

基于 Scan Context 回环检测与 GICP 精匹配改进的 SLAM 算法

王奕辉^{1,2}, 余捷^{1,2}, 于廷海^{1,2}, 戴村供^{1,2}

(1. 福建理工大学 机械与汽车工程学院, 福建 福州 350118;

2. 福建省汽车电子与电驱动技术重点实验室, 福建 福州 350118)

摘要: 为解决同步定位与建图 (SLAM) 技术在构建点云地图的漂移问题并减少轨迹误差, 提出 GS-LeGO 算法。该算法基于 LeGO-LOAM 算法的框架, 融合扫描上下文优化 (Scan Context) 与广义迭代最近点 (GICP) 精匹配。使用 Scan Context 提取的全局描述符进行循环检测, 通过 GICP 点云配准进行配准, 对地图修正得到最终的位姿估计, 实现精准回环检测和提高定位精度。使用 KITTI 数据集的 00 序列和 07 序列数据集进行测试。实验结果表明, 同 LeGO-LOAM 算法相比, GS-LeGO 算法解决了在急剧转弯时点云地图漂移的问题, 回环效果较好, 构建的点云地图更为精准, 运动轨迹与真实轨迹重合度更高, 估计轨迹长度更接近真实轨迹长度。与 LeGO-LOAM 算法的绝对位姿误差相比, GS-LeGO 算法在数据集 00 中误差平均值减少了 24.22%、均方根误差减少了约 31.28%; 在数据集 07 中误差平均值减少了 43.30%、均方根误差减少了约 45.28%。相比于实时激光雷达测程和测绘算法, GS-LeGO 算法在数据集 00 中误差平均值减少了 65.10%、均方根误差减少了约 68.10%, 在数据集 07 中误差平均值减少了 15.38%、均方根误差减少了约 13.43%。

关键词: 激光 SLAM; 回环检测; 点云配准; GICP

中图分类号: TP242.6

文献标志码: A

文章编号: 2097-3853(2025)06-0541-09

Improved SLAM algorithm based on Scan Context loop detection and GICP fine matching

WANG Yihui^{1,2}, YU Jie^{1,2}, YU Tinghai^{1,2}, DAI Cungong^{1,2}

(1. School of Mechanical & Automotive Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Automotive Electronics and Electric Drive Technology, Fuzhou 350118, China)

Abstract: In order to solve the drift problem of simultaneous localization and mapping (SLAM) technology in constructing point cloud maps and reduce trajectory errors, a GS-LeGO algorithm, which integrates Scan Context optimization and generalized iterative nearest point (GICP) fine matching with lightweight ground optimized radar odometer and mapping (LeGO-LOAM) algorithm, is proposed. The algorithm uses the global descriptor extracted by Scan Context for cyclic detection, registers the map through GICP point cloud registration, and obtains the final pose estimation to achieve accurate loop detection and improve positioning accuracy. The algorithm also uses KITTI data set 00 sequence data set and 07 sequence data set for testing. Experimental results show that, compared with LeGO-LOAM algorithm, GS-LeGO algorithm solves the problem of point cloud map drift during sharp turns, and the loop effect is better, the constructed point cloud map is more accurate, the motion trajectory and the real trajectory have higher overlap, and the estimated trajectory length is closer to the real trajectory length. Compared with the absolute pose error of LeGO-LOAM algorithm, the mean error is reduced by 24.22% and the root mean error is reduced by about 31.28%. In dataset 07, the mean error is reduced by 43.30% and the root mean error is reduced by about 45.28%. Compared with the real-time Lidar range measurement and mapping algorithm, the mean error of data set 00 is reduced by 65.10% and the root mean square error is reduced by about 68.10%. In dataset 07, the mean error is reduced by 15.38% and the root mean square error is reduced by about 13.43%.

Keywords: laser SLAM; loop detection; point cloud registration; GICP

收稿日期: 2024-10-30

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目 (2024J01826)

第一作者简介: 王奕辉 (2000—), 男, 福建龙岩人, 硕士研究生, 研究方向: 激光 SLAM。

通信作者: 余捷 (1984—), 男, 福建福清人, 副教授, 博士, 研究方向: 新能源与智能网联汽车技术。

随着自主机器人技术的发展和应用需求的增加,同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术在无人系统领域扮演着至关重要的角色^[1]。SLAM 技术要求机器人在未知或动态环境中通过传感器数据实时完成自身位置的估计和环境地图的构建,从而为机器人导航、环境探测和智能监控提供重要支持^[2]。由于 SLAM 系统中的传感器噪声、环境的动态变化、算法的累积误差等因素,机器人在估计姿态和轨迹时难免产生漂移误差^[3],误差累积后会导导致位置估计偏离,进而可能造成定位和建图的失败^[4]。为此,SLAM 系统通常需要依赖高精度的点云配准技术和回环检测减小漂移误差以确保全局地图的精度和一致性^[5],所以对 SLAM 的回环检测以及点云配准的研究尤为重要。

