

基于单帧-子地图描述子匹配的回环检测算法

董联欣*, 王康年, 黄战华

天津大学精密仪器与光电子工程学院光电信息技术教育部重点实验室, 天津 300072

摘要 针对固态激光雷达视场小导致建图过程中回环检测困难的问题,提出了一种基于单帧-子地图描述子匹配的回环检测算法。首先,利用前端里程计提供的位姿将若干帧点云拼接得到子地图后获取描述子,并将其位置加入K维树中。其次,对于每一个当前帧,利用K维树搜索候选子地图,依次按照里程计位姿投影至子地图坐标系后获取描述子,以实现描述子旋转、平移不变性。然后,利用二进制描述子进行对齐,并利用掩模方法计算当前帧描述子和子地图描述子的相似度。最后,对于符合条件的回环对,使用CFB-ICP算法进行配准获得回环因子,并执行因子图优化。在公开数据集以及真实室外环境中分别进行实验测试,结果显示此算法在满足实时性的前提下,可以减小长程建图时的累积误差,提高定位与建图精度。

关键词 固态激光雷达; 同步定位与地图构建; 回环检测; 点云配准

中图分类号 TP242.6

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230685

Loop Closure Detection Algorithm Based on Single Frame-Submap Descriptor Matching

Dong Lianxin*, Wang Kangnian, Huang Zhanhua

Key Laboratory of Optoelectronics Information Technology, Ministry of Education, School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract Small viewing field of the solid-state LiDAR makes loop closure detection difficult. Therefore, a loop closure detection method based on single frame-submap descriptor matching is proposed. First, to obtain a submap with the pose provided by the front-end odometry, several frames of point clouds are spliced, then the descriptors of the submap are obtained, and their positions are added to the KD tree. Second, for each current frame, the KD tree is used to search candidate submaps, and the descriptor is obtained after projecting to the submap coordinate system according to the pose getting from odometry, so as to realize the rotation and translation invariance of the descriptor. Then, the binary descriptor is used for alignment, and the mask method is used to calculate the similarity between the current frame descriptor and the submap descriptor. Finally, the CFB-ICP algorithm is used to register the qualified loop closure pairs to obtain the loop closure factors, and factor graph optimization is carried out. Experimental tests are carried out in open source data sets and real outdoor environments. The results show that the algorithm can reduce the cumulative error under long-distance operations and improve the accuracy of positioning and mapping under the premise of satisfying real-time performance.

Key words solid-state LiDAR; simultaneous localization and mapping; loop closure detection; point cloud registration

1 引言

同步定位与地图构建(SLAM)是自动驾驶、增强现实、虚拟现实等领域的核心技术之一^[1-4]。因其在定位和建图中的渐进特性,在大场景建图时不可避免会产生累积误差。回环检测技术可以通过构建当前帧与历史帧的约束,大大减少定位和建图的累积误差。

当前基于激光雷达的回环检测方法主要集中于描述子方向,可分为基于局部描述子和基于全局描述子的方法。其中,基于全局描述子的方法充分利用了点云的结构信息,相对于基于局部描述子的方法更加鲁棒、准确。Kim等^[5]提出了基于ScanContext(SC)描述子的回环检测算法——SC-迭代最近点(SC-ICP)算法,该描述子将以自身为中心的邻域内的点云以最大

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-03-29; 录用日期: 2023-04-04; 网络首发日期: 2023-05-09

通信作者: *dlx2zaq@163.com

高度编码为矩阵,并利用行向量或列向量简化矩阵,配合 K 维树(KD tree)快速查找相似的历史点云帧以实现高效的回环检测,该方法已经被广泛应用于激光 SLAM 框架中^[6-8]。Wang 等^[9]在 Kim 的基础上,将矩阵编码方式修改为按回波强度和几何信息编码的方式,并加入了二阶段搜索以节省搜索历史帧的计算资源。SC-ICP 算法需要多次移动描述子的列来实现旋转不变性,效率不高,且其采用 ICP 算法^[10]进行配准,容易因为点云本身性质造成配准失败。Shi 等^[11]使用局部参考帧来保证 SC 描述子的旋转不变性,并采用正态分布变换(NDT)算法^[12]代替了 ICP,提高了配准的鲁棒性。常耀辉等^[13]通过惯性测量单元(IMU)采集的四元数将所有点云帧旋转至同一航向角下,通过点云中静态目标和载体运动方向所在的法平面的相对位置关系实现平移不变性。潘锋等^[14]将点云高度和强度信息分别编码为两种描述子用于回环检测,并通过前端里程计的位姿将点云投影至世界坐标系,以改善 SC 需要多次平移矩阵列的问题。李炯等^[15]在 SC-ICP 算法中加入了聚类模块来减少动态物体的干扰,并且提出了一种基于范数-欧氏距离的描述子匹配方式,大大提高了特征匹配阶段的效率。

