

移动机器人多传感器融合建图与定位算法研究

许益豪, 叶平

(北京邮电大学智能工程与自动化学院, 北京 100876)

摘要: 针对现有的激光点云建图定位方法和视觉建图定位方法在复杂环境中精度下降和鲁棒性不足的问题, 本文提出了一种多传感器融合建图定位算法。在建图过程中对激光点云信息和视觉信息进行融合, 构造基于关键帧的激光点云-视觉融合地图; 同时采用两种信息, 进行回环检测和由粗到细的位姿解算, 通过位姿图优化减轻融合地图误差; 基于全局一致的融合地图, 实现精确和鲁棒的全局定位和局部定位。基于实际采集的数据进行测试, 结果表明相比于仅采用激光点云或视觉的建图定位方案, 本文提出的方法具有更好的建图和定位效果。
关键词: 同步定位与建图; 移动机器人; 多传感器融合; 回环优化
中图分类号: TP242

Research on Mapping and Localization Algorithms for Mobile Robots with Multi-sensor Fusion

Xu Yihao, Ye Ping

(School of Intelligent Engineering and Automation, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: Aiming at the problem that the accuracy and robustness of the existing Lidar point cloud mapping and visual mapping are low in complex environment, a multi-sensor fusion mapping algorithm is proposed in this paper. The Lidar point cloud information and visual information are fused in the process of mapping, and the Lidar point cloud-visual fusion map based on key frame is constructed. Two kinds of information are used at the same time to detect the loop and estimate the pose from coarse to fine, and the error of fusion map is reduced by the pose map optimization. Based on the globally consistent fusion map, accurate and robust global and local localization can be achieved. Based on the actual data collected, the test results show that the proposed method has better mapping and positioning results than only using Lidar point cloud or vision.

Key words: Simultaneous localization and mapping; Mobile robot; Multi-sensor fusion; Loop optimization

0 引言

当前主流的 SLAM^[1]工作大致分为四种: 纯激光雷达 SLAM、纯视觉 SLAM、激光雷达-惯性 SLAM 和视觉-惯性 SLAM。然而, 在建图和定位方法中仅使用激光雷达或相机其中之一存在局限性。例如, 相机受光照和纹理影响较大, 而激光雷达在缺乏几何结构的环境中容易失效。

移动机器人经常需要在复杂环境中完成高难度的建图和定位任务, 基于单一传感器的 SLAM 已经无法提供有效的技术支撑。例如, 在自动巡逻任务中, 需要融合毫米波雷达、激光雷达、相机、IMU 和 GNSS 等多种传感器才能有效地应对复杂路况; 同样, 地下探索

作者简介: 许益豪 (1999-), 男, 主要研究方向为多传感器融合 SLAM

通信联系人: 叶平 (1979-), 男, 硕导, 从事移动机器人视觉定位与运动控制、空间机器人控制等方面研究. E-mail: yeping@bupt.edu.cn

的任务中，机器人需要融合相机、IMU 和 3D 激光雷达等多种传感器来完成自主定位和建图。面对移动机器人愈加复杂和危险的任务，多传感器融合建图与定位已经成为发展趋势。

在激光雷达 SLAM 领域，Zhang J 和 Singh S 于 2014 年提出的 LOAM^[2]是具有开创性的工作，Xu W 等人在 2021 年又提出了快速、鲁棒的激光雷达-惯性融合 FAST-LIO2^[3]；在视觉 SLAM 领域，2017 年香港科技大学发布的 VINS-Mono^[4]是一种经典的视觉-惯性 SLAM，采用单目相机和 IMU，可划分为视觉前端、后端优化和回环检测三个部分；多传感器融合方面，R3LIVE^[5]是香港大学 MARS 实验室于 2022 年发布的融合 SLAM 框架，采用激光雷达、相机和 IMU 三种传感器，旨在解决激光雷达 SLAM 在缺乏结构的环境中常遇到的退化问题，MARS 实验室于 2024 年提出的 FAST-LIVO2^[6]结合了 SVO^[7]的特点，通过最小化直接光度误差来对齐新图像，能够以较低的计算成本处理具有挑战性的环境。

以上 SLAM 方案都不能很好解决长时间运行情况下的定位漂移问题，本文旨在构建一套完备的针对移动机器人的多传感器融合地图构建和优化系统，为移动机器人定位提供准确的地图先验信息，从而提高定位的精度和鲁棒性。