激光里程计与建图(LOAM)^[6]是目前最具代表性的基于特征匹配的实时三维激光 SLAM 算法,但其缺少回环检测,在大规模测试中会出现漂移。针对 LOAM 算法的不足,Shan T 等^[7]提出了轻量级地面优化雷达里程计和测绘(LeGO-LOAM)算法,增加了结合迭代最近点(ICP)与欧几里得距离来寻找回环点的回环检测方法,但回环检测有时出现错误和点云匹配精度不高的问题。H. Pan 等^[8]基于惯性测量单元(IMU)和激光雷达(LiDAR)信息融合闭环检测方法,能够有效提高精度,但紧耦合框架和回环检测的结合大大增加了计算复杂度。DeLightLCD^[9]通过轻量化深度网络设计,实现了高效的 LiDAR 回环检测,但其检测精度在复杂场景中的表现存在不足。ShiY 等^[10]针对复杂环境提出了一种轻量化回环检测方法,但其特征表达能力在极为稀疏的点云环境中略显不足,影响了回环检测的准确性。Zhang 等^[11]引入基于强度信息的柱状投影形状上下文描述改进回环检测,提升特征的区分性和鲁棒性,但在几何特征类似的高度重复场景中仍存在误检风险。D. Cattaneo 等^[12]提出了 LCDNet 模型,利用深度学习从点云中提取具有鲁棒性的全局特征,能够有效应对环境变化、遮挡等挑战,但对大规模数据的依赖性和泛化能力不足仍是需要解决的挑战。

点云配准在 SLAM 中也至关重要,它通过精确对齐连续帧数据来实现实时定位和建图,同时修正累积误差以确保全局地图的一致性^[13]。Besl 等^[14]提出迭代最近点(ICP)算法,通过最小

化两个点云之间的欧氏距离误差来对齐两个点云。该方法适用于初始对齐较好的场景,但对噪声和初始位置依赖性强,容易陷入局部最优。Zhang S 等^[15]提出了 RANSAC-ICP 算法,可有效去除外点和噪声点,使初始点云对齐更加精准,但需要进一步优化以解决参数敏感性的问题。SOCR^[16]将重叠区域预测与特征匹配同时进行,直接优化了点云注册的效率和鲁棒性;但该方法过于依赖预测的重叠区域和对应点信息。Yang L 等^[17]通过结合 IMU 预积分显著提高了煤矿巷道中点云匹配的精度和效率,但其对 IMU 数据和环境特征的依赖限制了应用场景,需要进一步优化以提高泛化能力。

基于 LeGO-LOAM 算法的回环策略和点云配准算法,本研究提出了 GS-LeGO 算法,集成 Scan Context 回环检测与 GICP 匹配融合 LeGO-LOAM 算法,使用 Scan Context 提取的全局描述符进行循环检测,通过 GICP 进行点云配准,对地图修正得到最终的位姿估计,实现精准回环检测和提高定位精度的 GS-LeGO 算法。

1 LeGO-LOAM 算法

1.1 算法框架

LeGO-LOAM 是一种轻量级、基于地面优化的激光里程计和 3Dlidar 建图算法,能够实时进行六自由度位姿估计,可实现地面车辆小车在多变地形下的定位和建图。算法系统主要由点云分割、特征提取、激光雷达里程计、激光建图和位姿输出组成,如图 1 所示。

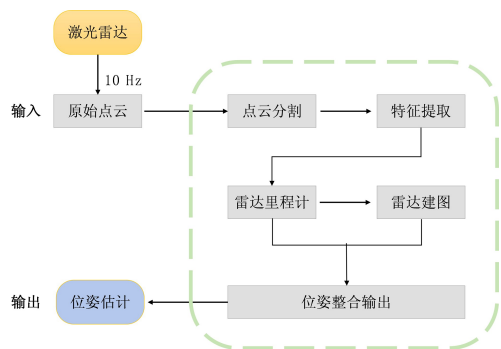


图 1 LeGO-LOAM 算法系统结构图

Fig.1 Structure of LeGO-LOAM algorithm system

该算法首先对点云数据进行预处理,包括去除地面点、分割点云并提取特征,将点云划分为角点和平面点,以减少计算量并提高建图精度。

LeGO-LOAM 在前端采用激光里程计,利用 ICP 变体进行帧间匹配;在后端通过回环检测识别历史帧,利用因子图优化进行全局地图优化,从而减少累积误差,提高轨迹一致性。

1.2 算法存在问题

LeGO-LOAM 的回环检测策略原理,以时间和距离作为条件,以机器人当前位姿为搜索点,对距离当前位姿 7 m 处得若干个位姿进行再次搜索判断,其中当找到的位姿与当前帧间隔大于 30 s 时,判断为回环点进行匹配,修正误差。如图 2 所示。

