文章编号：1003－1251(2024)02－0045－07

基于高效回环检测的大场景下的SLAM算法

杨 娜，程 磊

（沈阳理工大学 信息科学与工程学院，沈阳 110159）

摘 要：在室外大场景情况下，激光里程计累计误差会随着时间的增加而逐渐增加。针对现有激光同步定位与地图构建(SLAM)算法精度低、鲁棒性不足等问题，提出一种基于精确高效回环检测的大场景下的激光SLAM算法。该算法以激光里程计框架LeGO-LOAM为基础，改进回环检测部分，使用关键特征(Ring-Key)描述子构建KD-tree查找相似帧加速搜索，回环帧间匹配使用激光雷达虹膜描述子计算汉明距离判断相似度，避免暴力匹配，实现平移和旋转不变性。在KITTI数据集上进行仿真实验，结果表明：与原LeGO-LOAM算法相比，改进算法绝对位姿误差标准差平均降低了51.54%，相对位姿误差标准差平均降低了14.42%。

关 键 词：激光雷达；回环检测；LeGO-LOAM；同步定位与地图构建

中图分类号：U495 **文献标志码**：A **DOI**：10.3969/j.issn.1003－1251.2024.02.007

SLAM Algorithm in Large Scenes Based on Efficient Loop Detection

YANG Na，CHENG Lei

（Shenyang Ligong University，Shenyang 110159，China）

Abstract：In the case of outdoor large scenes，the cumulative error of laser odometry will gradually increase with the increase of time. In view of the problems of low accuracy and lack of robustness of existing lidar simultaneous localization and mapping（SLAM） algorithms，a lidar SLAM algorithm based on accurate and efficient loop detection in large scenes is proposed. Based on the LeGO-LOAM lidar odometry framework，the loop detection part is improved，and the Ring-Key descriptor is used to construct KD-tree to find similar frames to accelerate the search. The lidar iris descriptor is used to calculate the Hamming distance to judge the similarity between loop frames，so as to avoid violent matching and realize the translation and rotation invariance. Simulation experiments on KITTI dataset show that compared with LeGO-LOAM algorithms，the absolute pose accuracy and relative pose accuracy of this algorithm are improved by 51.54% and 19.39% on average respectively.

Key words：lidar；loop detection；LeGO-LOAM；simultaneous localization and mapping

同步定位与地图构建是智能机器人在未知环境中进行避障和导航等任务的先决条件之一[1]。激光雷达同步定位与地图构建(SLAM)是利用激光雷达传感器进行自身状态估计和构建周围环境地图的一项技术。相较于视觉[2]，激光雷达受光照因素影响较小，夜间依然可以正常工作，凭借其测距精度高、视角范围广等优势[3－4]，激光SLAM在无人自主导航、自主驾驶等领域取得很大进展。因此，本文选用基于激光雷达SLAM方案。

为降低雷达里程计和建图的累计误差，引入

收稿日期：2023－05－24

基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFC3302500)

作者简介：杨娜(1998—)，女，硕士研究生；程磊(1976—)，通信作者，男，副教授，研究方向为大数据与机器学习、嵌入式应用、虚拟现实技术。

回环检测技术,即通过计算当前帧位姿与历史帧位姿间的变换,判断移动机器人是否经过同一位置,将其结果作为约束加入到全局优化中去,以达到提升全局位姿图整体精度的目的。雷达里程计位姿误差会随着时间增加而积累,在室外大场景情况下误差积累更甚,从而影响 SLAM 后端建图精度和效果。

作为激光 SLAM 的经典之作,LOAM 算法[5]在 kitti odometry[6]门类长期霸榜,包括其衍生算法 LeGO-LOAM[7]等,其主要思想是通过一个高频激光里程计进行低精度的运动估计和一个低频高精度的建图与校正里程计的估计结果相融合,生成一个高频高精度的单一运动估计。LOAM 算法不带有回环检测,因此不可避免会引起漂移。陈文浩等[8]提出一种基于紧耦合(IMU)的 LeGO-LOAM 算法,改善了在低分辨率的激光雷达设备上运动畸变和点云数据稀疏的问题,能够有效抑制重力矢量漂移问题。庞帆等[9]给出了一种利用激光雷达惯导耦合的里程计与建图方法,算法对数据预处理模块、特征提取模块和里程计建图模块的改进,改善了场景中动态物体移动造成里程计精度降低、算法鲁棒性降低的问题。郑川川等[10]提出一种基于图优化的激光管道紧耦合的 SLAM 算法,后端采用图优化的方法融合 IMU 预积分、激光里程计和回环检测信息完成地图构建,可以一定程度抑制运动估计漂移。上述所提方法都没有改变算法中的回环检测策略,若偏移较大,便无法修正,且没有重定位功能。