1 激光点云-视觉融合地图构建算法研究

1.1 系统框架

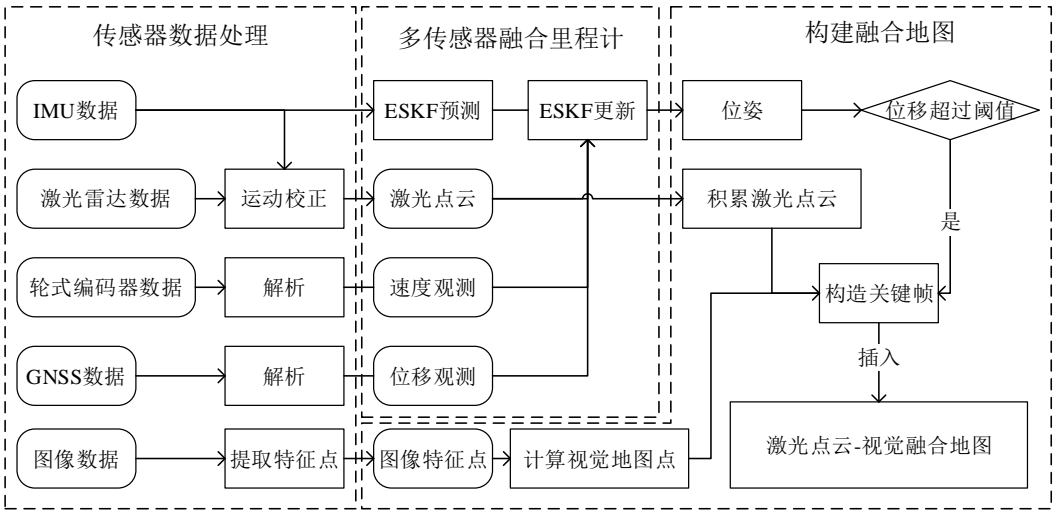


图 1 激光点云-视觉融合地图构建算法系统框架图

Fig. 1 Lidar point cloud - visual fusion map construction algorithm system framework

激光点云-视觉融合地图构建算法主要由传感器数据处理、多传感器融合里程计和融合地图构建三部分组成，如图 1 所示。基于 ESKF^[8]的多传感器融合里程计充分利用 IMU、激光雷达、轮式编码器和 GNSS 数据。基于里程计位姿信息，将时间戳相同的激光点云和视觉信息构造为关键帧，插入到激光点云-视觉融合地图中。

1.2 基于激光点云和图像的融合地图构建

65 在多传感器融合里程计提供准确位姿的基础上，本文主要以关键帧的形式构建激光点云-视觉融合地图，每一个关键帧中包含了某一时刻的位姿、观测到的激光点云、图像特征点和视觉路标点等信息。

通常情况下，激光雷达和相机的输出频率不同，且存在一定的时间偏移，因此激光点云和图像特征点不能直接生成关键帧，需要在时间戳上进行对齐。本文将两张图像之间激光雷达扫描得到的所有点全部转换至第二张图像的到达时刻，同时将这些点作为观测数据，估计第二张图像到达时刻的位姿，如图 2 所示。

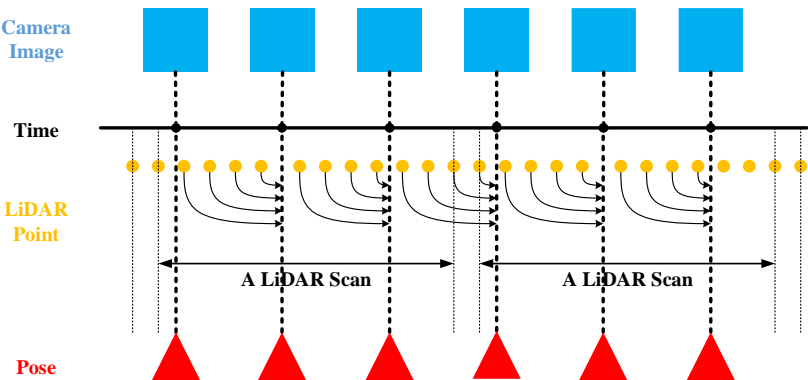


图 2 位姿与图像到达时刻对齐示意图
Fig. 2 Start of pose and image alignment diagram

75 在时间戳上进行对齐后，激光点云和图像特征点可以用于构造关键帧。为了避免冗余计算，只有当位移超过设定的阈值时（如 0.1 米），才会构造新的关键帧。

激光点云方面，只需将其由激光雷达坐标系转至世界坐标系下，累积到激光点云-视觉融合地图中即可；视觉方面，本文提取图像的 ORB^[9]特征点，采用三角测量和激光点云地图投影两种方式计算视觉路标点。

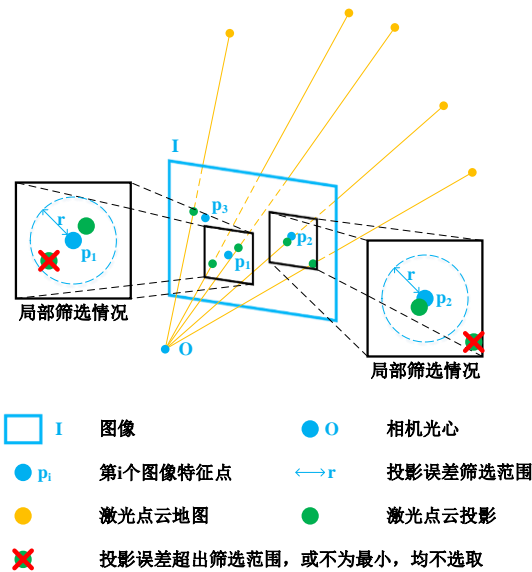


图 3 激光点云地图投影示意图
Fig. 3 Lidar point cloud map projection diagram

在激光点云地图的基础上，可以选取部分激光点云地图中的点投影到图像上，根据投影误差直接筛选出图像特征点对应的视觉路标点，如图 3 所示。激光点云地图投影可以在使用单张图像的情况下恢复图像特征点的深度，并且具有较高的精度，但是计算量较大。