近年来,固态激光雷达因其价格与性能方面的优势受到了广大学者的关注^[16-17]。但受限于固态激光雷达的小视场,目前对其回环算法的研究较少。针对固态激光雷达的数据特性,提出了一种基于单帧-子地图描述子匹配的回环检测方法。该方法利用前端里程计的位姿将当前帧投影至子地图坐标系后,再进行相似度的判断,在实现旋转以及平移不变性的同时也节省了描述子匹配的部分资源。在检测到回环存在后,使用 CFB-ICP 算法进行点云配准,增加了算法的鲁棒性。

2 描述子旋转与平移不变性实现原理

2.1 固态激光雷达点云的 SC 描述子

SC 描述子是一种将点云投影至二维平面形成的全局描述子,其具体的编码方式^[5]如图 1 所示。首先,

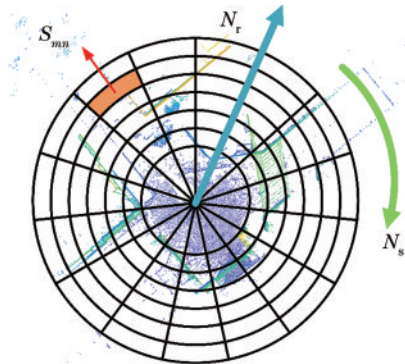


图 1 SC 描述子示意图

Fig. 1 SC descriptor diagram

以雷达坐标系的原点作为点云的观测中心,激光雷达的精度会随距离的增加而逐渐降低,因此需要滤除距离中心超过阈值 D_{max} 的点,以保证对点云描述的准确性。接着在点云的径向和角向分别等间隔地划分出 $N_r \times N_s$ 个区域,划分出的区域记为 S_{mn} ,这些区域对应一个大小为 $N_r \times N_s$ 的矩阵 H ,其第 i 行 j 列的元素记为 h_{ij} 。如果 S_{mn} 区域内存在点,则 h_{ij} 取 S_{mn} 内点的最大高度值,否则取 0。通过比较当前帧和历史帧的 SC 描述子可以快速、准确地衡量两场景之间的相似度,从而实现回环检测。可以看出,对于机械激光雷达而言,SC 描述子可以通过矩阵 H 列的移动实现旋转不变性。

由图 2 可知,固态激光雷达的水平视场不足机械雷达的 1/5,单帧点云的 SC 描述子不再具备旋转不变性,因此回环检出率大大降低。

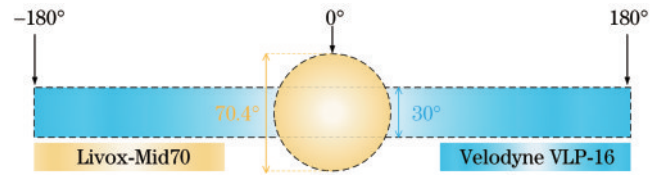


图 2 Livox-Mid70 固态激光雷达与 Velodyne VLP-16 机械雷达视场角示意图

Fig. 2 Field angle schematic diagram of Livox-Mid70 solid-state LiDAR and Velodyne VLP-16 mechanical radar

2.2 基于单帧-子地图的旋转不变描述子匹配

小视场的固态激光雷达使用 SC 描述子无法实现旋转不变性,因此提出了一种基于单帧-子地图的旋转不变描述子匹配方法。

SC 描述子依赖于观测时的位姿,因此利用前端里程计解算出来的位姿将固定数量的点云合并成子地图,并以中间帧的位姿作为观测时的状态,再利用上述方式获取子地图的描述子矩阵 H_M 。受文献^[14]启发,将当前帧点云和历史帧投影至同一坐标系下再进行相似度判断有助于节省资源。因此先将当前帧点云投影至候选子地图的位姿下,再计算该位姿下的当前帧描述子矩阵 H_C 。图 3 为构成回环的子地图和当前帧的 SC 描述子,由于二者处于同一坐标系,无须像文献^[5]一样平移矩阵的列就具有很高的相似度,并且由于子地图包含了周围 360° 的场景,可以通过平移当前帧的描述子矩阵的列实现旋转不变性。

使用二进制描述子 B 来补偿因里程计误差导致的当前帧与子地图之间的视角变化。记 b_{ij} 为 B 的第 i 行 j 列的元素,则 B 可通过

$$b_{ij} = \begin{cases} \text{false}, & \text{if } h_{ij} = 0 \\ \text{true}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

获得。

由于二进制运算和逻辑运算的速度远快于数值运

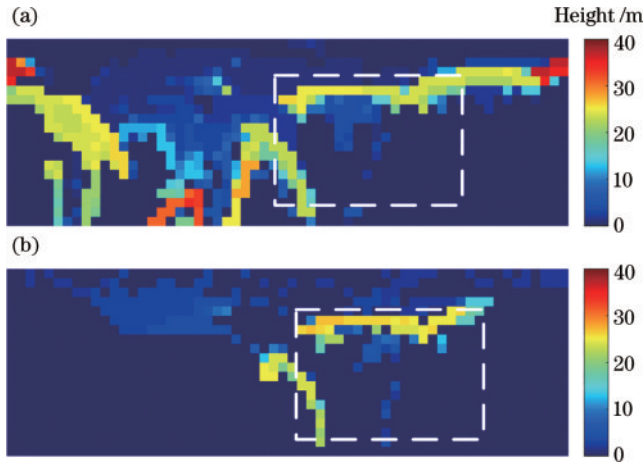


图 3 构成回环的子地图与当前帧的 SC 描述子对比。(a)子地图的描述子;(b)当前帧的描述子

Fig. 3 Comparison of SC descriptor of the submap and current frame that forms a loopback. (a) SC descriptor of the submap; (b) SC descriptor of current frame