Kim 等[11]提出 Scan Context 算法,将点云信息压缩,只利用点云最大高度信息。周治国等[12]提出一种基于强度扫描上下文回环检测的算法,采用强度扫描上下文作为全局描述符进行回环检测以减少漂移。耿丽杰等[13]提出一种建图方法,将 Sacn Context 回环检测策略与点云配准策略 NDT-ICP 融合以减少地图中的误匹配。基于扫描上下文的回环策略均需要进行暴力匹配实现旋转不变性。Wang 等[14]提出 Iris 回环检测算法,充分利用点云大部分信息,具有旋转不变性,避免暴力搜索,节省计算资源。

本文在 LeGO-LOAM 基础上改进回环策略,选用关键特征(Ring-key) 向量构建 KD 树查找相似候选帧,计算两个二值特征图像的汉明距离,得到两帧点云的相似度来判断回环帧是否完成回环检测,避免暴力匹配检测点云旋转问题,有效解决回环帧漏检和错检情况,减小里程计的累计误差,提高建图精度。

1 高效回环检测的激光 SLAM 算法

1.1 系统概况

系统整体框图如图 1 所示,首先对输入点云进行处理,分离出地面点云,得到有效点云,将有效点云进行特征提取,得到面特征和边缘特征,将特征点云传入激光建图模块建立全局点云地图,同时传入回环检测模块检测回环,最后通过变换集成模块融合计算结果,输出最终姿态估计。

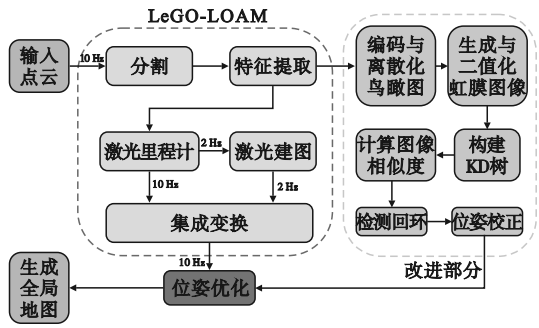


图 1 系统整体框图

Fig. 1 System overview

1.2 LeGO-LOAM 算法

整个算法可以分为五个模块,其中点云分割模块对获取到的点云实行聚类分割操作,将地面点云和异常点云分离开。然后将分割后的点云传到特征提取模块,得到面点点云和边缘点点云。将分割后的点云传入激光里程计模块进行位姿变换。将变换后点云传入激光建图模块建立全局点云地图,最后通过变换集成模块融合激光里程计模块和激光建图模块的计算结果,输出最终的姿态估计。

1.2.1 点云分割

本模块主要流程为:先进行地面提取,再对剩下点云进行聚类分割,为提高效率和可靠性,分割时会忽略少于 30 个点的集群。去除地面过程如下:对激光雷达线束序号中小于 31 的进行地面检测,通过图 2 中 A 点和相邻点 B 与 AC 的夹角 α 的值判断是否为地面,其中 AC 平行于激光雷达坐标系 x 轴,若 α 小于 10°,则认为是地面点,否则不是地面点。去除地面之后,通过广度优先搜索递归进行查找,从[0,0]点开始,遍历其前后左右四个点,并分别与四个点对比,若其相对角度超过 60°,那么便划分为同一个点云簇。

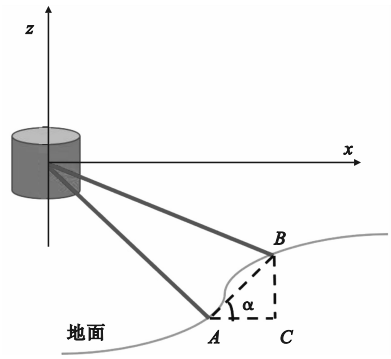


图 2　地面点判断

Fig. 2　Ground point judgment

1.2.2　点云特征提取

点云特征提取的目的是进行点云配准,进而得出当前位姿。点云首先进行运动补偿,然后计算每个点曲率,再按照曲率排序,若该点曲率大于给定阈值,则选为边缘点,否则选为面点,曲率计算公式为

$$c = \frac{1}{|S| \cdot \|r_i\|} \sum_{j \in S, j \neq i} (r_j - r_i) \tag{1}$$

式中:S 是同一线激光连续点的集合;i 和 j 分别表示集合 S 中的点;r_j 表示 S 中不等于 i 的点 j 的深度;r_i 表示点 i 的深度。本文取 $|S|$ 等于 10。

