

本文引用格式: 李文,林旭滨.基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法[J].自动化与信息工程,2024,45(2):14-21.

LI Wen, LIN Xubin. Coarse-to-fine point cloud registration algorithm based on global feature maps[J]. Automation & Information Engineering, 2024,45(2):14-21.

基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法*

李文 林旭滨

(广东工业大学, 广东 广州 510006)

摘要: 针对现有点云配准算法在非重复扫描式激光雷达上存在精度低、鲁棒性差、通用性差等问题, 提出一种基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法 (CTF-ICP), 并实现非重复扫描式激光雷达里程计。该算法利用高斯分布表征局部点云分布, 构建全局特征地图。配准阶段包含粗配准和精配准。首先, 采用正态分布变换在连续点云帧之间实现帧到帧的粗配准; 然后, 根据粗配准的结果将当前点云映射到全局特征地图, 并将对应位置的全局特征协方差矩阵的特征值进行归一化, 实现帧到地图的精配准; 最后, 将该文算法与其他常用的配准算法进行对比实验。实验结果表明: 该文算法能够较好地适应非重复扫描式激光雷达, 配准精度和速度比常用的配准算法都有明显提升; 同时, 消融实验证明了由粗到细的点云配准算法以及全局特征地图的有效性。

关键词: 全局特征地图; 由粗到细点云配准算法; 非重复扫描式激光雷达里程计; 高斯分布; 正态分布变换

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1674-2605(2024)02-0003-08

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2024.02.003

Coarse-to-fine Point Cloud Registration Algorithm Based on Global Feature Maps

LI Wen LIN Xubin

(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy, poor robustness, and poor universality of existing point cloud registration algorithms on non-repetitive scanning LiDAR, a coarse-to-fine point cloud registration algorithm based on global feature map (CTF-ICP) is proposed, and a non-repetitive scanning LiDAR odometer is implemented. This algorithm uses Gaussian distribution to characterize the local point cloud distribution and construct a global feature map. The registration stage includes coarse registration and fine registration. Firstly, using normal distribution transformation to achieve frame to frame coarse registration between continuous point cloud frames; Then, based on the coarse registration results, the current point cloud is mapped to the global feature map, and the eigenvalues of the global feature covariance matrix at the corresponding positions are normalized to achieve precise frame to map registration; Finally, a comparative experiment will be conducted between the algorithm proposed in this article and other commonly used registration algorithms. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can adapt well to non-repetitive scanning LiDAR, and the registration accuracy and speed are significantly improved compared to commonly used registration algorithms; Meanwhile, ablation experiments have demonstrated the effectiveness of the coarse-to-fine point cloud registration algorithm and the global feature map.

Keywords: global feature map; coarse-to-fine point cloud registration; non-repetitive LiDAR odometry; Gaussian distribution; normal distribution transformation

0 引言

激光雷达里程计是即时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 的重要技术

之一, 通常被视为点云配准问题, 其核心是通过点云配准连续地估计两帧点云之间的位姿变换, 进而累计得到里程计。

目前,激光雷达可分为重复扫描式和非重复扫描式2大类。两者的区别在于当激光雷达静止时,重复扫描式激光雷达每次扫描得到的点云相同,而非重复扫描式激光雷达每次扫描得到的点云都存在差异。非重复扫描式激光雷达 Livox MID-360 静止扫描的连续两帧点云如图1所示。其中,连续两帧点云分别用红色和蓝色表示。

