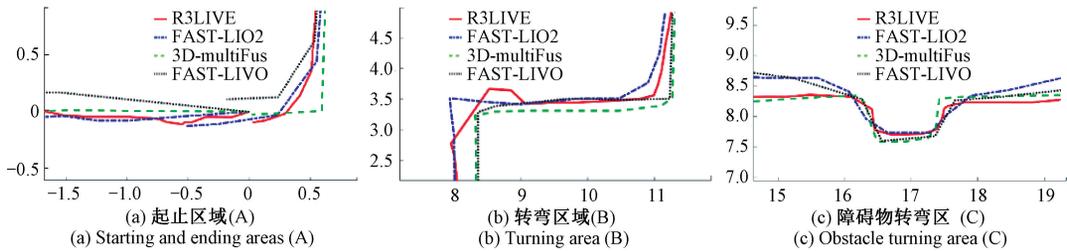


图 13 A、B、C 各区域轨迹局部放大图

Fig. 13 Trajectory local amplification diagram of starting and ending area A, B and C

表 2 4种算法闭环轨迹终点误差

Table 2 Closed-loop trajectory terminal errors of four algorithms

精度指标	R3LIVE	FAST-LIO2	3D-multiFus	FAST-LIVO	m
末时刻位置	(0.127 1, 0.106 1, 0.08)	(-0.521 9, -0.328 0, -0.06)	(0.081 5, -0.027 2, -0.03)	(-0.187 4, 0.112 3, 0.05)	
X 方向误差	0.127 1	0.521 9	0.081 5	0.187 4	
Y 方向误差	0.106 1	0.328 0	0.027 2	0.112 3	
直线距离误差	0.165 5	0.616 4	0.085 6	0.218 3	

在相机、雷达、IMU 和里程计的多传感器融合算法中,本文 3D-multiFus 算法的运行时间最少仅 185 ms,结果表明 3D-multiFus 算法可以在 ARM 处理器上实时运行,各算法消耗时间如表 3 所示。

表 3 4种算法完成处理的消耗时间

Table 3 The time consumption of completing processing with four algorithms

算法名称	运行时间/ms
R3LIVE	327
FAST-LIO2	123
3D-multiFus	185
FAST-LIVO	246

及后端地图回环检测优化、视觉子图信息矫正,基于误差状态迭代卡尔曼算法系统提升了系统的定位精度。

2.3 3D-MultiFus 算法实时性验证

衡量算法实时性主要验证其计算效率,由于在移动机器人上一般部署 ARM 内核的控制器,因此在验证实时性时选择在 Jetson Orin NX 平台上验证。通过运行自行录制的微型数据集,比较 FAST-LIVO、R3LIVE、FAST-LIO2 和本文的 3D-MultiFus 算法的实时性,首先在程序的始末插入时间函数,用以记录系统从数据进入到处理结束期间的消耗时间。由表 3 可以看出,FAST-LIO2 的运行时间最少,原因是其只需要处理雷达的相关数据。

2.4 全局地图可视化验证

验证 3D-MultiFus 算法室内构建全局地图精度,场景内的长度方向为 50 m 长廊,长廊两侧为缺乏纹理特征的白墙,并在场地的适当位置布置相应的灭火器、自行车、高低障碍物等,以增加室内场景的复杂度检验算法的精度。距离较长的单一场景,由于沿壁方向缺乏约束导致单一的雷达多传感器系统退化,无法在该方向上进行良好的状态估计,如 FAST-LIO2;同样墙壁上高度重复的视觉特征和墙壁垂直方向上不敏感的视觉约束给单一的视觉多传感器系统也会带来漂移,对于较少纹理信息的白墙,对算法的可靠性也提出较大的挑战。本实验中,面对复杂且有挑战性的场景,本文所提出的 3D-MultiFus 系统,在单一传感器融合系统退化的处理场景中,所构建的全局地图具有很好的一致性,因为机器人位姿经全局优化后误差得到了有效降低,提高了全局地图精度。通过