1.2.3　点云特征匹配

特征匹配主要根据特征提取出的边缘点集合和面点集合,得到点云的线特征和面特征,根据最小二乘法,得出前后两帧的坐标转换。空间中一个点的坐标可以通过平移和旋转来转换到另一个坐标,则前一帧中的点可以通过公式(2)转换到当前帧,假设以空间中点的欧氏距离表示匹配好坏,则可以把问题转换为公式(3)。

$$\boldsymbol{X}^{W}_{(k+1,i)} = \boldsymbol{R} \cdot \boldsymbol{X}^{L}_{(k+1,i)} + \boldsymbol{t} \tag{2}$$

$$f_{\varepsilon}(\boldsymbol{X}^{L}_{(k+1,i)}, \boldsymbol{T}^{L}_{(k+1,i)}) = d_{\varepsilon} \tag{3}$$

式中:k 表示一个扫描周期;$\boldsymbol{X}^{L}_{(k+1,i)}$ 表示点 i 在 $k+1$ 周期的雷达坐标系 $\boldsymbol{L}$ 中坐标;$\boldsymbol{X}^{W}_{(k+1,i)}$ 表示在世界坐标系 $\boldsymbol{W}$ 中的坐标;$\boldsymbol{T}^{L}_{(k+1,i)}$ 表示特征点的旋转平移变换;$\boldsymbol{R}$ 表示旋转矩阵;$\boldsymbol{t}$ 表示平移向量;d_{ε} 为线到线距离;f_{ε} 表示线特征函数。

找到 $\boldsymbol{T}^{L}_{(k+1)}$ 使前一帧中所有点通过 $\boldsymbol{T}^{L}_{(k+1)}$ 转换后,和当前帧的点欧氏距离最小,得到的旋转平移矩阵就是前一帧和当前帧的最优坐标转换。采用线和线的匹配,根据公式(4)使用点到线距离求解线到线距离。

$$d_{\varepsilon} = \frac{|(\tilde{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k+1,i)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)}) \times (\tilde{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k+1,i)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,l)})|}{|\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,l)}|} \tag{4}$$

式中:$\tilde{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k+1,i)}$ 表示前一帧中的第 i 个点通过 $\boldsymbol{T}^{L}_{(k+1)}$ 转换到当前帧坐标系下的位置;$\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)}$ 和 $\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,l)}$ 分别表示当前帧中的第 j 和第 l 个点的位置。

面特征的匹配与线特征匹配相似,面特征匹配就是找到一个转换,使得当前帧所有点到前一帧面的距离平方差最小,如公式(5)所示。根据公式(6)计算点到面的距离 d_{ϑ},其中 $\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,m)}$ 为当前帧中的三个面上的 m 点的位置,f_{ϑ} 表示面特征函数。

$$f_{\vartheta}(\boldsymbol{X}^{L}_{(k+1,i)}, \boldsymbol{T}^{L}_{(k+1,i)}) = d_{\vartheta} \tag{5}$$

$$d_{\vartheta} = \frac{|(\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,l)}) \times (\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,m)})(\tilde{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k+1,i)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)})|}{|(\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,l)}) \times (\bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,j)} - \bar{\boldsymbol{X}}^{L}_{(k,m)})|} \tag{6}$$

1.2.4　激光建图

LeGO-LOAM 以一个较低的频率对当前帧扫描到的点云进行线特征提取和面特征提取,将其与地图中的点云进行匹配,并优化位姿变换。

1.3　回环检测算法

1.3.1　构建描述子

首先将点云转换为鸟瞰图,如图 3 所示,保留一个 $Q \times Q$ 大小的正方形感应区,感应区中心为激光雷达位置。以感应区为单位,将点云离散为一个径向 80、角向 360 的网格,使用八位二进制代码对同一个网格内的所有点进行编码。将每个网格中的点按照高度排序再线性离散化为 8 个网格,有点的网格取值为 1,无点的网格取值为 0,最后获得一个八位二进制编码(code),再仿照虹膜识别算法[14]将鸟瞰图扩展为图像条,如图 4 所示。