2 激光点云-视觉融合地图优化算法研究

2.1 基于 3D 激光点云的闭环约束构建

2.1.1 基于 Scan Context 全局描述符的闭环检测

基于 Scan Context^[10]全局描述符的闭环检测如图 4 所示，具体流程如下：

- a) 基于当前关键帧 3D 激光点云生成二维矩阵形式的 Scan Context 描述符；
- b) 压缩 Scan Context 描述符信息生成向量形式的 Ring Key，用于加速匹配搜索；
- c) 先前所有关键帧 Ring Key 构成 kd 树^[11]，当前关键帧 Ring Key 在 kd 树中进行最近邻搜索，查找候选闭环关键帧；
- d) 计算当前关键帧与各个候选闭环关键帧的 Scan Context 描述符之间的相似度，最相似的作为闭环关键帧。

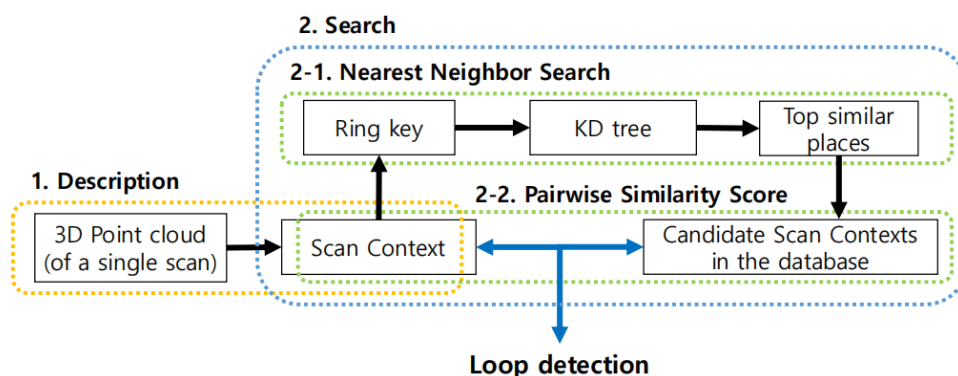


图 4 基于 Scan Context 描述符的闭环检测

Fig. 4 Closed-loop detection based on Scan Context descriptor

2.1.2 基于 FPFH 点云匹配算法的无初值粗略位姿解算

不考虑初值的点云匹配算法需要提取点云特征，本文基于 FPFH 特征对当前关键帧和闭环关键帧进行无初值粗略位姿解算。FPFH^[12]特征是 PFH^[13]（Persistent Feature Histograms）特征的改进，显著提高了计算效率，但是保留了 PFH 特征的大部分判别能力。

对源点云和目标点云计算所有 FPFH 特征，特征匹配后得到 n 组匹配好的 3D-3D 点对。

$$\mathbf{P}_s = \{\mathbf{p}_{s1}, \dots, \mathbf{p}_{sn}\}, \mathbf{P}_t = \{\mathbf{p}_{t1}, \dots, \mathbf{p}_{tn}\} \quad (1)$$

其中点集 \mathbf{P}_s 属于源点云，点集 \mathbf{P}_t 属于目标点云， \mathbf{p}_{si} 与 \mathbf{p}_{ti} 为匹配点对，本文采用 Umeyama^[14]算法闭式求解 3D 点对之间的旋转 \mathbf{R} 和位移 \mathbf{t} 。

在实际使用中，由于 FPFH 特征对点云质量非常敏感，特征匹配过程中的误匹配较多，因此计算出的位姿变换通常也存在一定误差，只能作为粗配准方法使用。

2.1.3 基于 ICP 点云匹配算法的有初值精确位姿解算

通过 FPFH 点云匹配算法计算出当前关键帧与闭环关键帧之间相对位姿初值 R 和 t 后，就可以使用 ICP^[15] 点云匹配算法进行精匹配，算法流程如下：

- a) 基于目标点云构建 kd 树加速最近邻搜索；
- b) 对于点云数量为 N 的源点云，根据 R 和 t 进行变换，在目标点云构成的 kd 树中进行最近邻搜索，得到 $n(n \leq N)$ 组匹配的 3D-3D 点对；

$$P_s = \{p_{s1}, \dots, p_{sn}\}, P_t = \{p_{t1}, \dots, p_{tn}\} \tag{2}$$

- c) 基于 Umeyama 算法求解 3D 点对之间的相对变换，对 R 和 t 进行更新；
- d) 对 R 和 t 进行评估，根据最新 R 和 t 对源点云进行变换，在目标点云构成的 kd 树中进行最近邻搜索，得到 $m(m \leq N)$ 组匹配的 3D-3D 点对。如果 m/N 达到设定的阈值，可以认为算法已收敛，得到相对位姿 R 和 t ，否则重回 b) 步骤继续迭代。