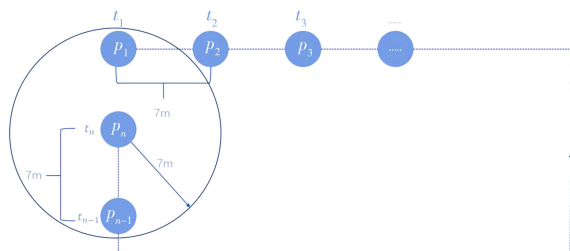


图 2 半径邻近搜索图

Fig.2 Radius adjacent search graph

LeGO-LOAM 基于半径的近邻搜索算法回环策略只有在默认偏移较小的情况下才能达到效果,实际上无法应对大距离范围下的尺度漂移。如图 3 所示,假设 p_1 与 p_n 是回环点,由于累计误差较大,在 p_n 处以 7 m 为半径搜索不到 p_1 ,则不能判断为回环点,导致回环检测失败,不能消除累计误差。

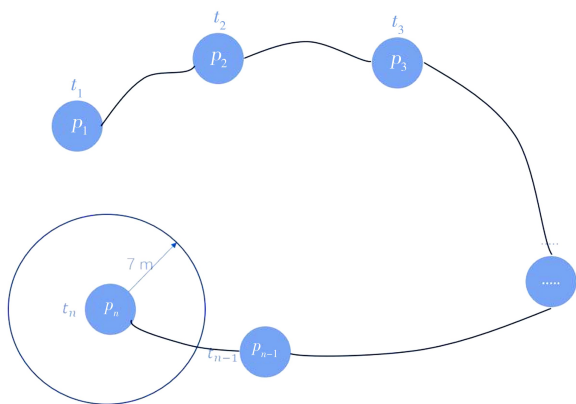


图 3 大范围尺度漂移图

Fig.3 Large scale drift diagram

可见 LeGO-LOAM 的回环策略问题会在累计误差较大情况下导致定位失败。

此外,LeGO-LOAM 采用 ICP 的点云配准算法对地图优化,点云 ICP 匹配算法是迭代最近点匹配的方法,能够应用于任意两组 3D 形状的对齐。

根据初始位姿估计,将源点云粗略对齐到目标点云。为源点云中的每个点找到目标点云中的最近邻点,形成点对。计算所有点对之间的距离误差,通常使用欧氏距离作为误差度量。根据最小二乘方法求解出变换矩阵,使得源点云尽可能与目标点云对齐,如图 4 所示。

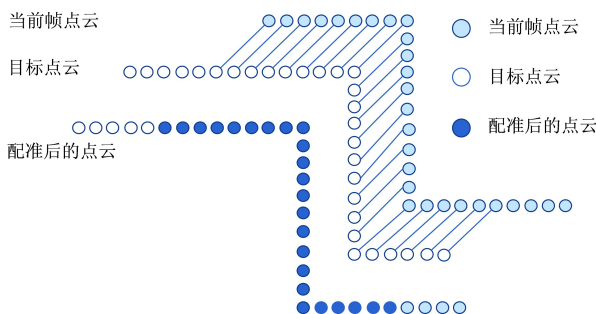


图 4 ICP 算法示意图

Fig.4 ICP algorithm diagram

ICP 采用迭代优化的方式进行点云对齐,每次迭代都会基于当前的匹配点对计算刚性变换。但是由于算法本质上是一个局部优化过程,如果初始位姿(即源点云相对于目标点云的初始位置和方向)偏差较大,ICP 可能会收敛到一个局部最优解,而不是全局最优解。例如,当源点云与目标点云在全局范围内存在多个相似的匹配区域时,错误的初始位姿可能导致算法收敛到错误的局部对齐结果,而非正确的全局对齐,如图 5 所示。

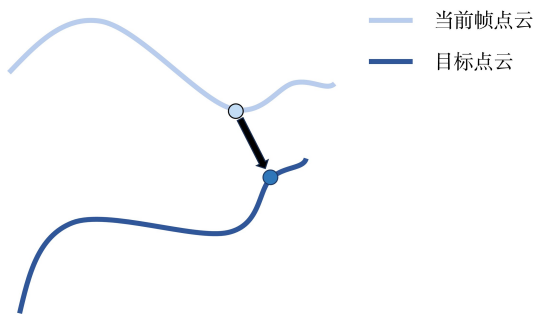


图 5 ICP 算法配准失败示意图

Fig.5 ICP algorithm registration failure diagram

2 改进的 GS-LeGO 算法

2.1 回环检测策略优化

Scan context 是一种 3D 点云全局描述子,表示点云的几何信息,因此可以对不同关键帧的 SC 描述子进行匹配,找到历史关键帧中和当前

关键帧相似的点云,从而找到回环帧。它通过各个关键帧点云之间的相似程度搜索回环帧,因此不会受到几何距离的影响,在大场景下也可以完成回环检测的功能,算法系统流程图如图 6 所示。