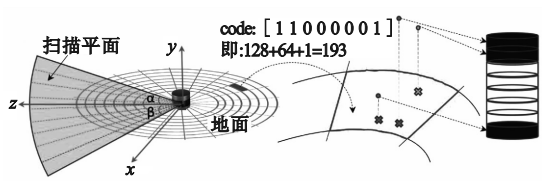


图 3　点云离散化形成鸟瞰图

Fig. 3　An aerial view of discretization of point clouds

利用四个一维 LoG-Garbo 滤波器对图像每一行进行卷积操作,得到每个滤波器的实部和虚部,其中一维 LoG-Garbo 滤波器的频率响应 $G(f)$ 计算式为

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \tag{7}$$

式中:f_0 表示滤波器中心频率;f 指的是传感器接收到的激光脉冲信号的频率;σ 表示滤波器带宽,σ/f_0 需要保持常数值。

最后进行阈值运算,把四个一维 LoG-Garbo 滤波器的卷积响应二值化,再叠加到每个雷达虹膜图像的二值特征图中,得到点云的二值特征图。

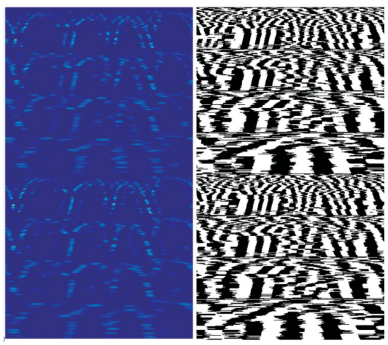


图 4 雷达虹膜特征提取图

Fig. 4 Iris feature extraction view

1.3.2 构建 KD-tree 加速匹配

通过激光雷达扫描数据生成的环路闭合检测的 Ring-Key 构建 KD-tree 查找相似帧,根据距离原点由近及远对矩阵的每一行向量 $\boldsymbol{p}_e$ 通过 $\varphi(p_e)$ 函数使用 L_0 范数编码得到一个 N_p 维向量表示环的占用率,再进行匹配计算,以起到数据降维和搜索加速的作用。

$$\boldsymbol{M}=(\varphi(\boldsymbol{p}_1),\cdots,\varphi(\boldsymbol{p}_{N_p})) \tag{8}$$

$$\varphi(\boldsymbol{p}_e)=\frac{\|\boldsymbol{p}_e\|_0}{N_o} \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{M}$ 为一维数组 Ring-Key;$\varphi(\boldsymbol{p}_e)$ 为数组中每个元素第 e 个 Ring-Key 的编码值;$\boldsymbol{p}_e$ 排布为距离原点由近及远,$\|\boldsymbol{p}_e\|_0$ 表示 $\boldsymbol{p}_e$ 中的非零向量;N_o 表示在构建环形描述子时使用的尺度个数。

1.3.3 闭环检测修正

每个点云生成一个二值特征图,并将所有关键帧获取的二值特征图存于数据库,比较当前关键帧和历史关键帧的二进制特征图之间不同值的个数,即计算两个二进制图之间的汉明距离,如果计算结果小于阈值,则认为检测到回环,完成算法的粗配准部分。

检测到回环后,会以当前帧点云为源点云,KD-tree 中的回环帧点云与目标点云进行匹配,得到配准后的旋转矩阵 $\boldsymbol{R}^*$ 和平移向量 $\boldsymbol{t}^*$,即位姿变换矩阵,完成算法的精配准部分,如公式(10)所示。

$$\boldsymbol{R}^*,\boldsymbol{t}^*=\arg\min_{R,t}\frac{\sum_{i=1}^{|P_1|}\|\boldsymbol{P}_2^i-(\boldsymbol{R}\cdot\boldsymbol{P}_1^i+\boldsymbol{t})\|^2}{|\boldsymbol{P}_1|} \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{P}_1$ 为源点云集合;$\boldsymbol{P}_2$ 为目标点云集合;$\boldsymbol{P}_t^i$ 表示目标点云中的第 i 个点;$\boldsymbol{P}_1^i$ 表示源点云中的第 i 个点;$|\boldsymbol{P}_1|$ 为源点云中点的个数。

回环检测完成后,将得到的位姿变换矩阵作为新的约束传入因子图优化框架中,进一步更新传感器的位姿估计,消除里程计累计误差和漂移。

2 仿真实验结果与分析

本文使用轨迹评估工具 evo 进行轨迹评估。evo 是一款用于视觉里程计和 SLAM 问题的轨迹评估工具,其核心功能是绘制相机的轨迹,评估估计轨迹和真实值之间的误差,支持多种数据集的轨迹格式(TUM、KITTI、EuRoC MAV),本文使用 KITTI 轨迹格式进行评估。

