

面向室内退化环境的多传感器建图方法^{*}

胡丹丹, 于沛然[†], 岳凤发

(中国民航大学 电子信息与自动化学院, 天津 300300)

摘要: 在室内同时定位与建图(SLAM)的实际应用中, 对称单一结构环境易造成激光 SLAM 错误建图, 低质量光照或低纹理环境易造成视觉 SLAM 失效。针对上述室内退化环境, 提出一种将激光、视觉、惯性测量单元(IMU)进行紧耦合的 LVI-SLAM 方法。在该方法前端, 设计视觉评价环节对视觉信息置信度进行自适应调整。在该方法后端, 进行位姿图优化以及多传感器回环抑制累积误差。视觉评价实验、单走廊实验以及大场景建图实验的结果证明了该方法的鲁棒性和精确性。在面积为 1050m² 的复杂室内环境下, 采用该方法建图误差为 0.9%。

关键词: 同时定位与建图; 多传感器融合; 图优化; 室内自主导航机器人

中图分类号: TP242.6 doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.08.0252

Multi-sensor mapping method for indoor degraded environment

Hu Dandan, Yu Peiran[†], Yue Fengfa

(Electronic Information & Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In the application of indoor simultaneous localization and mapping (SLAM), the symmetric or single structure environment causes the wrong mapping of laser SLAM, while the low quality lighting or low texture environment causes the failure of visual SLAM. This paper developed a LVI-SLAM method for the indoor degraded environment which tightly couples laser, visual and inertial measurement unit (IMU). In the front-end of the method, the visual evaluation module makes adaptive adjustment for the visual information confidence. In the back-end of the method, pose graph optimization and multi-sensor closed-loop module restrain cumulative errors. The results of visual evaluation experiment, single corridor experiment and large scene mapping experiment show that visual evaluation has effectiveness and LVI-SLAM has robustness and accuracy. When mapping the large indoor environment(1050m²), the LVI-SLAM error is 0.9%.

Key words: simultaneous localization and Mapping(slam); multi-sensor Fusion; graph optimization; indoor autonomous navigation robot

0 引言

同时定位与建图(SLAM)的提出与发展, 为室内机器人的建图定位、导航等问题提供了基本技术框架。早期 SLAM 的实现一般利用扩展卡尔曼滤波^[1]、无迹卡尔曼滤波^[2]、粒子滤波^[3]等滤波方法。近年来非线性优化方法^[4]被广泛使用, SLAM 系统的性能得到大幅提高。根据传感器区分, 激光 SLAM 和视觉 SLAM 具有各自的优势与局限性^[5]。

激光 SLAM 建立的占用概率栅格地图存储结构紧凑, 适合路径规划。基于 Rao-Blackwellized 粒子滤波的 Gmapping 方法^[6]能够缓解 Fast-SLAM^[7]粒子耗散问题, 但该方法必须使用里程计且大规模建图效果差。Hector 方法^[8]仅需激光雷达, 但载体旋转时易建图失败, 难以实现回环检测。Cartographer^[9]是激光 SLAM 的优秀工程实现, 使用非线性图优化在子地图层面和全局层面对地图进行优化处理, 但是该方法应对单一对称的结构时易产生错误的匹配导致较大的建图误差。

相较于激光 SLAM 简单的数据形式, 视觉 SLAM 利用环境色彩和纹理信息进行建图定位, 不受单一对称结构环境的影响。ORB-SLAM2 方法^[10]定位精确较高, 但 ORB(Oriented FAST and Rotated BRIEF)特征点匹配算法耗时, 且快速运动、纯旋转时 ORB-SLAM2 误差显著增大。紧耦合融合 IMU 和视觉信息的 VINS 方法^[11], 使用 KLT(Kanade-Lucas-Tomasi

Tracking)光流^[12]进行特征点跟踪, 利用非线性局部滑动窗口优化以及含有回环的全局位姿图优化实现较高精度视觉建图定位, 有效缓解了纯视觉 SLAM 快速运动、纯旋转问题。由于 KLT 光流法的灰度不变假设, VINS 在低质量光照、弱纹理环境中前端跟踪特征点数量减少, 导致误差增大。

以 VINS 为代表, 利用 IMU 提高 SLAM 性能的做法日渐广泛。IMU 能够高频输出角速度和加速度, 且消费级产品价格适中。然而 IMU 误差模型较为复杂, 简单地积分加速度和角速度会导致位姿发散, 因此 IMU 更适合计算短时间的快速运动以克服其他传感器的局限性。