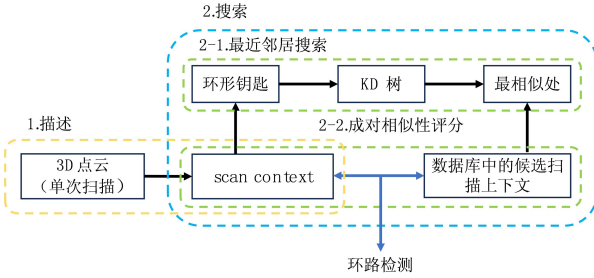


图 6 Scan context 算法系统流程图

Fig.6 Scan context algorithm system flow chart

在点云划分的部分,把分割后的点云对应到 $N_r * N_s$ 的矩阵 (Scan Context) 中,Scan Context 构建的是划分了径向 N_r 个圆环,每圆环又可以细分为周向分布的 N_s 个扇形为 Bin,每个 Bin 对应一个编码值。即:

$$\varphi(P_{ij}) = \max_{p \in P_{ij}} z(p) \quad (1)$$

式中, P_{ij} 为 $N_r * N_s$ 分类的 Bin,表示第 i 圈第 j 个 Bin。

基于两阶段的层次搜索算法,从 Scan Context 中提取出来的一个旋转不变性的描述子。对 Scan Context 中的每一行 r 使用一个环编码函数 φ 来分配一个值作为标识。然后每个环的值组合成一个 N_r 维的向量作为环形钥匙,环编码函数可表示:

$$\varphi(r_i) = \frac{\left| |r_i| \right|_0}{N_s} \quad (2)$$

Scan Context 的相似性比较,给定两个 Scan Context,需要有一个方式来判断这两个地方的相似性。设 I^a, I^b 为待比较的两帧点云, I^a 为当前帧的 Scan Context, I^b 为历史帧的 Scan Context。具体计算如式 (5) 所示。

$$d(I^a, I^b) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \left(1 - \frac{c_j^a c_j^b}{|c_j^a| |c_j^b|} \right) \quad (3)$$

式中, I^a 为当前帧的 Scan Context, I^b 为历史帧的 Scan Context, c_j^a 为 I^a 中的第 j 列, c_j^b 为 I^b 中的第 j 列。

为了提升 LeGO-LOAM 算法回环检测的准确

性,对回环检测部分使基于半径的近邻搜索算法和 Scan Context 算法同时进行,并且回环帧配准部分,融合 GICP 算法,对两个回环检测搜索到的回环帧进行约束,增加回环检测的精度。

2.2 点云配准算法的优化

传统 ICP 直接将点云中的点视为独立的单点,没有考虑点的局部几何分布特性。GICP 通过为每个点引入协方差矩阵,表示点的局部几何分布特性,为点与点之间的匹配关系建模时可以更为准确。

为了提高配准的鲁棒性,GICP 使用点云表面的协方差矩阵来构建点云配准的成本函数。假设点云局部区域可以近似为一个平面。对于每个点 X_i ,找到其局部邻域的 k 个最近邻点,并基于这些点估计协方差矩阵。对点 X_i ,其邻域点集合定义为: $N_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}\}$,对点 X_i 的邻域点集合 N_i ,计算协方差矩阵,如式 (4)。

$$C_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (X_{ij} - \bar{X}_i)(X_{ij} - \bar{X}_i)^T \quad (4)$$

其中, X_{ij} 表示 X_i 邻域中的第 j 个点。 \bar{X}_i 是邻域点的质心,如式 (5)。

$$\bar{X}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k X_{ij} \quad (5)$$

式 (5) 通过计算点云邻域内点与质心之间的协方差描述点云在局部的几何分布。

设原点云为 $A = \{a_i | i=1, 2, \dots, N\}$,目标点云为 $B = \{b_j | i=1, 2, \dots, N\}$,点 a_i 和 b_j 的协方差矩阵分别为 C_i^A 和 C_j^B ,考虑效率与精度的问题,邻近点云数量 N 设置为 20。对于变换矩阵 H :

$$H = \arg \min_H \sum_i d_i^{(H)T} (C_i^B + H C_i^A H^T)^{-1} d_i^{(H)} \quad (6)$$

其中, d_i 表示点对之间的欧式距离。GICP 通过引入协方差矩阵考虑了点的几何分布特性,在点云数据的异常值处理上鲁棒性更好。与 ICP 算法相比,ICP 算法只考虑点的欧式距离,在初始位姿偏差较大时容易陷入局部最优。

2.3 GS-LeGO 算法框架

GS-LeGO 算法使用 Scan Context 提取的全局描述符进行循环检测,通过 GICP 点云配准进行配准,对地图修正得到最终的位姿估计,提高算法的建图精度,系统整体框架如图 7 所示。