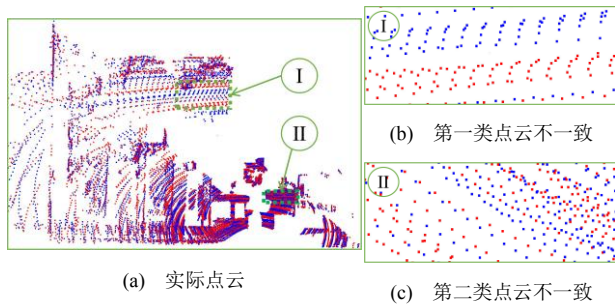


图1 Livox MID-360 静止扫描的连续两帧点云

由图1(a)可以观察到,非重复扫描式激光雷达扫描点云不一致的表现形式可分为2类:第一类,激光雷达扫描区域不重叠,即对于连续两帧点云,在三维空间的某个局部,只有其中的一帧存在点云,而另一帧不存在,如图1(b)所示,在该局部红色点云和蓝色点云覆盖的区域不重叠,各自集中分布;第二类,激光雷达扫描同一局部的点云位置不稳定,即连续帧在该局部都有点云,但点云的位置不一致,如图1(c)所示,在该局部红色点云和蓝色点云都存在,但不重合。

目前,点云配准算法根据配准流程可分为直接配准法、基于特征的配准法、基于深度学习的配准法。其中,直接配准法不需要对点云进行特征提取,直接构建优化函数,求解位姿变换,经典算法有迭代最近点(iterative closest point, ICP)^[1-2]、正态分布变换(normal distributions transform, NDT)^[3]以及它们的变种^[4-8]等,该类算法对激光雷达类型的适应性较强,但精度和鲁棒性相对较差;基于特征的配准法先在点云中提取特征点,再建立特征点之间的对应关系,通过优化特征点的距离求解位姿变换,经典算法有激光雷达里程计和建图(LiDAR odometry and mapping, LOAM)^[9]、多尺度最小二乘(multi-metric linear least

square, MULLS)的激光SLAM^[10-12],但其通用性较差,需要针对不同类型的激光雷达进行相应的配置,才能有效提取特征点,且提取特征点耗时;基于深度学习的配准法利用网络提取特征点,或直接进行端到端地学习,估计两个点云的位姿变换^[13-14],但该方法对算力要求较高,难以实际部署。

在实际应用中,单一配准算法的效果相对较差,故形成了分步式的点云配准算法。先通过粗配准提供初始位姿估计,再通过精配准实现精准的点云配准,解决了配准过程中关联点对应困难、迭代初始要求高等问题。于微波等^[15]先利用点云轮廓特征点进行粗配准,再通过广义迭代最近点(generalized-ICP, GICP)进行精配准,提高了点云配准速度和精度。胡加涛等^[16]先利用点云轮廓特征点进行粗配准,再根据法向量进行特征匹配,并通过ICP求解精配准的位姿变换。申鸿等^[17]根据室内环境存在大量直线特征数据的特点,建立角度柱状图数据,并根据角度柱状图的特征信息进行粗配准,解决了ICP算法初始要求高的问题。然而上述算法大多是基于重复扫描式激光雷达提出的,非重复扫描式激光雷达仍存在精度差等问题。

为此,本文提出一种基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法。针对第一类点云不一致的问题,利用局部点云协方差构建一个全局特征地图,随着点云不断地累计扩张和地图更新,尽可能地保证每个扫描区域都有更新的点云信息;针对第二类点云不一致的问题,采用由粗到细的配准策略,粗配准和精配准阶段都以高斯分布表示局部点云,虽然每次扫描的点云位置不同,但对于同一局部,点云在分布理论上具有一致性。