近年来一些学者提出融合多种传感器以提高 SLAM 在退化环境中的性能。Zhang 等人^[13]提出的 LOAM 方法, 使用视觉和 IMU 信息校正激光雷达建图偏差, 该方法鲁棒性较好, 但缺乏回环抑制漂移误差。2018 年 Ding 等人^[14]提出在栅格地图的基础上, 利用 VINS 修正的视觉地图并压缩激光栅格地图的规模。该方法能够解决多传感器 SLAM 算法在不同光照环境下的鲁棒性, 缺点是建图过程不具备实时性, 需离线处理。张亮等人^[15]提出一种基于位姿增量的多传感器融合方法, 将 IMU 和里程计信息融合到 Cartographer 建图过程中, 提高了算法在长走廊环境的鲁棒性, 通过数据集实验证明了精度提高, 然而该方法实际实验数据较少, 实际精度提高效果未知。Shao-Hung Chan^[16]将二维激光雷达和视觉信息进行融合, 通过轨迹匹配融合得到位姿的方法降低误差并提

收稿日期: 2020-08-06; 修回日期: 2020-09-23 基金项目: 中央高校科研基金资助项目(3122019043)

作者简介: 胡丹丹(1979-), 女, 山东临沂人, 副教授, 硕导, 硕士, 主要研究方向为地面、空中机器人控制与导航; 于沛然(1995-), 男(通信作者), 山东烟台人, 硕士研究生, 主要研究方向为室内机器人建图与定位(albusyu95@163.com); 岳凤发(1986-), 男, 天津人, 讲师, 博士, 主要研究方向为机器人导航与控制。

高鲁棒性, 缺点是实验环境过于理想, 提出方法未针对退化环境问题作出优化。

综上所述, 本文针对室内退化环境的建图问题, 提出一种使用激光、视觉、IMU 信息进行紧耦合信息融合的 LVI-SLAM 方法, 可实现具有鲁棒性和精确性的室内概率栅格地图的构建。

1 方法框架

LVI-SLAM 框图如图 1 所示, 分为数据预处理, 前端, 后端三个部分。

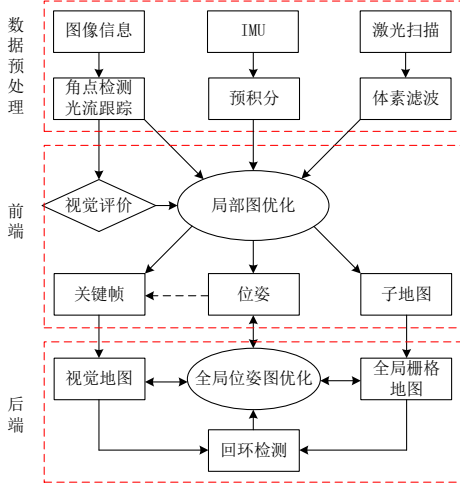


图 1 LVI-SLAM 框架

Fig. 1 LVI-SLAM block diagram

数据预处理阶段, 对图像进行角点检测与 KLT 光流跟踪; 对 IMU 提供的加速度、角速度信息进行预积分处理; 对于激光雷达回波数据, 先去除超过量程的错误数据, 然后对数据进行体素网格滤波, 将二维空间用网格分割, 每个网格内的所有激光数据点用一个重心点表示。LVI-SLAM 前端的核心理是紧耦合局部非线性优化, 构建目标函数实现位姿跟踪和地图构建。同时前端选取关键帧加入视觉地图, 构建栅格子地图。针对视觉的退化环境, 在前端中加入评价模块, 自适应调整视觉前端在局部图优化中的置信度。LVI-SLAM 后端利用已构建地图进行激光、视觉回环, 并进行位姿图全局优化, 从而抑制累积误差。

2 基于视觉评价的紧耦合前端

2.1 紧耦合多传感器信息融合

早期多传感器信息融合为松耦合方法, 分别获取不同传感器的位姿, 通过滤波算法进行融合^[17]。松耦合的迭代形式决定了该方法容错性差, 数据利用率低, 大规模建图时数据量难以控制。

紧耦合^[18]是指基于非线性优化的信息融合方法, 其核心思想是直接使用传感器预处理后的数据进行位姿求解, 能够有效利用历史数据进行位姿和地图的优化^[19]。非线性优化能够根据传感器模型建立关于待优化变量与观测值的非线性残差函数, 对一段时间内的系统状态进行批量求解^[20]。随着求解方法的完善, 大规模的实时非线性优化已经实现。图优化概念则以节点表示非线性优化问题中的待优化变量, 并以边表示观测方程的约束, 一条边可以连接若干节点^[21]。