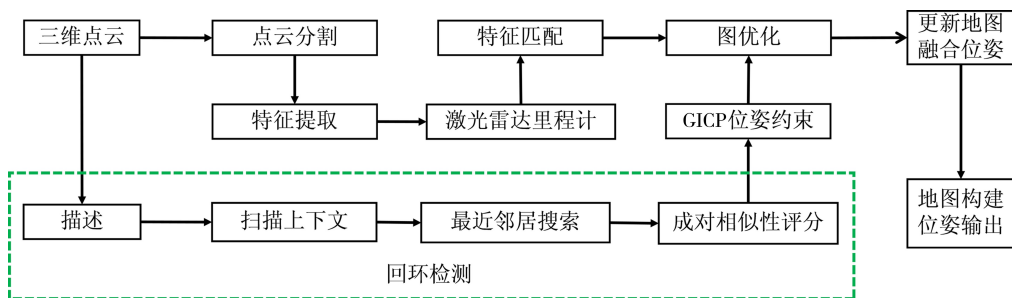


图7 GS-LeGO 算法系统整体框架

Fig.7 Overall framework of GS-LeGO algorithm system

算法流程包括 5 个步骤。

(1) 读取激光雷达数据。对于激光雷达的点云数据,通过点云分割,将点云的每一帧划分为不同的聚类,分割成许多聚类,同一个聚类只有一个标签。

(2) 对点云进行去畸变处理。点云数据会因为激光雷达的运动而导致某一帧不在原点上,对点云数据进行运动补偿,把所有点云数据对齐原点。

(3) 通过特征提取模块,评估特征点的粗糙度,同时提取边缘特征点和平面特征点。在配准过程中,对任意一点的配准只在标签相同的点中进行匹配,平面只考虑标记为地面的点,边缘点只考虑标记为大物体的点。

(4) 通过 Scan Context 算法进行回环检测。

(5) 基于 GICP 算法计算配准分数,如果匹配分数小于给定阈值,则认为回环成功,并获得回环帧与当前帧之前的姿态约束,进行地图优化和更新点云地图。

3 算法有效性验证

为了验证 GS-LeGO 算法的有效性,基于 ROS (机器人操作系统) 对 KITTI 数据集中的 00 序列和 07 序列进行了算法性能的评估。测试环境为 Ubuntu 18.04、ROS melodic,配置硬件为 AMD Ryzen 9 处理器、8 核 16 线程、主频 3.8 GHz, NVIDIA GeForce RTX 4060、8 GB GDDR6 显存,运行内存 16 GB。

3.1 SLAM 建图精度效果分析

基于公开数据集 KITTI^[18] 的 00 序列用 GS-LeGO 与 LeGO-LOAM 算法进行轨迹对比和位姿误差对比。

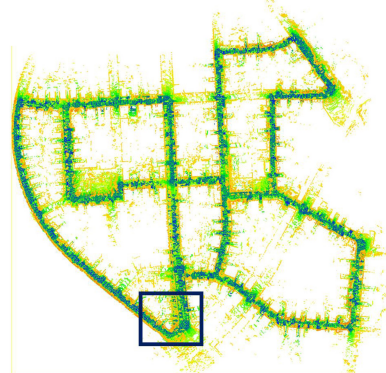
KITTI 数据集采集自德国卡尔斯鲁厄的城市、乡村和高速公路环境,涵盖了城市街道、部分乡村道路和高速公路,有较多的回环,适合测试

SLAM 系统的闭环检测与误差修正能力。

为了检验改进算法的可行性,分别对 GS-LeGO 与 LeGO-LOAM 两种算法的点云建图效果进行测试。图 8 是两种算法使用 KITTI 数据集 00 序列点云数据构建的点云图。



(a) GS-LeGO全局点云地图

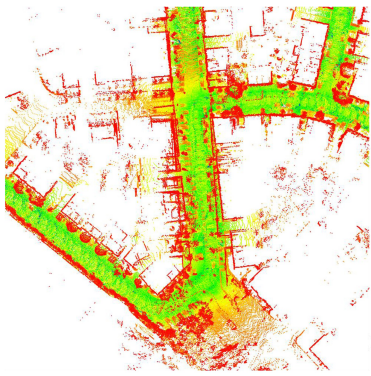


(b) LeGO-LOAM全局点云地图

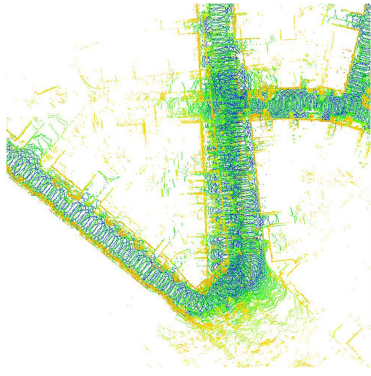
图8 00 序列数据集全局点云地图

Fig.8 Global point cloud map of 00 sequence dataset

图 9 是两种算法的点云图回环部分局部放大图。从图 8、图 9 可以看出,与 LeGO-LOAM 算法相比,GS-LeGO 算法能够解决急剧转弯时点云地图漂移的问题,回环效果较好,构建的地图精度更高。