算,可以利用当前帧的二进制描述子 B_C 和子地图的二进制描述子 B_M ,通过二进制异或(XOR)操作快速计算 B_C 和 B_M 之间的得分 φ ,表示为

$$\varphi(B_C, B_M) = \text{XOR}(B_C, B_M). \quad (2)$$

记得分最小时矩阵需要平移的列数为 l^* ,表示为

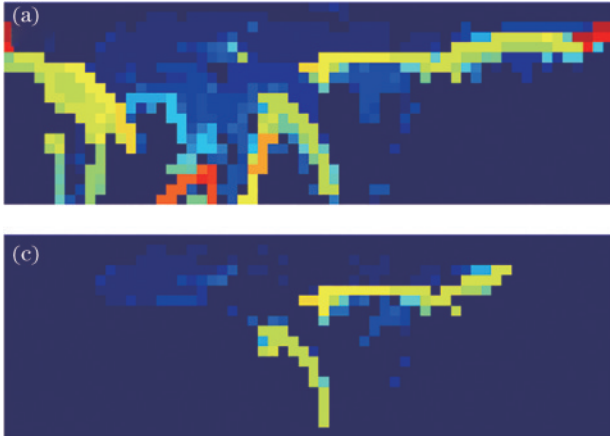


图 4 当前帧与历史帧的描述子对比。(a)子地图的 SC 描述子;(b)当前帧的二进制描述子;(c)以图 4(b)为掩模获得的子地图 SC 描述子;(d)当前帧的 SC 描述子

Fig. 4 Comparison of SC descriptor between current frame and historical frame. (a) SC descriptor of submap; (b) binary descriptor of current frame; (c) submap SC descriptor obtained with Fig. 4 (b) as the mask; (d) SC descriptor of current frame

2.4 几何一致性验证

当利用 SC 描述子获取到可能存在回环的数据帧后,需要通过点云配准算法获取当前帧和历史帧之间的位姿变换矩阵,然后将其加入因子图中进行优化。ICP 算法是点云配准领域的一种有效算法,但该算法对点云的几何特性有较高的要求。实际的源点云未必是目标点云的子集,匹配错误的点对将极大地增大均方误差(MSE),从而导致 ICP 算法配准失败。图 5 为一对构成回环的当前帧和子地图点云,在进行 ICP 配准之前已经通过前端里程计位姿将当前帧变换到子地

$$l^* = \min \varphi(B_{C,l}, B_M), \text{ s.t. } l \in [-\epsilon, \epsilon], \quad (3)$$

式中: $B_{C,l}$ 为移动 l 列后的当前帧二进制描述子; ϵ 为需要移动的最大列数(3~5 列)。分别使 H_C 和 B_C 平移 l^* 列来实现和子地图描述子的对齐,平移后的当前帧描述子和二进制描述子分别记为 $H_{C,trans}$ 和 $B_{C,trans}$ 。

2.3 描述子相似度计算

由于子地图和当前帧的描述子局部相似,提出了一种基于掩模的相似度计算方法。以对齐后的当前帧的二进制描述子 $B_{C,trans}$ 作为掩模,获取 H_M 与当前帧相似部分的特征 $H_{M,masked}$,

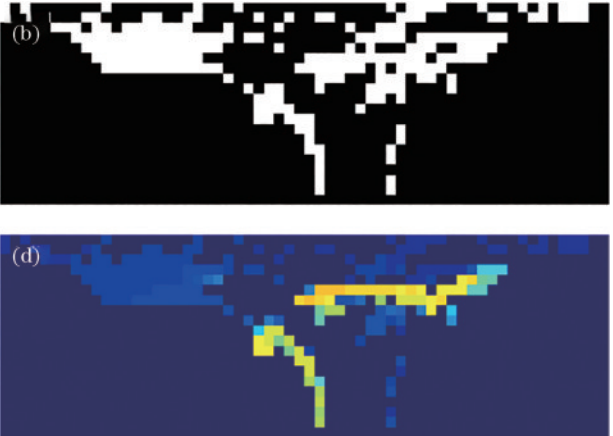
$$H_{M,masked} = M_{\text{MASK}}(H_M, B_{C,trans}), \quad (4)$$

式中, M_{MASK} 为掩模操作,即两矩阵对应元素相乘。再计算 $H_{M,masked}$ 与 $H_{C,trans}$ 的余弦相似度 d ,如果 d 小于阈值则判定为一个回环对。

$$d(H_1, H_2) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left(1 - \frac{c_{1,j} \cdot c_{2,j}}{\|c_{1,j}\| \cdot \|c_{2,j}\|} \right), \quad (5)$$