多种传感器信息融合时, 需考虑时间同步问题。已知摄像机图像频率为 f^c , IMU 信息输出频率为 f^i , 单线激光雷达扫描频率为 f^l 。传感器信息将在如图 2 宽度为 T 的同步窗口内滑动, 在该窗口内视觉信息的总帧数为 M , IMU 信息的总帧数为 B , 更新局部位姿图优化目标函数。系统前端位姿发布频率为 f^l 。

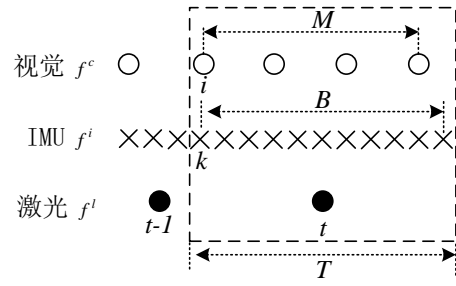


图 2 传感器同步图

Fig. 2 Sensor synchronization diagram

建立 LVI-SLAM 前端局部图优化目标函数如式(1)。变量右上角符号代表传感器, 其中 E^i, E^c, E^l 分别为 IMU 残差项、视觉残差项、激光残差项。局部图优化变量为世界坐标系 W 下的二维平面状态量 $\xi = [x, y, \theta]^T$ 、激光扫描坐标 $p^l = [p_x^l, p_y^l]^T$ 、视觉地图特征点以向量 $p^c = [p_x^c, p_y^c]^T$ 表示。对应的图优化因子图如图 3 所示。使用鲁棒 Huber 核函数如式(2), 可抑制某个传感器错误观测引起的整体残差的发散。当残差大于阈值 δ 时, 残差将被控制在线性增长的规模内。

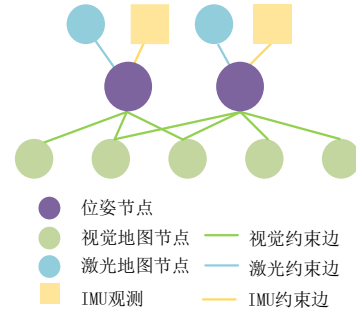


图 3 局部图优化

Fig. 3 Illustration of local graph optimization

$$\arg \min_{\{\xi, p^c, p^l\}} [\rho(E^i) + \rho(E^c) + \rho(E^l)] \quad (1)$$

$$\rho(E) = \begin{cases} E & E < \delta \\ \delta(E - \delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

IMU 残差项如式(3)^[22], r_k 为 IMU 第 k 至 $k+1$ 帧观测值 $z_{k,k+1}^i$ 所得到的预测值与预积分值之间的残差。 $\Sigma_{k,k+1}^i$ 为 IMU 协方差。

$$E^i = \sum_{k \in B} \left\| r_k \left(z_{k,k+1}^i, {}^W \xi_k^i \right) \right\|_{\Sigma_{k,k+1}^i}^2 \quad (3)$$

构造光束法平差视觉残差约束如式(4)^[4], 其中待优化变量为 M 个摄像机位姿 ξ_t^c , N 个地图点的位姿 p_j^c 。 z_{ij}^c 为摄像机观测值, $h(\cdot)$ 为摄像机观测模型函数, 两者构成重投影残差, 其中 Σ^c 为视觉协方差。

$$E^c = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\| z_{ij}^c - h({}^W \xi_i^c, {}^W p_j^c) \right\|_{\Sigma^c}^2 \quad (4)$$

$M_{smooth}(\cdot)$ 对子地图进行双线性三次插值平滑, 用以更好的匹配激光扫描数据。构建激光约束残差如式(5), 扫描匹配器子地图坐标系 W' 下的优化激光位姿 ${}^{W'} \xi_t^l$, 使其 S 个扫描点 p^l 在子地图中的概率之和最大化。对于地图栅格内的概率值 $[0, p_{min}]$ 为无障碍, $[p_{min}, p_{max}]$ 为未知待更新, p_{max} 以上为障碍物, 参考文献[9]进行概率值更新。

$$E^l = \sum_{s=1}^S [1 - M_{smooth}({}^{W'} \xi_t^l, p_s^l)] \quad (5)$$

2.2 视觉置信度的自适应调整

特征点数量及其跟踪效果决定了视觉前端信息输出的质量。KLT 光流法假设相邻图像帧内的亮度恒定, 其次 KLT 光流法假设相邻帧之间运动微小。图像帧信息存在亮度差异或运动快速时, 特征点跟踪能力下降, 前端视觉位姿跟踪精度