(a) GS-LeGO局部点云地图



(b) LeGO-LOAM局部点云地图

图 9 00 序列数据集局部点云地图

Fig.9 Local point cloud map of 00 sequence dataset

为比较建图精度,分别使用两种算法构建地图,并与真实地图的路径长度对比。根据数据分析,GS-LeGO 算法所构建的地图路径长度更接近真实地图的路径长度。真实路径长度为3 724.187 m,GS-LeGO 的路径长度为 3 718.664 m,而 LeGO-LOAM 路径长度为 3 712.378 m。可见,GS-LeGO 算法在建图精度上表现更为优越。

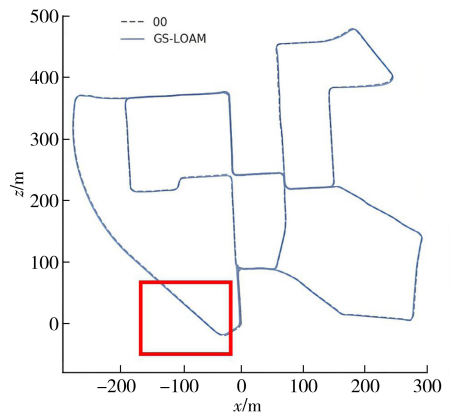
综上所述,对比原 LeGO-LOAM 算法,GS-LeGO 算法在有回环的地图上与真值轨迹的吻合程度较高,建图精度也更高。

3.2 轨迹对比实验分析

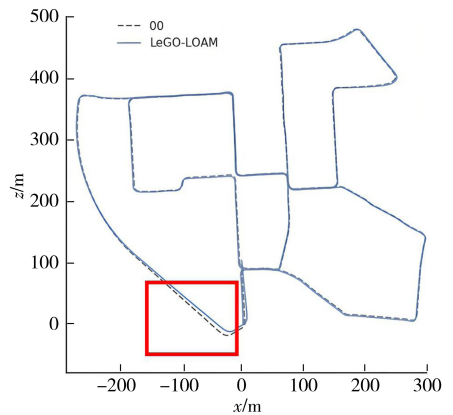
为了进一步验证 GS-LeGO 算法的可行性,使用 EVO 工具对 GS-LeGO 和 LeGO-LOAM 算法构建地图的轨迹与真值轨迹对比。由如图 10 所示的全局轨迹对比与如图 11 所示的局部轨迹对比可得出,GS-LeGO 算法与真值轨迹的吻合度比 LeGO-LOAM 算法更优。

3.3 位姿误差对比实验分析

绝对位姿误差 APE 是估计位姿和真实位姿的直接差值,可以非常直观地反应算法精度,保证



(a) GS-LeGO全局轨迹对比图



(b) LeGO-LOAM全局轨迹对比图

图 10 00 序列全局轨迹对比图

Fig.10 Comparison diagram of 00 sequence global trajectory

轨迹全局一致性,其计算公式为:

$$APE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{trans} \| F_i \| ^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中,trans $\| F_i \|$ 表示绝对位姿误差的平移部分, N 表示总帧数。

基于 KITTI 数据集 00 序列与 07 序列进行 EVO 绝对位姿误差(APE)的评估,用 GS-LeGO 算法、LeGO-LOAM 算法、A-LOAM 算法进行对比分析。基于 00 数据集使用 3 种算法进行建图实验,APE 的对比结果如图 12 所示。基于 07 数据集使用 3 种算法建图实验,APE 的对比结果如图 13 所示。基于图 12 和图 13 分析两组实验的 APE 折线图可得,GS-LeGO 算法的折线图更为平顺证明其稳定性较好,而且绝对运动误差较小。同时对对比柱状图得出可清楚得出 GS-LeGO 算法的绝对位姿误差要小于 LeGO-LOAM 算法与 A-LOAM 算法,证明了 GS-LeGO 算法的可行性。