式中, $c_{i,j}$ 为第 i 个矩阵的第 j 列。

图 4(a) 和 4(d) 为通过上述二进制运算后获得的对齐后的描述子,图 4(b) 为平移后的掩模,图 4(c) 为经过式(4)操作后得到的子地图的描述子,可以看出此时图 4(c)、4(d) 具有很高的相似度,可以实现回环检测的目的。



图坐标系,使得两点云之间具有较好的初始位姿,但 ICP 仍然配准失败。

为解决上述问题,使用了 CFB-ICP 配准算法^[18],该算法基于最小截断二乘策略^[19],以点云重叠度为标准,将点对距离按照升序排列,选取重叠部分点对中具有较大贡献的点对迭代求解位姿变换矩阵,并在迭代过程中自动计算点云重叠度。图 6 为使用 CFB-ICP 算法得到的配准结果,可以看出墙体各部分均对齐得很好,配准效果良好。

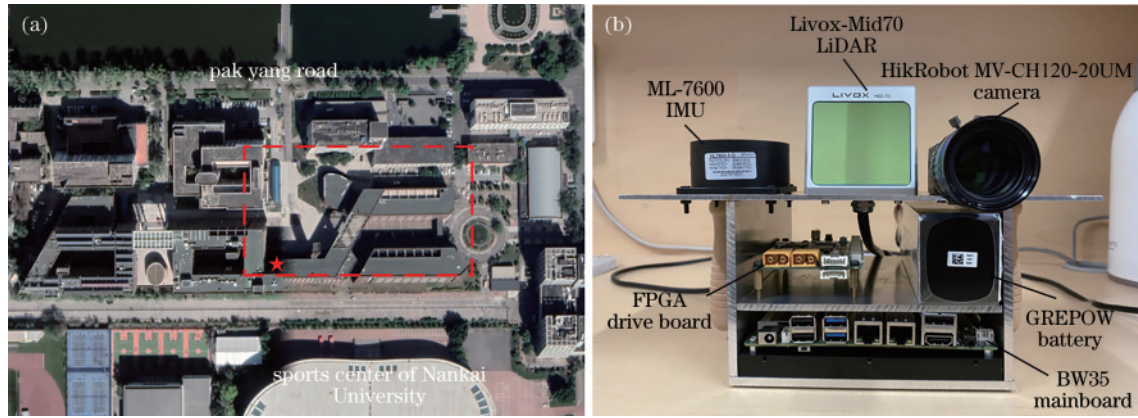


图 8 校园数据集采集地点及设备。(a)数据采集区域的卫星地图,其中五角星为数据采集过程的起点和终点,矩形框为回环发生区域;(b)手持实验平台

Fig. 8 Location and equipment of campus data collection. (a) Satellite map of the data collection area, where the five-pointed star is the starting point and the ending point of data collection process, and the rectangular frame is the loopback area; (b) handheld experimental platform

测试计算机环境为 Ubuntu20.04 系统,计算机硬件配置为 Intel Core i9-9900 CPU 3.10 GHz 主频、32 G RAM 以及 NVIDIA GTX1050Ti 显卡。首先对采用的点云配准算法的鲁棒性和精确性进行测试;其次基于以上两个数据集,分别用 FAST-LIO2^[24]以及 FASTER-LIO^[25]算法测试了原算法以及加入回环模块后的算法的轨迹以及建图表现;最后分析了本算法主要步骤的耗时。

4.1 点云配准算法效果验证

为了验证 CFB-ICP 算法相对于 ICP 算法的鲁棒性以及精确性,基于实际的校园数据集,随机挑选了 20 个不同的回环对,分别使用两算法进行配准,统计

配对点的 MSE 以及平均耗时,从视觉上判定配准成功与否。结果如表 1 所示,在 20 个回环对中,ICP 算法仅有 4 个回环对配准成功,而 CFB-ICP 算法在各个场景都能实现良好的配准效果。在两种算法都配准成功的情况下,CFB-ICP 算法具有更小的 MSE,这表明 CFB-ICP 算法相较 ICP 算法具有更高的精度。由于回环对中的点云并不是完全包含的关系,一些非匹配点导致了较大的 MSE,因此 ICP 算法配准失败。而 CFB-ICP 算法在迭代中选择了具有较高权重的有效点对,因此 20 个回环对都配准成功,且 CFB-ICP 算法具有更短的平均耗时,更符合回环算法需求。

表 1 ICP 算法与 CFB-ICP 算法对比

Table 1 Comparison between ICP algorithm and CFB-ICP algorithm

Method of point cloud registration	Quantity of success	MSE when success /m ²	MSE /m ²	Time /ms
ICP algorithm	4	0.072	10.724	227
CFB-ICP algorithm	20	0.053	0.071	126

4.2 公开数据集回环实验

由于数据集中缺少真值,主要从建图精度的角度来判断本算法的回环效果。以 FAST-LIO2 为例,可以从图 9(a)所示的全局地图中看出,原算法得到的地图墙体明显歪斜,并且在图中方框处可以看到明显的重影现象。这是由于 FAST-LIO2 在前半程定位精度较高,得到了清晰、准确的地图。但随着机体移动距离的增加,里程计逐帧计算的误差逐渐累积,位姿估计出现偏差,因此出现墙体歪斜的现象。当机体回到历史位置时,里程计的误差已不能被忽略,点云按照错误的位姿进行投影,从而产生了重影现象。添加了回环算法后,在机体回到历史位置后,会通过 SC 描述子进行单帧-子地图匹配,获取与子地图位姿的变换矩阵,从而校正位姿估计中的累积误差。图 9(b)中全局地图的边界清晰、形状规整,更接近数据采集环境的正方形构图。将这两个场景由左至右分别记为场景 1、2,其