降低。此外低纹理环境下, 特征点数量显著减少, 同样会造成上述问题。因此特征点跟踪数量与运动状态可以作为视觉位姿跟踪质量的评价指标。

为了式(1)中的视觉残差项能更好的参与局部位姿图优化, 对 LVI-SLAM 前端的视觉前端特征点跟踪性能和运动状态进行检测。设当前跟踪特征点的数量为 n_{track} , Δx , Δy 以及 $\Delta\theta$ 分别为单位时间内系统位姿估计值的变化量, 针对角度的变化可以评价系统的纯旋转问题。其中 $w_{feature}$ 为特征跟踪性能权值, w_{motion} 与 w_{angle} 分别为线速度与角速度运动特性权值。

$$S^c = w_{feature} n_{track} - w_{motion} \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} - w_{angle} \Delta\theta \quad (6)$$

视觉残差项的协方差 Σ^c 的逆可以表示置信度, 称之为信息矩阵 Ω^c , 利用 S^c 对协方差迭代进行改进。

$$\Omega_{i+1}^c = (\Sigma_{i+1}^c)^{-1} = \left(\frac{\Sigma_i^c}{S_i^c} \right)^{-1} \quad (7)$$

$$S_{Norm}^c = \frac{S^c}{w_{feature} n_{max}} \quad (8)$$

令 n_{max} 为视觉前端跟踪特征点的最大数量, 使用式(8)对评分进行归一化。 $S_{Norm}^c < S_{threshold}^c$ 时认为视觉位姿跟踪性能不佳, 此时关闭局部图优化中的视觉约束, 但保持视觉信息预处理、关键帧选取功能的运行。此时关键帧位姿由激光与 IMU 参与的局部图优化的结果提供。由于处于水平地面的机器人可以不考虑垂直方向、俯仰和横滚运动, 此三个位姿变量将保留视觉约束关闭时的值, 一般为 0。

3 基于回环与位姿图的后端优化

与 LVI-SLAM 前端的局部图优化不同, 位姿图^[23](Pose Graph)优化中的地图不再被优化, 而作为位姿估计的约束条件, 即只优化传感器位姿。位姿图优化可以避免实时优化全局地图信息所造成的大计算量。可以在局部位姿之间、位姿与回环点之间构造约束, 抑制累积误差。相对于前端局部图优化的高频运行, 位姿图优化在后端低频运行因而不影响系统实时性。

现有一组以李代数表示的位姿集 $\zeta = (\zeta_1, \dots, \zeta_n)$, 则 ζ_i 与 ζ_j 间运动为由前端得到的估计值 $\Delta\zeta_{i,j}$, 由于累积误差的存在。式子(9)无法精确成立, 因此利用图优化的思想, 令 $\Delta\zeta_{i,j}$ 为边, 令待优化变量 ζ_i 与 ζ_j 为节点, 构造误差函数, 如式(10)。将位姿集 ζ 内进行联合优化, 可得式(11)。

$$\Delta\zeta_{ij} = \zeta_i^{-1} \circ \zeta_j = \ln \left\{ \exp \left[(-\zeta_i)^\wedge \right] \exp \left[(\zeta_j)^\wedge \right] \right\}^\vee \quad (9)$$

$$e_{ij} = \ln \left\{ \exp \left[(-\zeta_{ij})^\wedge \right] \exp \left[(-\zeta_i)^\wedge \right] \exp \left[(\zeta_j)^\wedge \right] \right\}^\vee \quad (10)$$

$$\arg \min_{\zeta} \sum_{i,j \in \zeta} e_{ij}^\top \Sigma_{ij}^{-1} e_{ij} \quad (11)$$

在位姿图优化的基础上进行回环检测与优化。如图 4 所示, LVI-SLAM 包含三种位姿图优化的边和三种节点。为了保证位姿边约束有适中的节点分布, 优化周期更加合理, 采用视觉关键帧时刻的位姿。位姿边连接相邻的实时关键帧位姿节点。