2.2 基于视觉的闭环约束构建

2.2.1 基于视觉词袋方法的闭环检测

视觉词袋方法^[16]忽略图像中特征点的位置和分布，将每个图像特征点都归类为对应的“单词”，将一幅图像视作若干“单词”的集合。为了加速图像特征点查找对应“单词”的速度，通常采用 k-means^[17] 算法或者其变种，通过逐层聚类的方式生成“词典树”。

本文基于视觉词袋方法的闭环检测采用逆序索引方法，如图 5 所示。逆序索引中记录了每个“单词”都出现在过哪些图像中，以及该“单词”在这些图像中的 TF-IDF 权重。遍历当前关键帧图像中的所有图像特征点，查找每个图像特征点所对应的“单词”，根据逆序索引投票得出最相似的候选闭环关键帧。其中 TF 权重是统计一幅图像中某个“单词”的出现频率，其数值越高，代表该“单词”在这幅图像中的区分度越高，而 TF-IDF 权重是 TF 权重和 IDF 权重之积。

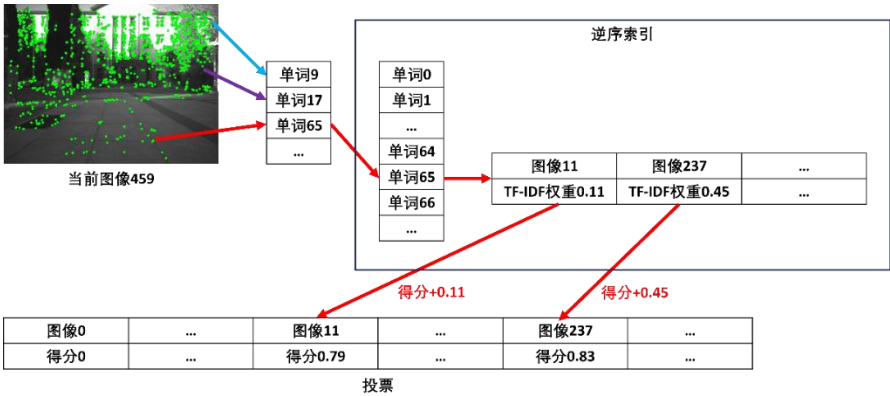


图 5 基于逆序索引的视觉词袋方法
Fig. 5 Visual word bag method based on reverse index

2.2.2 基于 PNP 算法的无初值粗略位姿解算

闭环检测得到当前关键帧的闭环关键帧后，对两个关键帧的图像特征点进行匹配，而闭环帧的图像特征点存在对应的三维地图点坐标，因此可以构成 n 对 3D-2D 点对为

$$x = \{x_1, \dots, x_n\}, p = \{p_1, \dots, p_n\} \quad (3)$$

x 为当前帧的一组图像特征点二维坐标，其中 $x_i = (u_i, v_i, 1)^T$ 以归一化平面齐次坐标表示， p 为一组与其匹配的三维地图点坐标，其中 $p_i = (X_i, Y_i, Z_i, 1)^T$ 以世界三维齐次坐标表示，采用 PNP (Perspective-n-Point) [18] 算法计算旋转 R 和位移 t 。

与 FPFH 算法类似，PNP 算法的匹配阶段同样基于描述符，不依赖于初值，容易受到误匹配的影响，计算结果存在一定误差，通常作为粗略位姿计算方法。

2.3 位姿图优化算法研究

闭环校正算法考虑融合地图关键帧位姿中存在的累计误差，通过位姿图优化减小关键帧位姿中存在的累计误差，算法框架如图 6 所示，其中红色框内步骤采用了视觉信息，蓝色框内采用了激光点云信息。