中场景 2 的侧视图记为场景 3。由图 10 所示局部地图可以更加清晰地看到重影,并且从侧视图可以看出原算法在 z 方向的误差很大。添加了回环算法后,从图 10 可以看出场景 1、2 处的重影都因为回环的约束而消失,z 轴误差得到了补偿。

4.3 校园数据集回环实验

图 11 为各算法的二维平面轨迹对比图,可以看出两种原算法在轨迹的前半程均显示出较高的精度,与经过回环算法处理后的轨迹基本一致。但前端里程计逐帧计算的特性不可避免地导致了误差的累积,从而使后半程的位姿状态估计出现一定的偏差,最终两种原算法的轨迹均没有回到起点。在添加回环算法之后,当机体重新回到历史位置时,会利用当前帧的 SC 描述子,通过单帧和子地图匹配的方式找到对应的历史子地图,并通过点云配准算法来获取当前帧与历史子地图的位姿变换关系,最终使用位姿图对全局位姿

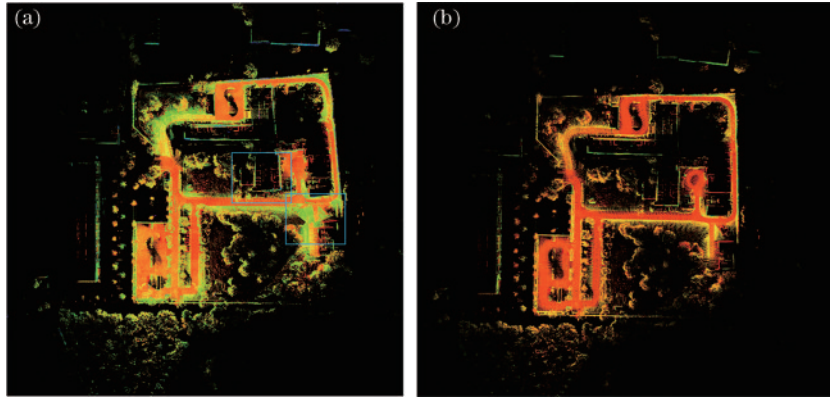


图 9 FR-IOSB 数据集下 FAST-LIO2 原算法与添加回环算法后的全局地图对比。(a)FAST-LIO2;(b)FAST-LIO2+回环算法
Fig. 9 Comparison of the global map under FR-IOSB dataset between the original FAST-LIO2 algorithm and after adding the loopback algorithm. (a) FAST-LIO2; (b) FAST-LIO2 + loopback algorithm

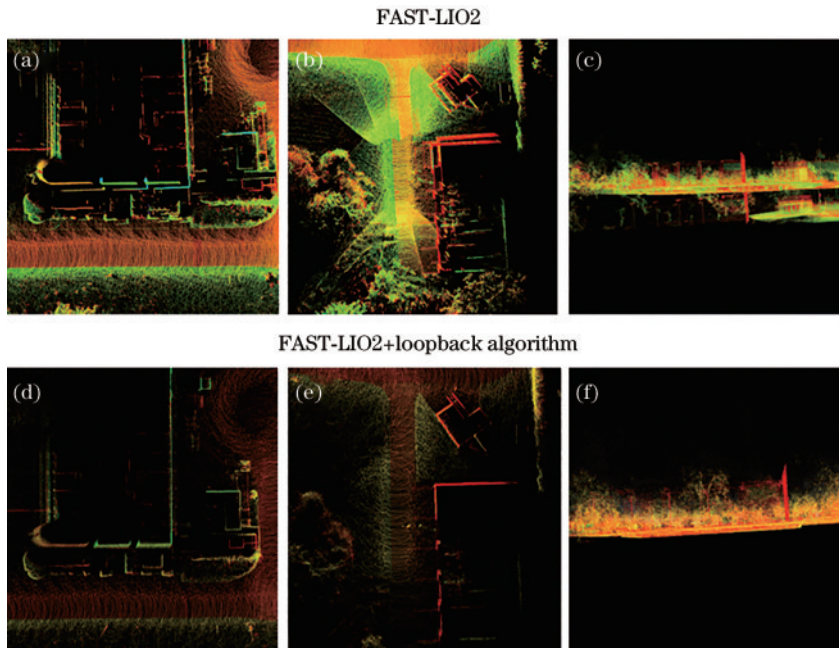


图 10 FR-IOSB 数据集下 FAST-LIO2 原算法与添加回环算法后的局部地图对比。(a)(d)场景 1;(b)(e)场景 2;(c)(f)场景 3
Fig. 10 Comparison of the local map under FR-IOSB dataset between the original FAST-LIO2 algorithm and after adding the loopback algorithm. (a) (d) scene 1; (b) (e) scene 2; (c) (f) scene 3