放大图中 A~E 处场景,对比相应的真实物品,所构建的地图有较为精细的细节。提出的算法能够在具有复

杂、有挑战的场景中稳健可靠,并实现了最佳性能,3D-MultiFus 构建的三维全局地图,如图 14 所示。

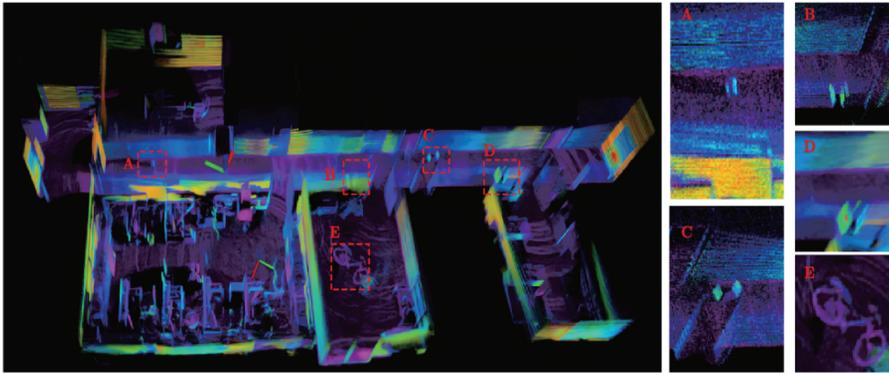


图 14 3D-MultiFus 构建的三维全局地图

Fig. 14 3D global map constructed by 3D-multiFus

3 结 论

本文针对目前 SLAM 在应用中,采用单一传感器的 SLAM 算法在特定缺乏某方向约束或低纹理的场景中传感器失效问题,采用多种传感器系统复杂,实时性差等问题,提出了在室内场景应用的 3D-MultiFus 算法。系统首先将里程计与 IMU 进行融合,通过 L_s 和 V_s 子系统处理信息,两个子系统通过将各自的雷达和相机数据与 IMU 和里程计联合估计系统状态,使用基于误差状态的迭代卡尔曼方法将数据进行融合,实现数据紧耦合,进一步提高算法的精度,通过改进算法结构提高算法实时性并针对算法部署在 ARM 处理器上进行优化,提高室内机器人定位与建图精度水平与鲁棒性。实验表明,将算法部署到 ARM 处理器上,在自制数据集上验证算法的实时性,通过比较本文算法实时性好于参与对比的算法。最后布置了实验场景用以验证算法的定位与建图精度,结果表明机器人运动 215 m 的闭环轨迹,定位的始末位置误差仅为 0.0815 m。与其他算法相比算法效率、定位精度和稳定性高于其他算法,在转弯和避障等振动大的场景仍有较好稳定性。由于条件和时间有限,实验中没有考虑到机器人可以遇到的所有场景,例如使用场地的地面为平整的,在实际的室内场景中可能存在门槛、线槽等可跨过的起伏障碍,实验中并未验证这类场景。在长时间的机器人运行中,人为操作机器人时,出现不可避免的碰撞导致传感器抖动,超过系统自身调整范围,误差引起定位漂移精度大大降低,可以考虑增加偶发因素导致数据异常的剔除机制,以防止个别数据偏移引起整体的精度异常。本文的实时性有了一定的提升,针对不同场景进一步优化还有很多的提升空间。

参考文献

- [1] 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.
- [2] XU X B, ZHANG L, JIAN Y, et al. A review of multi-sensor fusion SLAM systems based on 3D LIDAR [J]. Remote Sensing. 2022,14(12):2-26.
- [3] 田野,陈宏巍,王法胜,等. 室内移动机器人的 SLAM 算法综述 [J]. 计算机科学,2021,48(9):223-234.
TIAN Y, CHEN H W, WANG F SH, et al. Overview of SLAM algorithms for indoor mobile robots [J]. Computer Science, 2021,48(9):223-234.
- [4] LIN J R, ZHANG F. Loam_livox: A fast, robust, high-precision LiDAR odometry and mapping package for LiDARs of small FoV [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2020: 3126-3131.
- [5] MU L L, YAO P T, ZHENG Y CH, et al. Research on SLAM algorithm of mobile robot based on the fusion of 2D lidar and depth camera [J]. IEEE Access, 2020, 99:1-1.
- [6] 刘庆运,杨华阳,刘涛,等. 基于激光雷达与深度相机融合的 SLAM 算法 [J]. 农业机械学报,2023,54(11):29-38.
LIU Q Y, YANG H Y, LIU T, et al. SLAM algorithm based on fusion of LiDAR and depth camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11):29-38.
- [7] 唐元文,刘祚时. 复杂环境移动机器人多传感器融合 SLAM 研究 [J]. 制造业自动化,2023,45(8):108-112, 166.