2.1 使用 KITTI 数据集验证分析

本文使用 KITTI 数据集验证算法在大场景下的定位精度、回环检测精度及效率和建图效果。KITTI 数据集是由德国卡尔斯鲁厄理工学院和丰田美国技术研究院联合创办的用于自动驾驶领域研究的数据集。该信息收集系统配有两个灰度相机、两个彩色摄像机、四个光学相机、一个 Velodyne 64 线激光雷达,另外还有一套 GPS 导航设备。本次实验平台为具有 16 GB 运行内存、AMD Ryzen7-5800H CPU 的个人电脑,操作系统为 Ubuntu18.04LTS,ROS 版本为 melodic。本文采用带有环路闭合的 KITTI 里程计数据,即序列 00、05、08 验证算法定位精度,其中 08 序列带有反向环路闭合帧。数据序列的环境、位姿数量和路程如表 1 所示。

表 1 数据集序列信息

Table 1 Data set sequence information

序列	环境	位姿数量	路程/m
00	城市	4 541	3 724.19
05	城市	2 761	2 205.58
08	城市 + 乡村	4 071	3 222.79

图 5 为三个序列 A-LOAM、LeGO-LOAM、本文算法(MY-SYSTEM)与 KITTI 轨迹真值(GT)俯视图轨迹对比,可以看到本文算法相对更加贴合真值轨迹。图 6 为本文算法在三个数据集序列上与轨迹真值的绝对位姿误差图,图 7 为本文算法在三个数据集序列上与轨迹真值的相对平移误差图。