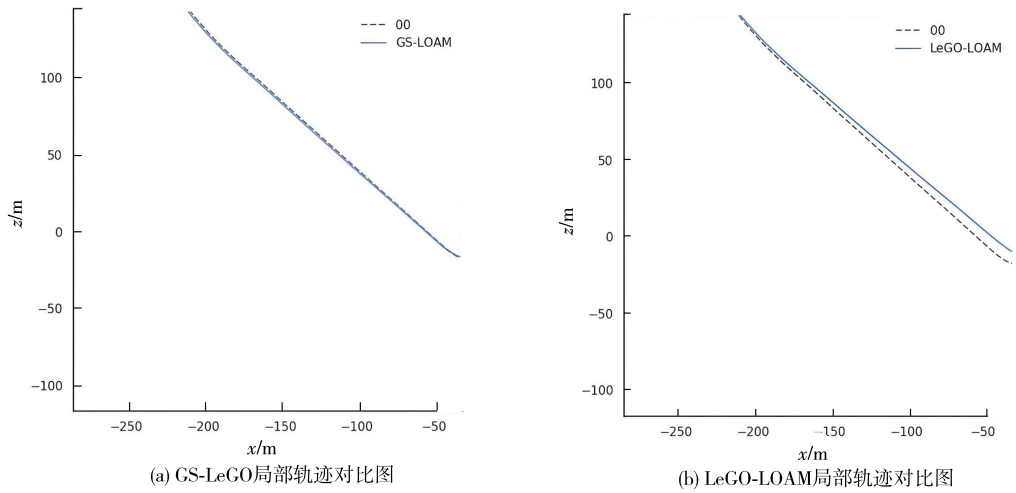


图 11 00 序列局部轨迹对比图

Fig.11 Comparison diagram of 00 sequence local trajectory

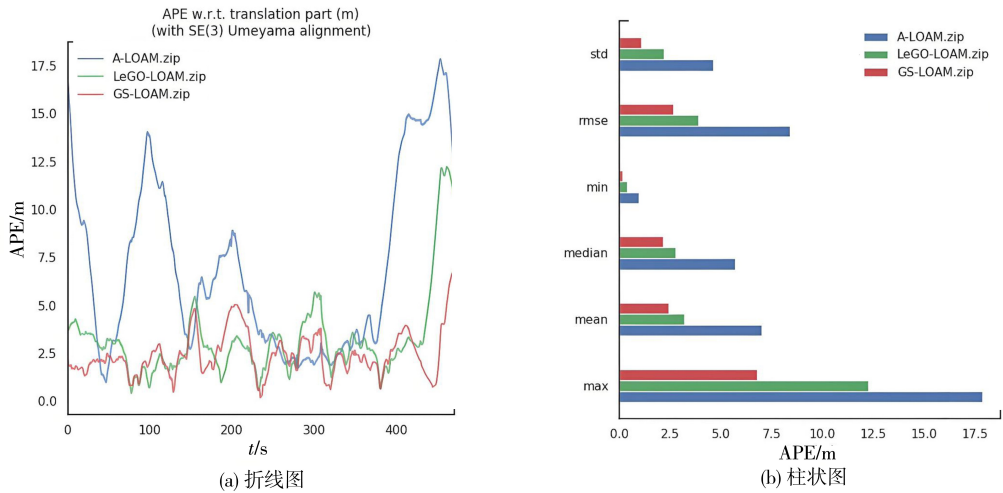


图 12 00 序列绝对位姿误差对比图

Fig.12 Comparison diagram of 00 sequence absolute pose error

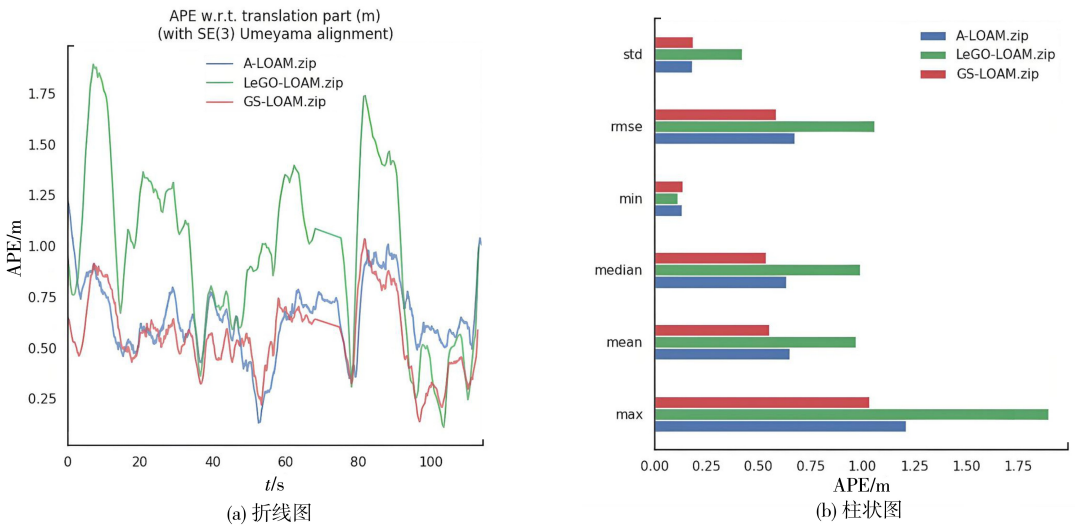


图 13 07 序列绝对位姿误差对比图

Fig.13 Comparison diagram of 07 sequence absolute pose error

数据集测试的 APE 结果如表 1 所示。GS-LeGO 相比于 LeGO-LOAM 算法在数据集 00 中误差平均值 (MEAN) 减少了 24.22%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 31.28%, 在数据集 07 中误差平均值 (MEAN) 减少了 43.30%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 45.28%。GS-LeGO 相比于 A-LOAM 算法