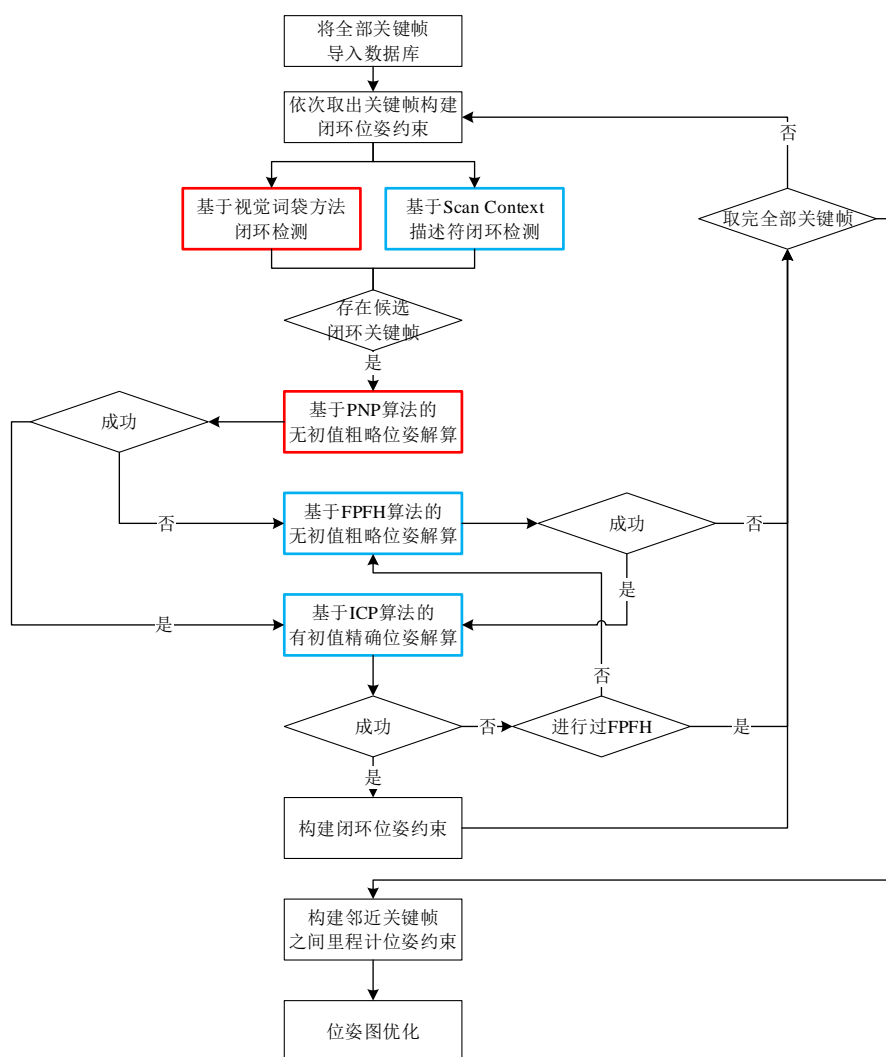


图 6 闭环校正算法流程图

Fig. 6 Flow chart of closed-loop correction algorithm

整体流程如下：

a) 将激光点云-视觉融合地图的全部关键帧导入到数据库中；

b) 所有关键帧依次在数据库中进行闭环检测，查找实际场景中经过同一个位置的关键帧，注意排除时间上邻近的其他关键帧；

c) 如果在闭环检测过程中查找到若干候选关键帧，通过位姿解算得到两个关键帧之间的相对位姿，作为闭环位姿约束；

d) 取融合地图中邻近关键帧之间原有的相对位姿，作为里程计位姿约束。关键帧位姿作为位姿图的节点，里程计位姿约束和闭环位姿约束作为位姿图的边，由此构成位姿图并进行位姿图优化。

关键帧位姿以世界坐标系到相机坐标系的变换矩阵 $\mathbf{T}_i (i = 1, \dots, n)$ 表示，第 i 帧和第 j 帧之间里程计位姿约束由融合地图构建算法输出的位姿直接计算

$$\mathbf{T}_{ij-s} = \mathbf{T}_i^{-1} \mathbf{T}_j \quad (4)$$

本文由闭环检测和位姿解算得到第 i 帧和第 j 帧之间闭环位姿约束 \mathbf{T}_{ij-l} 。在位姿图优化过程中，随着关键帧位姿的调整，式（4）将不会继续成立，构造代价函数为

$$\sum_{(i,j) \in \mathcal{S}} \|\mathbf{T}_{ij-s}^{-1} \mathbf{T}_i^{-1} \mathbf{T}_j\|^2 + \sum_{(i,j) \in \mathcal{L}} \|\mathbf{T}_{ij-l}^{-1} \mathbf{T}_i^{-1} \mathbf{T}_j\|^2 \quad (5)$$

其中 \mathcal{S} 是全部里程计位姿约束的集合， \mathcal{L} 是全部闭环位姿约束的集合，采用高斯-牛顿法或列文伯格-马夸尔特算法等来求解此最小二乘问题即可。

3 基于已建融合地图的定位算法研究

3.1 基于已建融合地图的全局定位算法研究

通过上述激光点云-视觉融合地图构建和优化算法，可以得到全局一致的已建融合地图，进行基于已建融合地图的定位。当移动机器人初始位于环境中某一位置时，通常不能直接获取其在已建融合地图中的准确初始位姿，因此需要进行全局定位。

本文通过两种方式得到全局定位的粗略初始位姿，分别是视觉重定位和 rviz 可视化界面手动给定。重定位方法与本文所述闭环检测和位姿解算过程一致，可以给定准确的初始位姿，但是仍然存在失败的可能，需要其他手段进行补充；rviz 可视化界面手动给定受限于操作人员的能力，不能保证初始位姿的准确性。

本文参考 TPE (Tree-structured Parzen Estimator) [19] 算法对将初始位姿进行优化。TPE 算法是应用于机器学习中的一种超参数优化方法，本文将点云匹配算法中的置信度计算方法视为损失函数，其输入为激光点云观测，输出为置信度，将位姿视为超参数进行优化。

3.2 基于已建融合地图的局部定位算法研究

全局定位成功得到初始位姿 \mathbf{R} 和 \mathbf{t} 后，即可进行局部定位，已建融合地图中包含稠密、精确的三维点云，本文局部定位中采用 3D 激光雷达，将当前扫描的激光雷达点云与周围地图点云进行 NDT 点云匹配，持续计算当前位姿；为了提高输出位姿轨迹的平滑性，采用