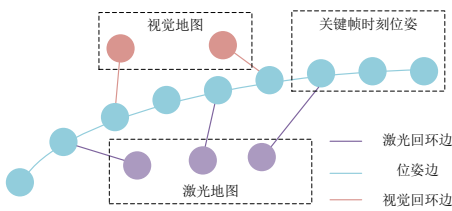


图 4 位姿图与回环

Fig. 4 Illustration of pose graph and closed-loop

LVI-SLAM 前端生成视觉关键帧的同时, 最新关键帧将成为视觉地图的一部分并进行词袋^[24]视觉回环检测。回环成

立则构造视觉回环边, 对当前时刻位姿以及视觉地图进行全局优化。激光回环检测时, 当前的激光扫描在已有激光地图内进行检索匹配, 为提高效率使用变地图分辨率的分支定界法^[25]进行检索。一旦形成回环则构造激光回环边, 对当前子地图与地图进行全局优化。

4 实验结果与分析

实验所用计算机主要配置为 Intel Core i5-8400 2.80GHz CPU, 16.00GB 内存, Linux 操作系统。使用 ROS(robot operating system)平台进行时间同步、坐标轴转换等软件编程, 非线性优化问题使用 Ceres 实现。使用 Rosbag 录制激光扫描信息、IMU 信息、视觉信息制作实验数据集。30Hz 单目视觉信息与 200Hz 的 IMU 信息由 Intel D435i 提供。激光采用单线 10Hz 激光雷达, 测距范围为 0.05 至 16m。实验前首先使用 Kalibr 工具包^[26]对 D435i 进行标定确立外参。实验平台如图 5(a)所示。

视觉评分实验误差 e_c 为终点位姿与实际终点的欧式距离。单一走廊实验和大场景建图中, 根据文献[27]的误差计算方法, 先计算实验所得栅格地图面积为 S_{map} , 并测量 5 次实验环境面积后取平均值 \bar{s}_a , 最后通过式(12)计算建图误差 e_{map} 。

$$e_{map} = |1 - S_{map} / \bar{s}_a| \times 100\% \quad (12)$$



图 5 实验平台与场景

Fig. 5 Experiment platform and test scene

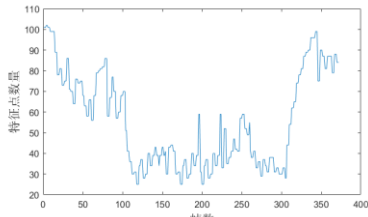
4.1 视觉评分实验

验证低纹理环境对特征点跟踪性能的影响。在充足光照下, 实验平台靠近墙体一侧移动并采集图像提取 Harris 特征点。特征点数量变化如图 6(a)所示。如图 6(b)所示起始和结束位置图像信息纹理较多, 特征点数量多。如图 6(c)所示低纹理区域, 视野内存在大面积白色墙体, 特征点数量显著减少。

实验平台在 63.3m 的走廊中进行直线移动, LVI-SLAM 仅进行视觉位姿跟踪。光照环境分别设置为充足光照(场景一), 起始部分光照(场景二), 全程无光照(场景三), 如图 5(b)~(d)所示。调定评价函数式(6)中的权值分别为 $w_{feature}=5$, $w_{motion}=2$, $w_{angle}=5$ 。

平台移动速度以及实验结果如表 1 所示, 在三种场景下的归一化评分趋势如图 7。场景中视觉评分保持稳定, 走廊末端灯光与自然光照交替, 跟踪特征点减少使评分下降, 误差为 0.28m。场景中, 实验平台进入光照不足环境时, 评分显著下降, 误差较场景一增大 1.75m。场景中特征点跟踪能力差, 放缓实验平台移动速度。评分在较低水平, 误

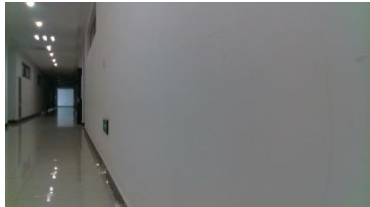
差增大至 9.46m。综合实验结果可知, 光照质量是影响视觉位姿跟踪性能的主要因素。进行视觉评分并进行视觉信息置信度调整能够增强 LVI-SLAM 的鲁棒性。



(a)特征点数量



(b)正常区域



(c)低纹理区域

图 6 低纹理环境实验

Fig. 6 Low texture environment Experiment

调定 $S_{threshold}$ 为 0.15。此时除了少数极端黑暗、快速运动情况, 视觉信息都可在 LVI-SLAM 中有效存在, 参与紧耦合位姿解算和地图构建。鲁棒核函数式(2)以及协方差迭代式(7)能够保证系统在视觉退化环境下的容错性和鲁棒性。