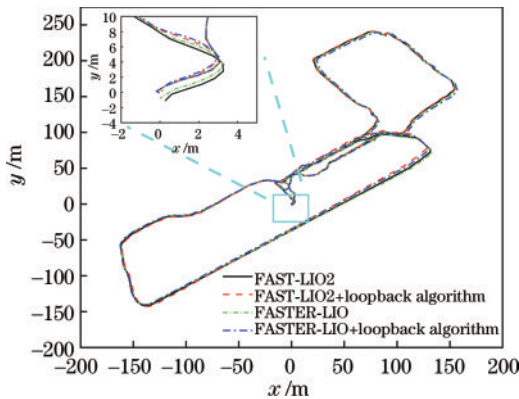


图 11 校园数据集下各个原算法与添加回环算法后的轨迹对比
Fig. 11 Comparison of trajectories of each original algorithm in campus dataset with adding the loopback algorithm

进行优化。因此添加回环模块的两种原算法轨迹最终都回到了起点位置。

如图 12 所示,可以从各算法的三维空间轨迹进一步分析所述算法对于里程计定位精度的提升效果。从图 12(a)中可以看出 FAST-LIO2 原算法在 z 轴上有明显的正向误差,且随着机体移动距离的增加,该误差逐渐增大,这就导致轨迹的真实终点虽然与起点处于同一位置,但里程计的定位结果却在起点上方处。FASTER-LIO 也存在同样的问题,但由于里程计算法策略的不同,其 z 轴误差是沿着 z 轴负方向的,且误差相对于 FAST-LIO2 较小。而经过回环算法处理后,轨迹的终点与起点基本对齐。可以看出,本算法可以提高基于固态激光雷达的里程计的定位精度。

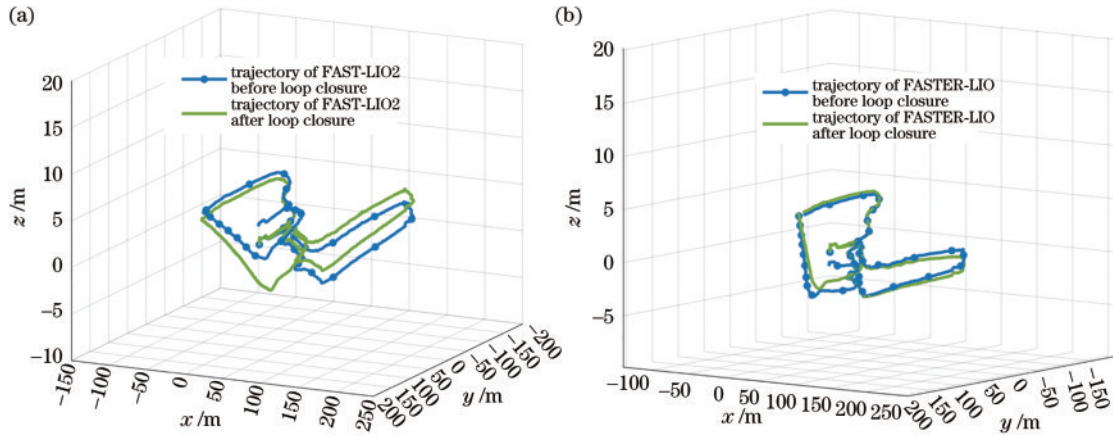


图 12 校园数据集各算法的三维轨迹。(a)FAST-LIO2添加回环前后;(b)FASTER-LIO添加回环前后
Fig. 12 Three-dimensional trajectories of each algorithm in campus data set. (a) Before and after FAST-LIO2 adding loopback; (b) before and after FASTER-LIO adding loopback

考虑到本数据集在采集过程中人为地控制了起点和终点重合,因此以起点到终点的距离之差作为评判标准,判断回环算法对于里程计定位精度的提升。由表 2 可知,两种原算法在未加回环模块前在 x 、 y 、 z 三个方向都有较大的误差,这一方面是里程计的逐帧计算

特性所致,另一方面是固态激光雷达的性质所致,其中 FAST-LIO2 在 z 方向有近 2 m 的大误差,FASTER-LIO 在 z 方向也有 1.3 m 的大误差。在添加了回环算法后,两种算法各个方向上的误差都明显减少,尤其是 z 轴的大误差被很好地校正,定位精度得到有效提升。

表 2 各算法起点与终点误差对比

Table 2 Comparison of the starting point and the ending point errors of each algorithm

Method of front-end	Error in x /m	Error in y /m	Error in z /m	Total error /m
FAST-LIO2	0.318	1.065	1.947	2.242
FAST-LIO2+loopback algorithm	0.135	0.145	0.189	0.274
FASTER-LIO	0.247	0.709	1.304	1.505
FASTER-LIO+loopback algorithm	0.166	0.244	0.026	0.296