EKF (Extended Kalman Filter, 即“扩展卡尔曼滤波器”)[20]对点云匹配结果进行处理, 并且将卡尔曼滤波器的输出结果反馈给点云匹配算法作为下一次匹配的初值; 同时采用视觉重定位来提供全局定位, 视觉重定位方法与闭环检测和位姿解算流程一致。局部定位算法如图 7 所示, 主要包括 NDT[21]点云匹配模块、EKF 模块和视觉重定位模块。

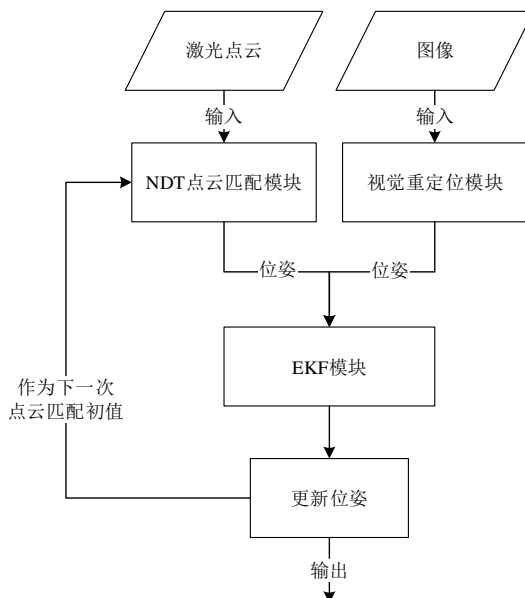


图 7 基于融合地图的局部定位流程

Fig. 7 Local localization based on fusion map

NDT 点云匹配将目标点云点云转换成多维变量的正态分布来进行配准, 可以更好地应对动态物体和环境变化, 算法流程如下:

- 将地图点云按设定的分辨率分为若干体素;
- 根据落入每个体素内的点云, 计算各个体素内的三维高斯分布

$$V = \{V_1, \dots, V_m\}, V_j = \{\mu_j, \Sigma_j\} \quad (6)$$

其中 V 为地图构成的体素集合, m 为体素数量, μ_j 和 Σ_j 分别为第 j 个体素 V_j 内三维高斯分布的均值和方差;

- 对于点云数量为 n 的激光点云 $P = \{p_1, \dots, p_n\}$, 根据 R 和 t 进行变换, 获取点 p_i 所落入的体素内的均值 μ^i 和方差 Σ^i ;

- 构建残差

$$e_i = R p_i - \mu^i, i = 1, \dots, n \quad (7)$$

建立最小二乘问题

$$\min_{R, t} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^T \Sigma_i^{-1} e_i \quad (8)$$