1 由粗到细的点云配准算法

基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法框架如图2所示。

首先,利用由粗到细的点云配准算法进行连续帧之间的位姿变换估计;然后,以估计的位姿构建和更新全局特征地图。

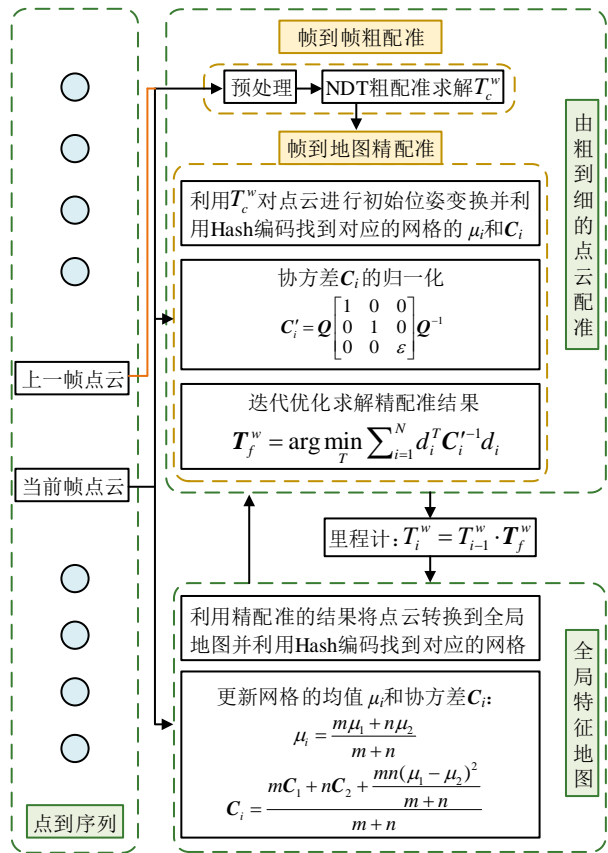


图2 基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法框架

1.1 由粗到细的点云配准

由粗到细的点云配准包括粗配准和精配准2个阶段。其中，粗配准阶段提供精配准阶段的初始位姿估计；精配准阶段得到当前帧点云与全局特征地图的精确位姿变换。

1.1.1 粗配准阶段

粗配准阶段采用帧到帧的配准。首先，利用上一时刻点云的全局位姿 T_{i-1}^w 将当前帧点云转换到全局坐标系下；然后，利用 NDT 将当前帧点云与上一帧点云进行帧到帧的粗配准，得到全局坐标系下待配准点云的初始位姿 T_c^w ，作为精配准阶段的初始位姿。

1.1.2 精配准阶段

精配准阶段采用当前帧到地图的配准。对当前帧进行体素化，每个体素格内用一个高斯分布表示点云。采用特征地图，点云由一系列的高斯分布表示。假设局部点云为平面结构，基于归一化的局部协方差矩阵将当前帧点云与全局特征地图进行精配准。全局特征

地图只需提供体素格点云的均值 μ_i 和协方差 C_i ，可减小计算开销，同时降低噪声影响。

因为点云是基于物体表面的采样，所以假设每个网格的局部点云都为平面点，将每个体素格的协方差特征值进行归一化表示，即特征值表示为 $(1, 1, \varepsilon)$ ，其中 ε 是一个远小于1的常数，设置为 10^{-6} ，建立局部点云平面。假设每个体素格的协方差特征为

$$C_i = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{Q}^{-1} \quad (1)$$

经过归一化处理的协方差为

$$C_i' = \mathbf{Q} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon \end{bmatrix} \mathbf{Q}^{-1} \quad (2)$$

式中： \mathbf{Q} 是 C_i 的特征向量组成的矩阵， \mathbf{A} 的对角元素为 C_i 的特征值。

精配准阶段利用粗配准的初始位姿 T_c^w 对当前帧点云进行位姿变换，并投票到全局特征地图，找到对应体素格的均值 μ_i 和协方差 C_i 。

当前点 p_i 与对应体素格均值的空间距离 d_i 为

$$d_i = \mu_i - T_c^w \cdot p_i \quad (3)$$

当前帧点云相对上一帧点云的位姿变换优化函数为

$$T_f^w = \arg \min_T \sum_{i=1}^N d_i^T C_i'^{-1} d_i \quad (4)$$

式中： T_f^w 为当前帧在全局特征地图中相对上一时刻的位姿变换矩阵，采用高斯-牛顿迭代法求解； N 为当前帧点云精配准的数量； C_i' 为通过公式(2)归一化后的全局特征地图体素格的协方差矩阵，表示体素格的平面。

最终通过位姿变换得到当前时刻点云的全局位姿 T_i^w ：

$$T_i^w = T_{i-1}^w \cdot T_f^w \quad (5)$$

1.2 全局特征地图构建和更新

1.2.1 全局特征地图构建

开始时，激光雷达里程计没有全局特征地图，需构建一个全局特征地图。将点云体素化，并计算每个

体素格的均值 μ_i 和协方差 C_i ，计算公式为

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K P_j \quad (6)$$

$$C_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K (P_j - \mu_i)(P_j - \mu_i)^T \quad (7)$$