在数据集 00 中误差平均值 (MEAN) 减少了 65.10%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 68.10%, 在数据集 07 中误差平均值 (MEAN) 减少了 15.38%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 13.43%。证明 GS-LeGO 改进算法相对 LeGO-LOAM 算法总体提升明显, 精度也优于 A-LOAM 算法。

表 1 数据集 APE 分析
Tab.1 APE analysis of datasets

数据集	场景	点云密集度	算法	MEAN/m	RMSE/m
00	城市街道	密集	GS-LOAM	2.44	2.68
	乡村道路		LeGO-LOAM	3.22	3.90
	高速路		A-LOAM	6.99	8.40
07	城市街道	稀疏	GS-LOAM	0.55	0.58
			LeGO-LOAM	0.97	1.06
			A-LOAM	0.65	0.67

4 结论

基于 KITTI 数据集进行实验测试, 并与主流的 LeGO-LOAM 算法和 A-LOAM 算法进行对比分析。实验结果表明, 本研究提出的 GS-LeGO 算法解决了在急剧转弯时点云地图漂移的问题, 回环效果较好, 构建的点云地图更为精准, 运动轨迹与真实轨迹重合度更高, 回环效果更平滑, 估计轨迹长度更接近真实轨迹长度, 建图鲁棒性也更高。对比 LeGO-LOAM 算法的绝对位姿误差 (APE), GS-LeGO 算法在数据集 00 中误差平均值

(MEAN) 减少了 24.22%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 31.28%, 在数据集 07 中误差平均值 (MEAN) 减少了 43.30%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 45.28%。相比于 A-LOAM 算法, GS-LeGO 算法在数据集 00 中误差平均值 (MEAN) 减少了 65.10%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 68.10%, 在数据集 07 中误差平均值 (MEAN) 减少了 15.38%、均方根误差 (RMSE) 减少了约 13.43%。综上所述, GS-LeGO 算法比 LeGO-LOAM、A-LOAM 算法更优, 适合于室外大规模的场地建图。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 刘净轩, 王亮, 李和平, 等. 融合双目视觉和 2D 激光雷达的室外定位[J]. 控制与决策, 2023, 38(7): 1861-1868.
- [3] LIU W B, SUN W, LIU Y. DLOAM: real-time and robust LiDAR SLAM system based on CNN in dynamic urban environments[J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 2021, PP(99): 1.
- [4] ZHANG X G, ZHANG Z H, WANG Q, et al. Using a two-stage method to reject false loop closures and improve the accuracy of collaborative SLAM systems[J]. Electronics, 2021, 10(21): 2638.
- [5] CUI Y G, CHEN X, ZHANG Y L, et al. BoW3D: bag of words for real-time loop closing in 3D LiDAR SLAM[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(5): 2828-2835.
- [6] ZHANG J, SINGH S. LOAM: lidar odometry and mapping in real-time[C]//Robotics: Science and Systems X. Robotics: Science and Systems Foundation, 2014: 1-9.
- [7] SHAN T X, ENGLLOT 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: IEEE, 2018: 4758-4765.

- [8] PAN H M, LIU D F, REN J Z, et al. LiDAR-IMU tightly-coupled SLAM method based on IEKF and loop closure detection [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 6986-7001.
- [9] XIANG H D, ZHU X S, SHI W Z, et al. DeLightLCD: a deep and lightweight network for loop closure detection in LiDAR SLAM [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(21): 20761-20772.
- [10] SHI Y, LI R, SHI Y J, et al. A robust and lightweight loop closure detection approach for challenging environments [J]. *Drones*, 2024, 8(7): 322.
- [11] ZHANG X, ZHANG H J, QIAN C, et al. A LiDAR-intensity SLAM and loop closure detection method using an intensity cylindrical-projection shape context descriptor [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2023, 122: 103419.
- [12] CATTANEO D, VAGHI M, VALADA A. LCDNet: deep loop closure detection and point cloud registration for LiDAR SLAM [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(4): 2074-2093.
- [13] CHEN Z, SUN K, YANG F, et al. SC (2)-PCR++: rethinking the generation and selection for efficient and robust point cloud registration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2023, 45(10): 12358-12376
- [14] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [J] // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2): 239-256.
- [15] ZHANG S T, WANG H T, WANG C, et al. An improved RANSAC-ICP method for registration of SLAM and UAV-LiDAR point cloud at plot scale [J]. *Forests*, 2024, 15(6): 893
- [16] SHEN Z W, LU X H, WANG Y N, et al. SOCR: simultaneous overlap prediction and correspondence estimation for point cloud registration in real-time [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(9): 7955-7962.
- [17] YANG L, MA H W, NIE Z, et al. 3D LiDAR point cloud registration based on IMU preintegration in coal mine roadways [J]. *Sensors*, 2023, 23(7): 3473.
- [18] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: the KITTI dataset [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11): 1231-1237.

(责任编辑: 方素华)