利用高斯-高斯牛顿法等非线性优化算法求解位姿 R 和 t 。

4 实验

本文所使用的移动机器人平台如图 8 所示, 包括移动机器人平台 MR1000 以及 Livox

Mid-70 固态激光雷达、Intel Realsense D435i 相机等传感器。



图 8 移动机器人平台

Fig. 8 Mobile robot platform

4.1 激光点云-视觉融合地图优化算法实验及分析

在校园内控制移动机器人绕广场一周采集数据，构建和优化激光点云-视觉地图，优化前俯视图如图 9 所示。

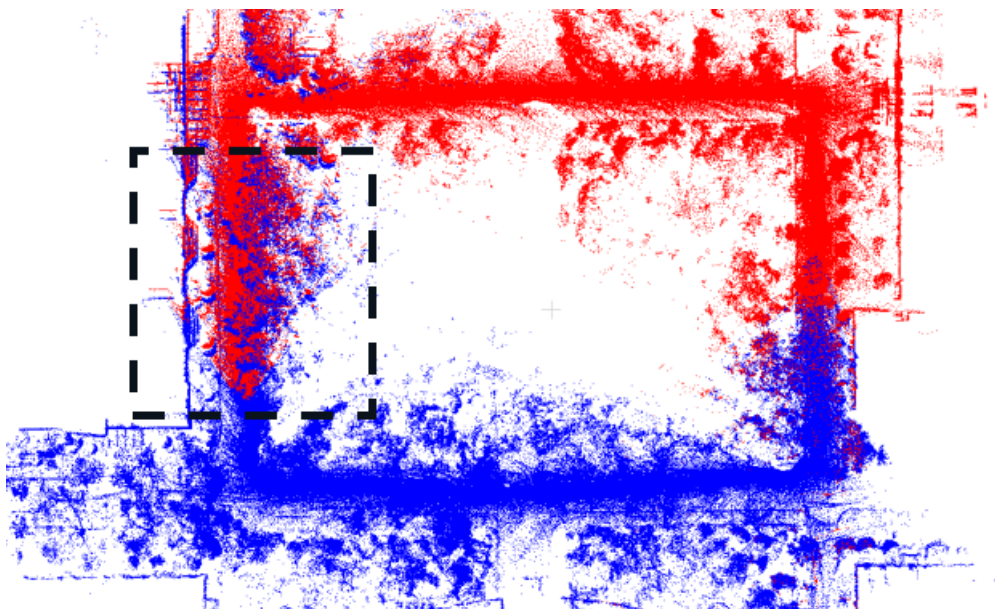


图 9 优化前校园融合地图俯视图

Fig. 9 Top view of unoptimized campus integration map

对于图 9 所示融合地图，进行本文所述融合地图优化后，取图 9 黑框部分进一步检查，黑框部分俯视图如图 10 所示，侧视图如图 11 所示。

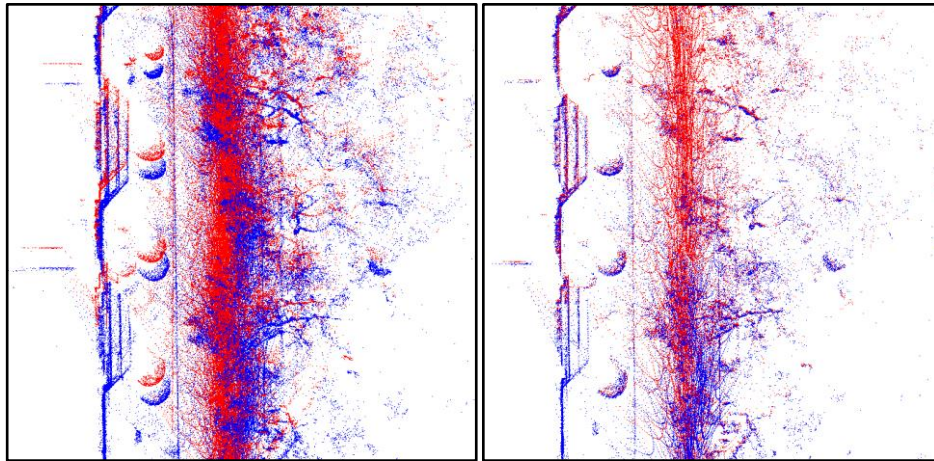


图 10 校园融合地图局部俯视图（左为优化前，右为优化后）

Fig. 10 Top view of local unoptimized campus integration map

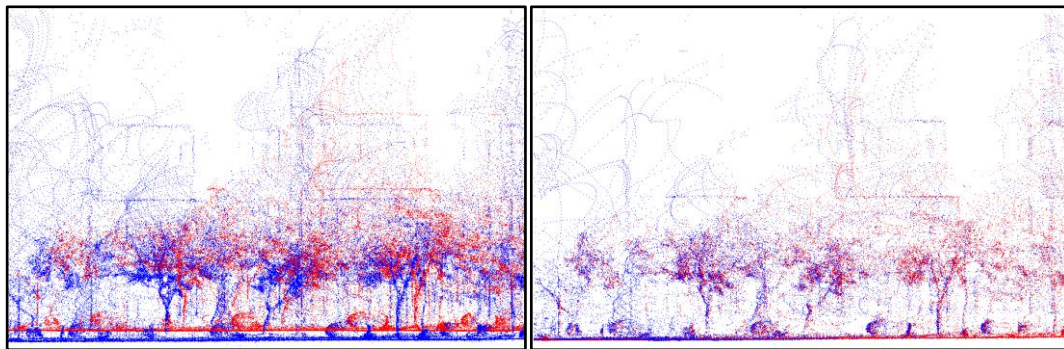


图 11 校园融合地图局部侧视图（左为优化前，右为优化后）

Fig. 11 Side view of local unoptimized campus integration map

对比优化前和优化后，可以看出地图不重合情况有了极大改善，说明本文构建和优化出全局一致的融合地图。

4.2 基于已建融合地图定位算法精度实验及分析

将本文基于已建融合地图的定位算法与目前流行的激光雷达里程计 FAST-LIO2 在同一校园数据集中进行精度测试，比较起点与终点之间的 z 轴误差。整体轨迹如图 12 所示，全长约 600m， z 轴误差如表 1 所示。由表 1 可知，本文定位算法 z 轴漂移误差为 0.03m，而激光雷达里程计 FAST-LIO2 的 z 轴漂移误差为 0.43m，本文全局一致的融合地图有效降低了漂移误差，提高了定位的精度。

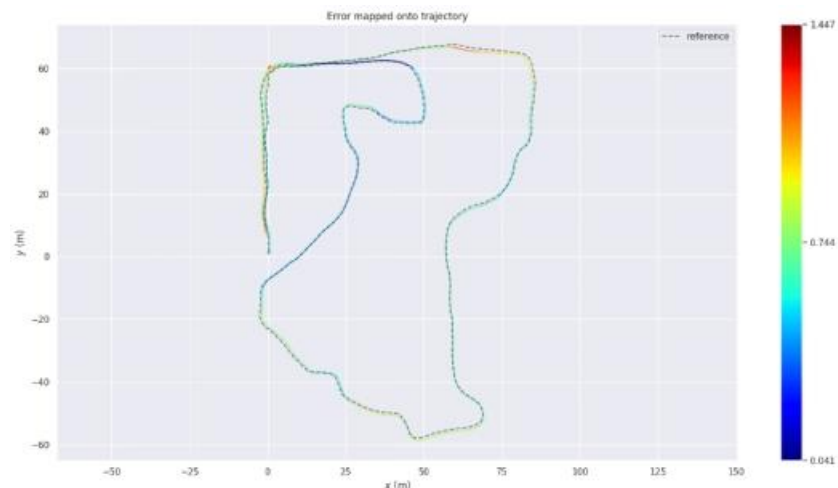


图 12 整体轨迹

Fig. 12 Global trajectory

表 1 起点-终点 z 轴误差

Tab. 1 Closed-loop detection and pose estimation method

里程计类型	轨迹长度(m)	z 轴初值(m)	z 轴终值(m)	z 轴漂移(m)
FAST-LIO2	597	-0.03	0.00	0.03
本文算法	597	-0.02	0.41	0.43