下面以 FAST-LIO2 算法为例,从建图精度的角度来说明所提算法的有效性。图 13(a) 为 FAST-LIO2 算法得到的全局地图,可以看出由于长距离的移动,里程计产生的误差逐渐累积,导致当回到历史经过的位置时,点云按照错误的位姿投影到错误的位置,从而在图中的三个矩形区域内产生严重的重影现象,由左至右分别记为场景 1、2、3。而由于回环检测模块的加入,到达历史位置后可以将当前与历史位姿的变换

关系加入到因子图中,得到更准确的位姿和地图。因此在图 13(b) 中这几个漂移严重的区域都被对齐,得到了全局一致的地图。从图 14 场景 1、2、3 在加入回环算法前后的对比图中可以看出原算法得到的地图重影比较严重,出现了多个墙体或楼体。在加入本算法后,原本重影的楼体和墙体由于位姿的校正而被对齐,可见建图精度得到了提升。

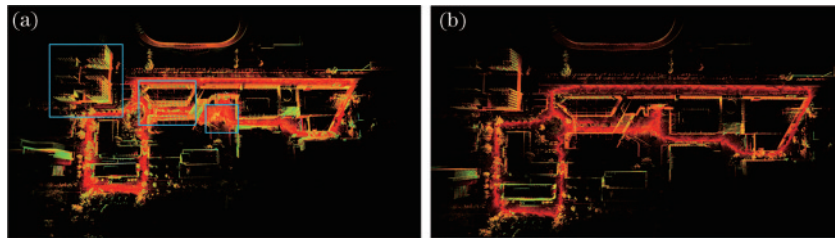


图 13 校园数据集下 FAST-LIO2 原算法与添加回环算法后的全局地图对比。(a)FAST-LIO2;(b)FAST-LIO2+回环算法
Fig. 13 Comparison of the global map under campus dataset between the original FAST-LIO2 algorithm and after adding the loopback algorithm. (a) FAST-LIO2; (b) FAST-LIO2+loopback algorithm

4.4 算法耗时分析

算法耗时实验中使用的计算机配置为 Intel i9-

9900 8 核心 CPU、3.1 GHz 主频、32 G 内存以及 NVIDIA GTX1050 Ti 显卡。算法中主要步骤的平均

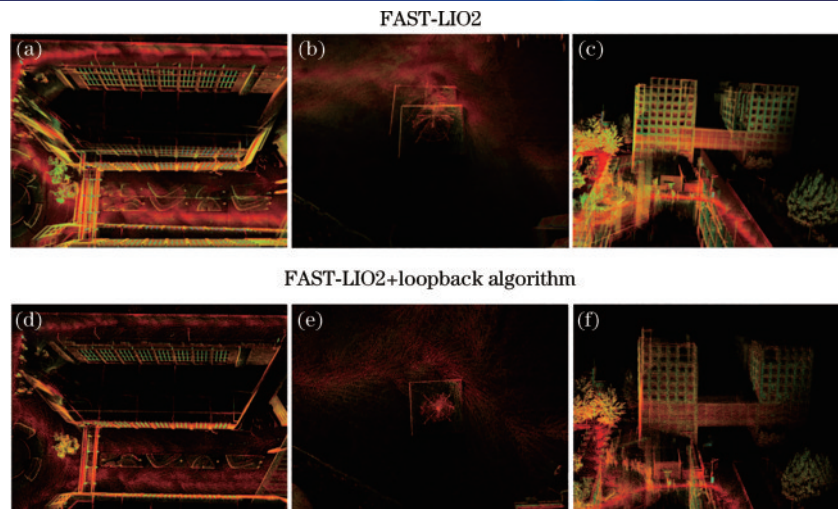


图 14 校园数据集下 FAST-LIO2 原算法与添加回环算法后的局部地图对比。(a)(d) 场景 1; (b)(e) 场景 2; (c)(f) 场景 3

Fig. 14 Comparison of the local map under campus dataset between the original FAST-LIO2 algorithm and after adding the loopback algorithm. (a) (d) scene 1; (b) (e) scene 2; (c) (f) scene 3

耗时分析如表 3 所示,可以看出获取二进制描述子以及对齐二进制描述子的耗时几乎可以忽略不计,获取 SC 描述子以及描述子的相似度判断耗时也不足 1 ms,主要的耗时步骤为位姿图优化以及回环点云对的配

准。其中,位姿图优化步骤只有获取到新的里程计因子或者回环因子时才进行一次,点云配准步骤只有描述子足够相似的情况下才进行一次,因此总体上可以满足 SLAM 的实时性要求。

表 3 算法主要步骤耗时分析

Table 3 Time-consuming analysis of the main steps of the algorithm

Getting SC / μ s	Getting binary SC / μ s	Aligning binary SC / μ s	SC similarity judgement / μ s	Graph optimization /ms	Point cloud registration /ms
120	2	7	24	141	135

5 结 论

提出了一种用于固态激光雷达的基于单帧-子地图描述子匹配的回环检测方法,该方法主要在描述子的匹配、相似度判断以及点云配准等环节进行了一些创新优化,弥补了固态激光雷达视场小的缺点。在基于公开数据集以及真实室外环境的回环实验中,本算法都能在满足实时性的前提下减小长程建图下里程计的累积误差,提高定位和建图的精度,符合工程需求。