表 1 视觉评分实验结果

Tab. 1 Visual scoring experiment results

项目	场景一	场景二	场景三
e_c	0.28m	2.03m	9.46m
平均移动速度	1.17m/s	1.26m/s	0.84m/s
平均评分	0.40	0.28	0.19

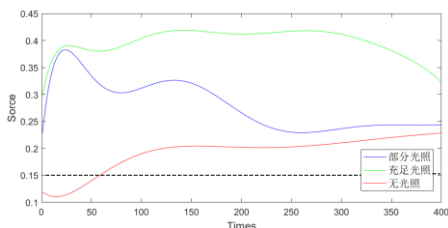


图 7 归一化评分

Fig. 7 Normalized score

4.2 单一走廊实验

实验平台由大厅 A 经过走廊 BC 至大厅 D, 然后返回起点, 全程提供充足光照。面积 \bar{s}_a 为 328.5m², 其中走廊 BC 长度为 63.3m。实验得到建图数据如表 2 所示。

表 2 单一走廊建图实验数据

Tab. 2 Single corridor mapping experiment data

方法	数据		
	L_{BC}/m	地图面积/m ²	$e_{map}/\%$
参考真实值	63.3	328.5	—
Cartographer(IMU)	58.3	316.0	3.8
LVI-SLAM	63.1	327.1	0.4

仅使用激光雷达进行 Cartographer 建图结果如图 8(a),

激光错误匹配位姿跟踪失败, 走廊结构错误, 返回起点时得到大厅 A 的错误地图 A₁。使用激光雷达与 IMU 进行 Cartographer 建图实验, 地图面积 S_{map} 为 316.0m², 走廊长度 BC 为 58.3m, 误差 e_{map} 为 3.8%。如图 8(b)所示, 地图局部出现“重影”现象, 匹配错误问题并未消除, 造成建图较大误差。使用 LVI-SLAM 进行实验, 得到的地图如图 8(c), 地图面积 S_{map} 为 327.1m², 走廊 BC 长度为 63.1m, 误差 e_{map} 为 0.4%, 地图结构正确且重影现象消失, 精度提升 3.4%。

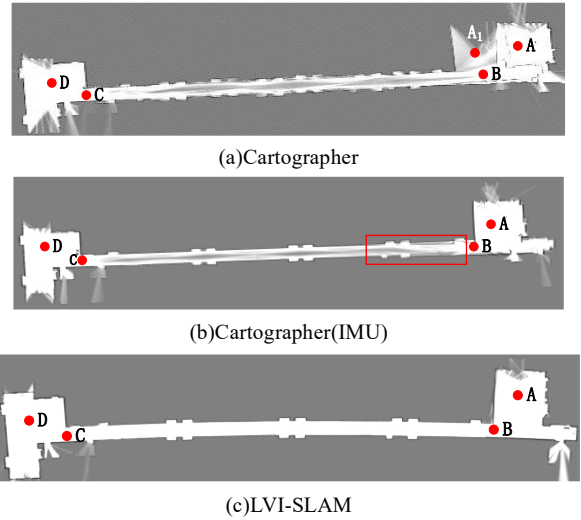


图 8 单走廊建图实验结果

Fig. 8 Single corridor mapping experiment results

4.3 大场景建图实验

在图 9 所示的室内区域中实验, 面积 \bar{s}_a 为 1050.0m²。走廊 BE、过渡区 EH 环境较暗, 走廊 AF 照明充足, 过渡区 FG、DK 以及走廊 CD 有部分照明, GK 内包含两处高亮度连廊。运行起点为 B 点, 路径为 BH、HG、GA、AG、GK、KH、HK、KC、CK, 往复经过的路径可以形成回环, 路径总长为 565.3m。

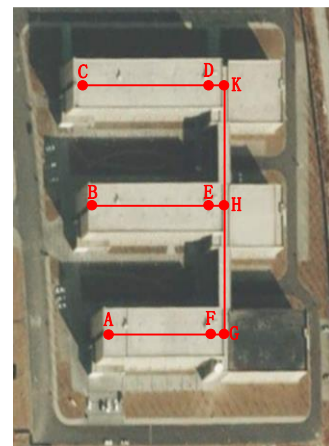


图 9 大场景建图实验区域

Fig. 9 Large area mapping experiment environment

实验结果如表 3 所示, 使用 AF、BE、CD、GK 段的建图长度与误差 e_{map} 一同对精度进行评估。

表 3 大场景建图实验数据

Tab. 3 Large area mapping experiment data

方法	数据					
	L_{AF}/m	L_{BE}/m	L_{CD}/m	L_{GK}/m	地图面积/m ²	$e_{map}/\%$
参考真实值	58.7	66.7	74.5	111.8	1050.0	—
Cartographer(IMU)	55.6	56.9	72.0	113.6	964.5	8.1
LVI-SLAM	57.8	64.8	74.1	111.2	1039.7	0.9