表 2 列出各个方案在 00、05 和 08 三个数据集序列上的轨迹绝对位姿误差,同时考虑旋转和

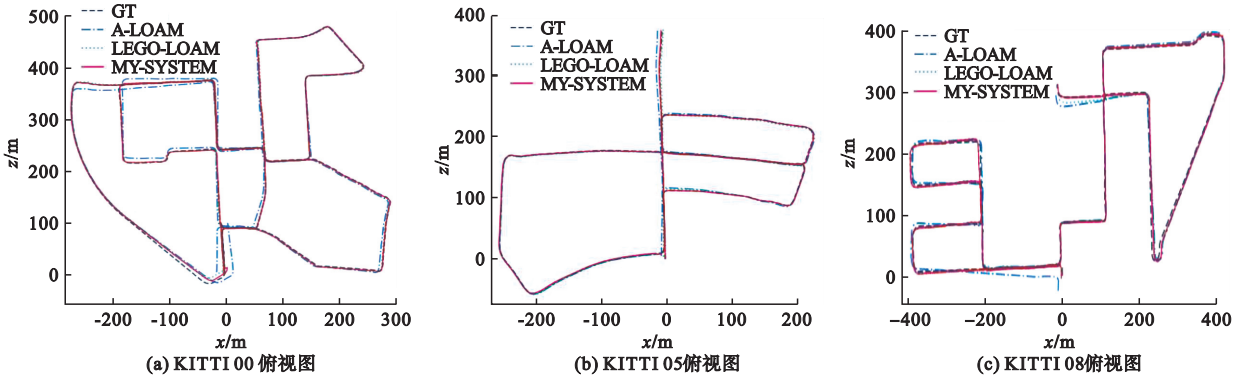


图 5　KITTI 00、05、08 序列俯视图

Fig. 5　Top view of KITTI sequence 00, 05 and 08

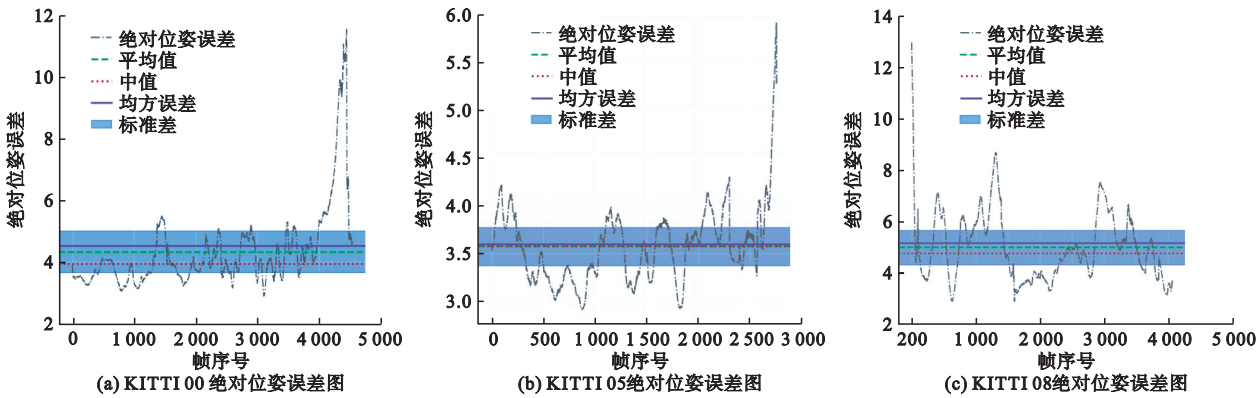


图 6　KITTI 00、05、08 绝对位姿误差图

Fig. 6　Absolute pose error diagram of KITTI 00, 05 and 08

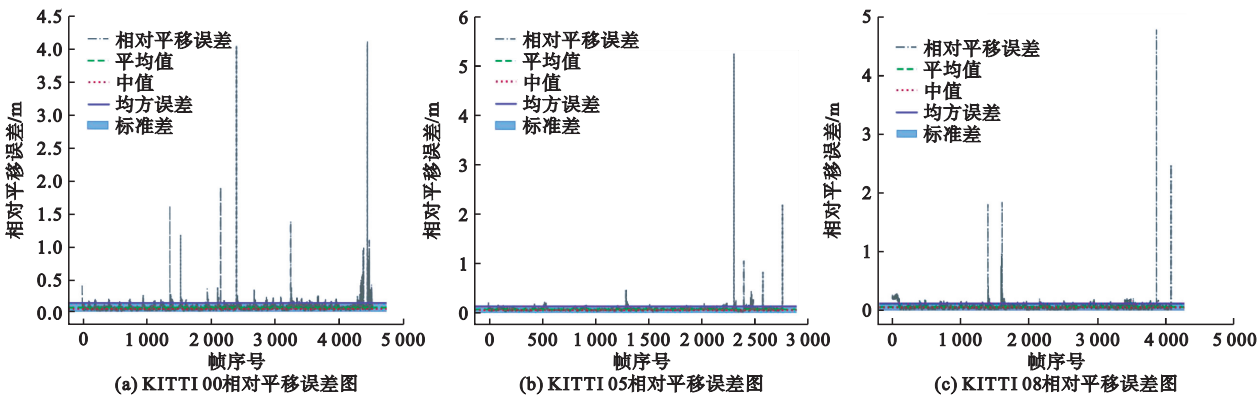


图 7　KITTI 00、05、08 相对平移误差图

Fig. 7　Relative translation error diagram of KITTI 00, 05 and 08

平移误差[15](无单位),表中数据采用五次实验结果平均值。可见,本文算法与 A-LOAM 和 LeGO-LOAM 算法相比,绝对位姿误差在均值、均方根和标准差都有所降低,相比较于 LeGO-LOAM 算法,绝对位姿误差均值平均降低 14.84%,均方根平均降低 19.27%,标准差平均降低 51.54%。

表 3 列出各个方案在 00、05 和 08 三个数据集序列上的轨迹相对位姿平移误差(单位:m)。表中数据采用五次实验结果平均值。本文算法与 A-LOAM 和 LeGO-LOAM 算法相比,相对位姿平移误差在均值、均方根和标准差都有所降低,相比较 LeGO-LOAM 算法,相对位姿平移误差均值平均降低 11.12%,均方误差平均降低 19.39%,标准差平均降低 14.42%。

2.2　实车建图

2.2.1　实验场景

为验证本文算法的鲁棒性与准确性,通过采用无人驾驶平台,在淄博智能网联汽车产业园测

表 2 不同方案各个序列绝对位姿误差

Table 2 Absolute trajectory error of each sequence in different schemes

序列	算法	误差类型(无单位)					
		最大值	平均值	中值	最小值	均方误差	标准差
00	A-LOAM	19.779 939	7.493 059	5.962 226	3.033 899	8.566 791	4.193 690
	LEGO-LOAM	26.970 735	5.357 078	**3.874 149**	2.968 995	6.311 018	3.336 265
	MY-SYSTEM	**11.533 595**	**4.322 850**	3.940 521	**2.888 096**	**4.529 377**	**1.352 120**
05	A-LOAM	11.358 276	4.054 020	**3.468 244**	**2.567 111**	4.339 828	1.546 356
	LEGO-LOAM	7.986 091	4.198 850	3.838 221	2.845 634	4.344 370	1.114 991
	MY-SYSTEM	**5.913 735**	**3.571 633**	3.571 719	2.909 487	**3.594 054**	**0.400 828**
08	A-LOAM	29.012 615	6.597 317	4.847 846	**2.747 589**	7.951 271	4.438 256
	LEGO-LOAM	14.175 507	5.574 023	5.337 894	2.944 404	5.906 621	1.954 083
	MY-SYSTEM	**12.974 071**	**5.001 048**	**4.787 146**	2.903 479	**5.179 180**	**1.346 635**