参 考 文 献

- [1] Yousif K, Bab-Hadiashar A, Hoseinnezhad R. An overview to visual odometry and visual SLAM: applications to mobile robotics[J]. Intelligent Industrial Systems, 2015, 1(4): 289-311.
- [2] Zaffar M, Ehsan S, Stolkin R, et al. Sensors, SLAM and long-term autonomy: a review[C]//2018 NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS), August 6-9, 2018, Edinburgh, UK. New York: IEEE Press, 2018: 285-290.
- [3] Alsadik B, Karam S. The simultaneous localization and mapping (SLAM) -an overview[J]. Journal of Applied Science and Technology Trends, 2021, 2(4): 120-131.
- [4] Xu X B, Zhang L, Yang J, et al. A review of multi-sensor fusion SLAM systems based on 3D LIDAR[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2835.
- [5] 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), October 1-5, 2018, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2019: 4802-4809.
- [6] 韦和钧, 许恩永, 韩冰, 等. 基于自适应特征及闭环优化的激光即时定位与建图算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0410014. Wei H J, Xu E Y, Han B, et al. Laser simultaneous localization and mapping algorithm based on adaptive features and closed-loop optimization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 0410014.
- [7] Xue G H, Wei J B, Li R X, et al. LeGO-LOAM-SC: an improved simultaneous localization and mapping method fusing LeGO-LOAM and scan context for underground coalmine[J]. Sensors, 2022, 22(2): 520.
- [8] Liao L Z, Fu C Y, Feng B B, et al. Optimized SC-F-LOAM: optimized fast LiDAR odometry and mapping using scan context[C]//2022 6th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI), October 28-30, 2022, Nanjing, China. New York: IEEE Press, 2022.
- [9] Wang H, Wang C, Xie L H. Intensity scan context:

- coding intensity and geometry relations for loop closure detection[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 31-August 31, 2020, Paris, France. New York: IEEE Press, 2020: 2095-2101.
- [10] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. *Proceedings of SPIE*, 1992, 1611: 586-606.
- [11] Shi X Y, Chai Z Q, Zhou Y, et al. Global place recognition using an improved scan context for LIDAR-based localization system[C]//2021 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), July 12-16, 2021, Delft, Netherlands. New York: IEEE Press, 2021: 498-503.
- [12] Magnusson M. The three-dimensional normal-distributions transform: an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro Universitet, Sweden, 2009.
- [13] 常耀辉, 陈年生, 饶蕾, 等. 动态环境下具有旋转和平移不变性的激光雷达点云描述子[J]. *光学学报*, 2022, 42(24): 2401007.
- Chang Y H, Chen N S, Rao L, et al. Lidar point cloud descriptor with rotation and translation invariance in dynamic environment[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(24): 2401007.
- [14] 潘锋, 蒋林, 胡雨欣, 等. 基于点云强度与高度信息的闭环检测算法[J]. *武汉科技大学学报*, 2022, 45(6): 464-471.
- Pan F, Jiang L, Hu Y X, et al. Loop detection algorithm based on intensity and height information of point clouds [J]. *Journal of Wuhan University of Science and Technology*, 2022, 45(6): 464-471.
- [15] 李炯, 邵金菊, 王任栋, 等. 基于 SR-Context 的激光雷达点云闭环检测算法[J]. *光学学报*, 2021, 41(22): 2228002.
- Li J, Shao J J, Wang R D, et al. A SR-context loop-closure detection algorithm of lidar point clouds[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(22): 2228002.
- [16] Liu Z, Zhang F, Hong X P. Low-cost retina-like robotic lidars based on incommensurable scanning[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2022, 27(1): 58-68.
- [17] Van Nam D, Gon-Woo K. Solid-state LiDAR based-SLAM: a concise review and application[C]//2021 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), January 17-20, 2021, Jeju Island, Republic of Korea. New York: IEEE Press, 2021: 302-305.
- [18] 李鑫, 莫思特, 黄华, 等. 自动计算重叠度的多源点云配准方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(12): 20210088.
- Li X, Mo S T, Huang H, et al. Multi-source point cloud registration method based on automatically calculating overlap[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(12): 20210088.
- [19] Chetverikov D, Svirko D, Stepanov D, et al. The trimmed iterative closest point algorithm[C]//2002 International Conference on Pattern Recognition, August 11-15, 2002, Quebec City, QC, Canada. New York: IEEE Press, 2002: 545-548.
- [20] Li K L, Li M, Hanebeck U D. Towards high-performance solid-state-LiDAR-inertial odometry and mapping[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(3): 5167-5174.
- [21] Zhu F C, Ren Y F, Zhang F. Robust real-time LiDAR-inertial initialization[C]//2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 23-27, 2022, Kyoto, Japan. New York: IEEE Press, 2022: 3948-3955.
- [22] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C]//2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011.
- [23] Dellaert F, Kaess M. Square root SAM: simultaneous localization and mapping via square root information smoothing[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2006, 25(12): 1181-1203.
- [24] 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.
- [25] Bai C G, Xiao T, Chen Y J, et al. Faster-LIO: lightweight tightly coupled lidar-inertial odometry using parallel sparse incremental voxels[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 4861-4868.