建图效果如图 10 所示。仅使用激光雷达的 Cartographer 建图实验结果如图 10(a), A 点掉头后发生位姿跟踪错误, 建

图失败。使用激光雷达与 IMU 的 Cartographer 建图效果如图 10(b), 地图面积 S_{map} 为 964.5m^2 , BE 段建图结果误差达到 9.8m , e_{map} 为 8.1% 。无后端优化建图结果如图 10(c), A 点掉头建图误差开始增大, 经过 H 点时大尺度累积误差导致地图出现断裂。使用 LVI-SLAM 建图结果如图 10(d)所示, 地图面积 S_{map} 为 1039.7m^2 , e_{map} 降低至 0.9% , 地图结构正确。

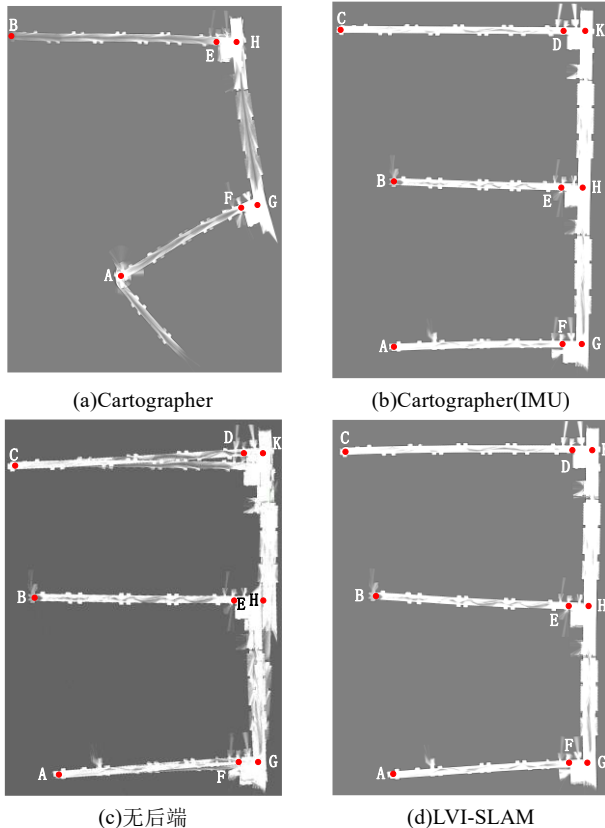


图 10 大场景建图实验结果

Fig. 10 Large area mapping experiment results

5 结束语

针对室内机器人建图与导航时, 单一对称、低质量光照的退化环境造成建图误差增大的问题, 提出一种将激光雷达、摄像机和 IMU 信息进行紧耦合的 LVI-SLAM 方法, 设计视觉环境的评价方法, 增强系统融合视觉信息时的鲁棒性。设计后端进行回环和位姿图优化抑制累积误差。

通过实验验证低纹理环境可导致特征点跟踪数量的显著减少, 通过纯视觉位姿跟踪对比实验证明视觉评价环节的有效性, 确定了评价函数的权值信息与阈值 $S_{threshold}$ 。在良好光照条件下进行单走廊实验, 实验结果表明 LVI-SLAM 能够正确构建地图, 误差显著降低。进行复杂光照环境、多走廊大场景建图实验, 结果表明本文方法相较于使用 IMU 的 Cartographer 方法, 误差降低 7.2% , 具有更好的建图精度和鲁棒性。

后续将利用多传感器建图结果, 在 LVI-SLAM 框架下对定位初始化和重定位功能展开进一步研究以提高方法的实用性。

参考文献:

- Davison A J. SLAM with a single camera [C]// Proceedings of Workshop on Concurrent Mapping and Localization for Autonomous Mobile Robots in Conjunction with ICRA. Washington, DC, USA, 2002: 18-27.
- Martinez Cantin R, Castellanos J A. Unscented SLAM for large-scale outdoor environments [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2005.
- Li Maohai, Hong Bingrong, Cai Zesu, *et al.* Novel Rao-Blackwellized particle filter for mobile robot SLAM using monocular vision [J]. International journal of intelligent technology, 2006, 1 (1): 63-69.
- Konolige K, Grisetti G, Rainer K, *et al.* Efficient Sparse Pose Adjustment for 2D mapping [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2010.
- Cadena C, Carlone L, Carrillo H, *et al.* Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 32 (6): 1309-1332.
- Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved Techniques for Grid Mapping With Rao-Blackwellized Particle Filters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23 (1): 34-46.
- Montemarlo M. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [C]// Proceedings of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, Edmonton, Canada, 2002. American Association for Artificial Intelligence, 2002.
- Kohlbrecher S, Stryk O V, Meyer J, *et al.* A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation [C]// 2011 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. IEEE, 2011.
- Hess W, Kohler D, Rapp H, *et al.* Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM [C]// 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2016.
- Mur-Artal R, Tardos J D. ORB-SLAM2: an Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo and RGB-D Cameras [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33 (5): 1255-1262.
- Li P, Qin T, Hu B, *et al.* Monocular Visual-Inertial State Estimation for Mobile Augmented Reality [C]// 2017 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR). IEEE Computer Society, 2017.
- Lucas D B. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision (DARPA) [J]. Proc Ijcai, 1981, 81 (3): 674-679.
- Zhang J, Singh S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift, robust, and fast [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2015.
- Ding X, Wang Y, Li D, *et al.* Laser map aided visual inertial localization in changing environment [J]. 2018.
- 张亮, 刘智宇, 曹晶瑛, 等. 扫地机器人增强位姿融合的 Cartographer 算法及系统实现 [J/OL]. 软件学报, 2020, 31 (9): 2678-2690. [2020-09-12] <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5937.htm> (Zhang Liang, Liu Zhiyu, Cao Jingying, *et al.* Cartographer algorithm and system implementation based on enhanced pose fusion of sweeping robot [J/OL]. Journal of Software, 2020, 31 (9): 2678-2690. [2020-09-12] <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5937.htm>)
- Chan S H, Wu P T, Fu L C. Robust 2D Indoor Localization Through Laser SLAM and Visual SLAM Fusion [C]// 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). IEEE, 2018.
- Li M, Mourikis A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry [J]. International Journal of Robotics Research, 2013, 32 (6): 690-711.
- Shen S, Michael N, Kumar V. Tightly-coupled monocular visual-inertial fusion for autonomous flight of rotorcraft MAVs [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2015: 5303-5310.
- 施俊屹, 查富生, 孙立宁, 等. 移动机器人视觉惯性 SLAM 研究进展 [J/OL]. 机器人: 1-15 [2020-09-12]. <https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.190685>. (Shi Junyi, Zha Fusheng, Sun Lining, *et al.* A Survey of Visual-Inertial SLAM for Mobile Robots. [J/OL]. Robot: 1-15 [2020-09-12]. <https://doi.org/10.13973/j.cnki.robot.190685>.)
- Triggs B. Bundle Adjustment — A Modern Synthesis [J]. 1999.

- [21] 徐晓苏, 代维, 杨博, 等. 室内环境下基于图优化的视觉惯性 SLAM 方法 [J]. 中国惯性技术学报, 2017, 25 (3): 313-319. (Xu Xiaosu, Dai Wei, Yang Bo, *et al.* Visual-aid inertial SLAM method based on graph optimization in indoor [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2017, 25 (3): 313-319.)
- [22] Forster C, Carlone L, Dellaert F, *et al.* On-Manifold Preintegration for Real-Time Visual-Inertial Odometry [J]. IEEE transactions on robotics, 2017, 33 (1): 1-21.
- [23] Dubbelman G, Browning B. COP-SLAM: Closed-Form Online Pose-Chain Optimization for Visual SLAM [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2015, 31 (5): 1194-1213.
- [24] Galvez-Lpez D, Tardos J D. Bags of Binary Words for Fast Place Recognition in Image Sequences [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2012, 28 (5): 1188-1197.
- [25] Clausen J. Branch and bound algorithms-principles and examples [J]. Computer, 1999, 22 (5): 658-663.
- [26] Rehder J, Nikolic J, Schneider T, *et al.* Extending kalibr: Calibrating the extrinsics of multiple IMUs and of individual axes [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation. IEEE, 2016.
- [27] 张国强, 韩军, 陈方杰, 等. 一种在激光雷达无回波区域的地图构建算法 [J]. 计算机应用研究, 2019, 36(12): 3874-3877. (Zhang Guoqiang, Han Jun, Chen Fangjie, *et al.* Map-building algorithm for non-echo region of LiDAR [J]. Application Research of Computers, 2019, 36 (12): 3874-3877.)