5 结论

针对移动机器人会遇到的光照变化、几何结构缺失等复杂环境，本文提出了一种多传感器融合建图和定位方法，充分结合相机、激光雷达和 IMU 等多种传感器，构建和优化全局一致的激光点云-视觉融合地图，基于融合地图进行全局定位和局部定位，有效的提高了移动机器人定位的精度和鲁棒性。本论文的主要贡献是：

（1）实现激光点云和图像的时间对齐，高效率地通过激光点云地图投影方法计算视觉路标点坐标，将时间戳相同的激光点云和视觉信息构造为关键帧，初步构建激光点云-视觉地图。

（2）闭环检测中同时使用 Scan Context 描述符和视觉词袋模型来查找候选闭环检测关键帧，先后使用 PNP 算法和 FPFH 算法进行无初值粗略位姿解算，使用 ICP 算法进行有初值精确位姿解算，基于位姿图优化构建全局一致的激光点云-视觉融合地图

（3）基于激光点云-视觉融合地图进行全局定位和局部定位，点云匹配和视觉重定位为 EKF 提供位姿观测，进行鲁棒和精确的定位。

[参考文献] (References)

[1] Durrallt_wh"e H, Bailey T. Simultaneous localization and mapping: part I[J]. IEEE robotics& automation magazine, 2006, 13(2): 99-110.

[2] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]//Robotics: Science and systems. 2014, 2(9): 1-9.

[3] Xu W, Cai Y, He D, et al. Fast-lio2: Fast direct lidar-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022,

- 260 38(4): 2053-2073.
[4] 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.
[5] Lin J, Zhang F. R 3 LIVE: A Robust, Real-time, RGB-colored, LiDAR-Inertial-Visual tightly-coupled state Estimation and mapping package[C]//2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2022: 10672-10678.
265 [6] Zheng C, Xu W, Zou Z, et al. FAST-LIVO2: Fast, Direct LiDAR-Inertial-Visual Odometry[J]. 2024.DOI:10.1109/TRO.2024.3502198.
[7] Forster C, Zhang Z, Gassner M, et al. SVO: Semidirect visual odometry for monocular and multicamera systems[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016, 33(2): 249-265.
270 [8] Solà Joan. Quaternion kinematics for the error-state Kalman filter[J]. 2017.DOI:10.48550/arXiv.1711.02508. 365
[9] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2011, Barcelona, Spain, November 6-13, 2011.IEEE, 2011.DOI:10.1109/ICCV.2011.6126544.
275 [10] Kim G, Kim A. Scan Context: Egocentric Spatial Descriptor for Place Recognition Within 3D Point Cloud Map[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).IEEE, 3702018.DOI:10.1109/IROS.2018.8593953.
[11] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9):509-517.DOI:doi:10.1145/361002.361007.
280 [12] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D registration[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation.IEEE, 2009.DOI:10.1109/ROBOT.2009.5152473. 375
[13] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, et al. Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 22-26, 2008, Acropolis Convention Center, Nice, France.IEEE, 2008.DOI:10.1109/IROS.2008.4650967.
285 [14] Umeyama S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns[J]. IEEE Trans.patt.anal.mach.intell, 1991, 13(4):376-380.DOI:10.1109/34.88573. 380
[15] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2):239-256.DOI:10.1109/34.121791.
[16] Sivic J, Zisserman A. Efficient Visual Search of Videos Cast as Text Retrieval[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(4):591-606.DOI:10.1109/TPAMI.2008.111.
290 [17] Hartigan J A, Wong M A. A K-Means Clustering Algorithm[J]. Applied Statistics, 1979, 38528(1).DOI:10.2307/2346830.
[18] Lepetit V, Moreno-Noguer F, Fua P. EPnP: An Accurate O(n) Solution to the PnP Problem[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(2):155-166.DOI:10.1007/s11263-008-0152-6.
295 [19] Bergstra J, Bardenet R, Bengio Y, et al. Algorithms for Hyper-Parameter Optimization[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2011:2546-2554.DOI:http://dx.doi.org/.
[20] Julier S J, Uhlmann J K. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems[J]. Proceedings of SPIE The International Society for Optical Engineering, 1999, 3068:182--193.DOI:10.1117/12.280797.
[21] Biber P. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[J]. Proc.of IEEE/RSJ Intl 300 395 Conf.on Intelligent Robots & Systems, 2003.DOI:10.1109/IROS.2003.1249285.