表 3 不同方案各个序列相对位姿平移误差

Table 3 Relative translation error of each sequence in different schemes

序列	算法	误差类型/m					
		最大值	平均值	中值	最小值	均方误差	标准差
00	A-LOAM	1.883 737	1.156 518	1.200 894	0.003 245	1.217 300	0.379 851
	LEGO-LOAM	15.962 294	0.082 317	0.051 559	**0.001 815**	0.306 933	0.195 689
	MY-SYSTEM	**4.045 262**	**0.066 843**	**0.049 202**	0.002 794	**0.139 855**	**0.122 848**
05	A-LOAM	**1.710 014**	1.124 938	1.218 471	**0.001 191**	1.197 460	0.410 397
	LEGO-LOAM	6.821 663	0.070 998	0.055 775	0.002 910	0.157 922	0.141 062
	MY-SYSTEM	5.224 723	**0.059 314**	**0.048 560**	0.002 681	**0.128 018**	**0.113 448**
08	A-LOAM	**1.814 683**	1.113 385	1.198 045	0.003 331	1.183 361	0.400 895
	LEGO-LOAM	3.800 345	0.065 186	**0.051 951**	**0.003 079**	**0.105 314**	**0.082 715**
	MY-SYSTEM	4.718 712	**0.066 422**	0.053 647	0.004 829	0.121 331	0.101 535

试场进行建图。所用无人驾驶平台如图 8 所示,搭载车载惯性组合导航系统,使用速腾 16 线激光雷达,无人驾驶平台工控机为 Ubuntu18.04LTS 系统,运行内存 32 GB,ROS 版本为 Melodic。



图 8 实验采用的无人驾驶平台

Fig. 8 The unmanned driving platform of the experiment

2.2.2 实验过程

本次实验通过无人驾驶平台环绕行驶淄博智能装备产业园测试场的方法进行建图,并对原算法和改进算法进行外参标定。建图过程激光里程计坐标随着无人驾驶平台移动而变化。

2.2.3 实验结果

实验通过环绕测试场一周,LeGO-LOAM 算法建图结果如图 9 所示,本文算法运行过程如图 10 所示,运行结束后点云地图如图 11 所示,相比于图 9 可明显看到点云地图右侧边缘明显,漂移减少,建图精度有所提高。

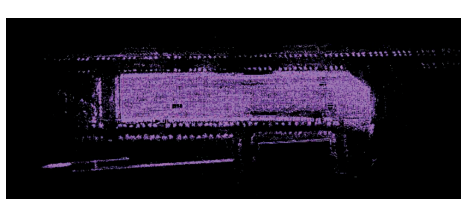


图 9 LeGO-LOAM 测试场建图结果

Fig. 9 LeGO-LOAM test site mapping results

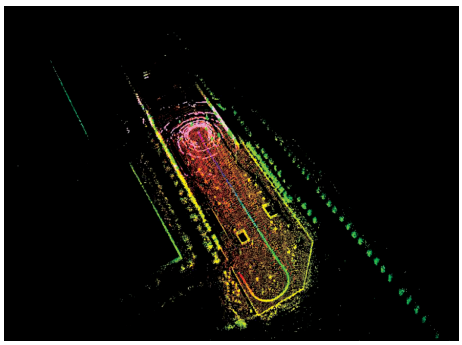


图 10　本文算法运行时截图

Fig. 10　A screenshot of the algorithm running in this study

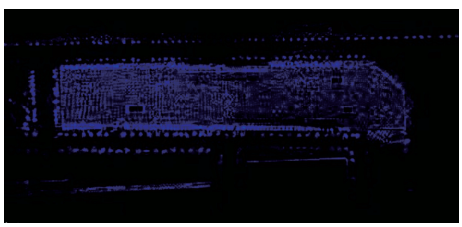


图 11　本文算法测试场建图结果

Fig. 11　The field mapping of the algorithm testing in this study

3　结论

本文针对室外大场景下激光里程计误差积累问题,提出一种利用激光雷达虹膜描述子描述关键帧的方法,将点云关键帧描述为虹膜描述子,然后使用 Ring-Key 描述子构建 KD-tree,完成帧间回环检测部分。该方法可以在大场景下回环实现平移和旋转不变性,避免暴力匹配,节省计算资源,提高定位与建图的精度。