- TANG Y W, LIU Z SH. Research on multisensor fusion SLAM for mobile robots in complex environments [J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(8):108-112,166.
- [8] 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.
- [9] SHAN T, ENGLLOT B, RATTI C, et al. LVI-SAM: Tightly-coupled lidar-visual-inertial odometry via smoothing and mapping [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2021.
- [10] ZUO X, YANG Y, GENEVA P, et al. LIC-Fusion 2. 0: LiDAR-inertial-camera odometry with sliding-window plane-feature tracking [C]. *IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2020.
- [11] ZHOU H Y, YAO ZH, LU M Q. Lidar/UWB fusion based SLAM with Anti-degeneration capability [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(1): 820-830.
- [12] 姚建均, 李英朝, 吴杨, 等. 融合点线特征的移动机器人同时定位和建图 [J/OL]. *哈尔滨工程大学学报*, 2023; 1-7 [2024-04-18].
YAO J J, LI Y ZH, WU Y, et al. Simultaneous localization and mapping of mobile robots fusing point and line features [J/OL]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2023; 1-7 [2024-04-18].
- [13] ZHANG J, SINGH S. Laser-visual-inertial odometry and mapping with high robustness and low drift [J]. *Journal of Field Robotics*, 2018, 35(8):1242-1264.
- [14] 孙新柱, 龚光强, 陈孟元, 等. 室内场景下基于曼哈顿约束的多重特征视觉 SLAM 方法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2023, 31(9):890-899.
SUN X ZH, GONG G Q, CHEN M Y, et al. Manhattan constraint-based multiple feature visual SLAM approach for indoor scenes [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2023, 31(9):890-899.
- [15] SHAO W ZH, VIJAYARANGAN S, LI C, et al. Stereo visual inertial LiDAR simultaneous localization and mapping [C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2019; 324-331.
- [16] LOU L, LI Y T, ZHANG Q, et al. SLAM and 3D semantic reconstruction based on the fusion of LiDAR and monocular vision. [J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1502-1520.
- [17] 叶俊强, 尤睿, 于明鑫, 等. 基于稀疏直接法的特征增强视觉 SLAM 算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(6): 205-212.
YE J Q, YOU R, YU M X, et al. Feature-enhanced visual SLAM algorithm based on sparse direct method [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(6): 205-212.
- [18] 周治国, 邸顺帆, 冯新. 语义信息增强的 3D 激光 SLAM 技术进展 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(3): 209-220.
ZHOU ZH G, DI SH F, FENG X. Advances in semantic information enhanced 3D laser SLAM technology [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(3): 209-220.
- [19] 张福斌, 王凯, 廖伟飞, 等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 139-148.
ZHENG F B, WANG K, LIAO W F, et al. Lidar/MEMS IMU/odometer integrated tightly navigation algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 139-148.
- [20] 张福斌, 刘宗伟. 一种单目相机/三轴陀螺仪/里程计紧组合导航算法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2019, 27(1):36-42.
ZHENG F B, LIU Z W. A monocular camera/triaxial gyroscope/odometertightly coupled navigation algorithm [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2019, 27(1):36-42.
- [21] XU W, CAI Y X, HE D J, et al. FAST-LIO2: Fast direct LiDAR-inertial odometry [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2053-2073.
- [22] 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.
- [23] ZHENG C R, ZHU Q Y, XU W, et al. FAST-LIVO: Fast and tightly-coupled sparse-direct LiDAR-inertial-visual odometry [C]. *IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2022, v. 4: 2671-2677.
- [24] LIN J, ZHANG F. R3LIVE: A robust, real-time, RGB-colored, LiDAR-inertial-visual tightly-coupled state estimation and mapping package [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2022, 1:10672-10678.
- [25] WANG Q, YAN C, TAN R, et al. 3D-CALI: Automatic calibration for camera and LiDAR using 3D checkerboard [J]. *Measurement*, 2022, 203(111971):1-10.

作者简介



李春磊, 2022 年于山东农业工程学院获得学士学位, 2022 年于昆明理工大学攻读硕士学位, 研究生二年级, 主要研究方向为机器人技术及应用、移动机器人及 SLAM 技术。

E-mail:18314490225@163.com

Li Chunlei received his B. Sc. degree in 2022 from Shandong Agriculture and Engineering University and is currently pursuing a master's degree in 2022 at Kunming University of Science and Technology, in the second year of his graduate studies. His main research areas include robotics technology and applications, mobile robots, and SLAM technology.



陈久朋 (通信作者), 2016 年于昆明理工大学获得学士学位, 2018 年于昆明理工大学获得硕士学位, 2021 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学讲师, 主要研究方向为机器人技术及应用、机械电子工程、机械设计。

E-mail: 18314490225@163.com

Chen Jiupeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2016 from Kunming University of Science and Technology, received his M. Sc. degree in 2018 from Kunming University of Science and Technology, received his Ph. D. degree in 2021 from Kunming University of Science and Technology. Now he is lecturer in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include Robot technology and applications, mechanical, electronic engineering.



伞红军, 2000 年于东北农业大学获得学士学位, 2003 年于哈尔滨工业大学获得硕士学位, 2009 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为昆明理工大学副教授, 主要研究方向为机器人技术及应用、机械设计。

E-mail: sanhjun@163.com

San Hongjun received his B. Sc. degree in 2000 from Northeast Agricultural University, received his M. Sc. degree in 2003 from Harbin Institute of Technology, received his Ph. D. degree in 2009 from Harbin Institute of Technology. Now he is associate professor in Kunming University of Science and Technology. His main research interests include Robot technology and applications, mechanical design.



李曰阳, 2006 年于山东交通学院获得学士学位, 2010 年于山东大学获得硕士学位, 现为山东农业工程学院副教授, 主要研究方向为智能农业装备、机电一体化。

E-mail: z2013167@sdaeu.edu.cn

Li Yueyang received his B. Sc. degree in 2006 from Shandong Jiaotong University, received his M. Sc. degree in 2010 from Shandong University. Now he is associate professor in Shandong Agriculture and Engineering University. His main research interests include intelligent agricultural equipment and mechatronics.



彭真, 2020 年于重庆人文科技学院获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生在读, 主要研究方向为多传感器融合 SLAM 技术及机器人控制研究。

E-mail: 614372411@qq.com

Peng Zhen, received his B. Sc. degree from Chongqing Institute of Humanities and Technology in 2020, and is currently a master's student at Kunming University of Science and Technology, with main research interests in multi-sensor fusion SLAM technology and robot control research.