式中： K 为当前网格中点的数量， P_j 为网格中的点。

为了提高体素格的搜索效率，避免耗时过多，每个体素格都采用 Hash 编码，使每个点根据自身的三维坐标直接定位到网格编号。

1.2.2 全局特征地图更新

在当前帧完成配准后，需要用其对全局特征地图进行扩充和更新，即更新点云体素格的均值和协方差。为了提高效率和鲁棒性，只对新增点云数量超过 5 个的体素格进行更新，新增点云数量不足 5 个的体素格因信息量有限且协方差对噪声敏感，不进行更新，但会累积保存新增的点云，直到点云数量大于 5 个。体素格的均值和协方差的更新公式分别为

$$\mu_i^{\text{new}} = \frac{m\mu_1 + n\mu_2}{m+n} \quad (8)$$

$$C_i^{\text{new}} = \frac{mC_1 + nC_2 + \frac{mn(\mu_1 - \mu_2)^2}{m+n}}{m+n} \quad (9)$$

式中： μ_i^{new} 和 C_i^{new} 分别为更新后对应体素格的点云均值和协方差； m 和 n 分别为体素格原来的点云数量和新增的点云数量； μ_1 和 μ_2 分别为体素格原来的点云均值和新增的点云均值，采用公式(6)进行计算； C_1 和 C_2 分别为体素格原来的点云协方差和新增的点云协方差，采用公式(7)进行计算。

2 实验

由于目前没有用于测试和算法评估的非重复扫描式激光雷达的公开数据集。因此，本文利用地面移动机器人搭载 Livox MID-360 激光雷达系统，自建了非重复扫描式激光雷达点云序列，共包含 5 个数据集，如表 1 所示。

数据集包含室内、室外、静止和连续移动等不同场景。对于室外连续移动的数据集，难以直接获取里

程计真值（ground truth, GT），因此本文采用精度更高的融合算法得到里程计真值。具体地，本文以 Livox MID-360 官方推荐的激光雷达和惯性传感器（inertial measurement unit, IMU）融合的 LIO_Livox 算法，得到的里程计结果作为评估算法的真值。

表 1 实验数据集信息

数据集	动态	环境	点云帧数	路程/m
Static-1	静止	室内	152	0.00
Static-2	静止	室外	166	0.00
Dynamic-1	连续移动	室内	2 666	137.79
Dynamic-2	连续移动	室外	3 433	286.36
Dynamic-3	连续移动	室外	763	335.83

实验在笔记本电脑上进行，核心配置如下：Intel Core i7-12700HQ@2.30 GHz CPU，16 GB RAM，操作系统为 Linux，Ubuntu20.04。

采用连续配准累计的激光雷达里程计绝对轨迹误差（absolute trajectory error, ATE）^[18-19]精度评估配准算法。目前，很多开源的基于特征的算法都无法适用于非重复扫描式激光雷达，因此对比算法选用直接配准法中的开源算法，包括 ICP、NDT、GICP、体素化的广义迭代最近点（voxelized GICP, VGICP）^[6]。

本实验包含静止激光雷达点云配准分析、运动激光雷达点云配准分析、配准耗时评估和对比、消融实验 4 部分。

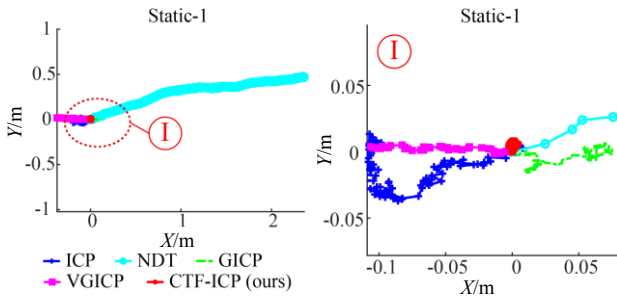
2.1 静止激光雷达点云配准分析

2.1.1 静止激光雷达里程计漂移对比

为测试本文算法对非重复扫描式激光雷达点云不一致性的鲁棒性，将激光雷达静止，利用 ICP、NDT、GICP、VGICP、本文算法 CTF-ICP 分别在 Static-1、Static-2 数据集上进行连续配准，获得里程计结果分别如图 3、4 所示。其中图 3(b)、4(b)是静止激光雷达里程计在静止位置（坐标原点）的局部放大图。