参考文献(References):

[1] 王金科,左星星,赵祥瑞,等. 多源融合 SLAM 的现状与挑战[J]. 中国图象图形学报,2022,27(2):368 – 389.
WANG J K,ZUO X X,ZHAO X R,et al. Review of multi-source fusion SLAM:current status and challenges[J]. Journal of Image and Graphics,2022,27(2):368 – 389. (in Chinese)

[2] 高宏伟,于斌,武炎明. 视觉 SLAM 的空地协同导航方法研究[J]. 沈阳理工大学学报,2022,41(1):7 – 13.
GAO H W,YU B,WU Y M. Research on air-groundcooperative navigationbased on VSLAM[J]. Journal of Shenyang Ligong University,2022,41(1):7 – 13. (in Chinese)

[3] 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 Z G,CAO J W,DI S F. Overview of 3D lidar SLAM algorithms[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2021,42(9):13 – 27. (in Chinese)

[4] 薛光辉,李瑞雪,张钲昊,等. 基于 3D 激光雷达的 SLAM 算法研究现状与发展趋势[J]. 信息与控制,2023,52(1):18 – 36.
XUE G H,LI R X,ZHANG Z H,et al. State-of-the-art and tendency of SLAM algorithms based on 3D LiDAR[J]. Information and Control,2023,52(1):18 – 36. (in Chinese)

[5] ZHANGJ, SINGH S. Visual-lidar odometry and mapping: low-drift,robust,and fast[C]//2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Seattle,WA,USA:IEEE,2015:2174 – 2181.

[6] GEIGER A,LENZ P,STILLER C,et al. Vision meets robotics:the KITTI dataset[J]. International Journal of Robotics Research,2013,32(11):1231 – 1237.

[7] SHAN T X, ENGLOT B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]//2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Madrid, Spain: IEEE, 2019:4758 – 4765.

[8] 陈文浩,刘辉席,杨林涛,等. 基于 IMU 紧耦合的 LeGO-LOAM 改进算法研究[J]. 计算机应用研究,2021,38(4):1013 – 1016.
CHEN W H,LIU H X,YANG L T,et al. Research on improved LeGO-LOAM algorithm based on IMU tight coupling[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(4): 1013 – 1016. (in Chinese)

[9] 庞帆,危双丰,师现杰,等. 激光雷达惯导耦合的里程计与建图方法[J]. 计算机应用研究,2021,38(7):2188 – 2193,2199.
PANG F,WEI S F,SHI X J,et al. Odometry and mapping method for coupling LiDAR and IMU[J]. Application Research of Computers,2021,38(7):2188 – 2193,2199. (in Chinese)

[10] 郑川川,柯福阳,汤琴琴. 基于图优化的激光惯导紧耦合 SLAM 研究[J]. 电子测量技术,2023,46(1):35 – 42.
ZHENG C C,KE F Y,TANG Q Q. Tightly coupled SLAM for laserinertial navigation based on graph optimization[J]. Electronic Measurement Technology,2023,46(1):35 – 42. (in Chinese)

[11] 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). Madrid,Spain:IEEE,2019:4758 – 4765.

[12] 周治国,邸顺帆. 基于强度扫描上下文回环检测的激光雷达 SLAM 算法[J]. 中国惯性技术学报,2022,30(6):738 – 745.
ZHOU Z G,DI S F. Lidar SLAM based on intensity scan context loop closure detection[J]. Journal of Chinese Inertial Technology,2022,30(6):738 – 745. (in Chinese)

[13] 耿丽杰,顾健,别晓婷,等. 基于 Scan Context 与 NDT-ICP 相融合的果园建图方法研究[J]. 中国农机化学报,2022,43(7):44 – 50.
GENG L J,GU J,BIE X T,et al. Research on orchard SLAM method based on Scan Context and NDT-ICP fusion[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2022,43(7):44 – 50. (in Chinese)

[14] WANG Y,SUN Z Z,XU C Z,et al. LiDAR iris for loop-closure detection[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS). Las Vegas,USA: IEEE,2021:5769 – 5775.

[15] 徐晓苏,李诺,姚逸卿. 基于快速回环检测的室外环境下激光雷达 SLAM 算法[J]. 中国惯性技术学报,2022,30(6):716 – 722.
XU X S,LI N,YAO Y Q. Lidar SLAM algorithm in outdoor environment based on fast loop detection[J]. Journal of Chinese Inertial Technology,2022,30(6):716 – 722. (in Chinese)

(责任编辑:和晓军)