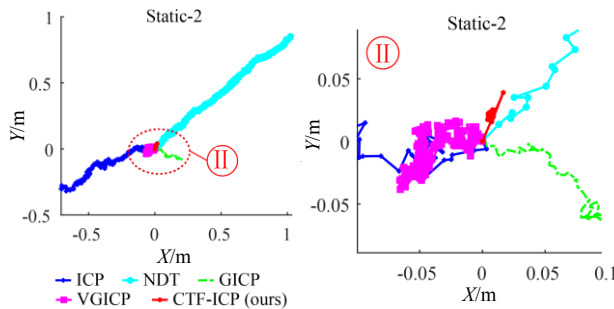
由图 3 和图 4 可以看出：利用 ICP、NDT、GICP 和 VGICP 算法估计的位姿都有明显漂移，其中 NDT 算法漂移最明显；而本文算法 CTF-ICP 仅在原点附近有较小的波动，说明本文算法 CTF-ICP 对非重复扫描

式激光雷达的点云不一致具有较好的鲁棒性，不会因为激光雷达的非重复扫描形式而产生漂移。



(a) Static-1 数据集上里程计结果 (b) 里程计局部放大图

图 3 静止激光雷达在 Static-1 上的里程计漂移



(a) Static-2 数据集上里程计结果 (b) 里程计局部放大图

图 4 静止激光雷达在 Static-2 上的里程计漂移

2.1.2 静止激光雷达配准建图对比

为了更加直观地展现不同点云配准算法的差异，利用点云配准的结果将点云进行拼接，通过累计得到地图。由图 3、4 可以看出，在 Static-1 和 Static-2 数据集中，除了本文算法 CTF-ICP 外，Static-1 中 GICP 漂移较小 Static-2 中 VGICP 漂移较小，因此只需在 Static-1 和 Static-2 数据集上分别对比本文算法 CTF-ICP 与 GICP、VGICP 的建图效果。本文算法 CTF-ICP 与 GICP 在 Static-1 数据集上的建图效果分别如图 5、6 所示，本文算法 CTF-ICP 与 VGICP 在 Static-2 数据集上的建图效果分别如图 7、8 所示。

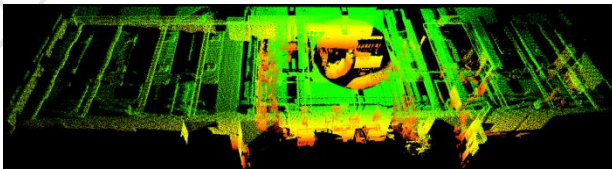


图 5 CTF-ICP 在 Static-1 数据集上的建图效果

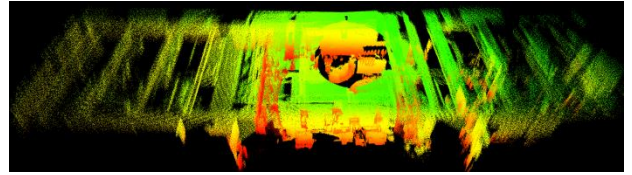


图 6 GICP 在 Static-1 数据集上的建图效果

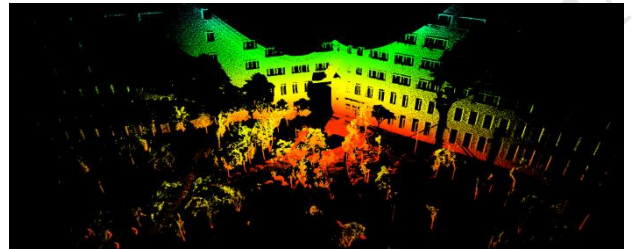


图 7 CTF-ICP 在 Static-2 数据集上的建图效果

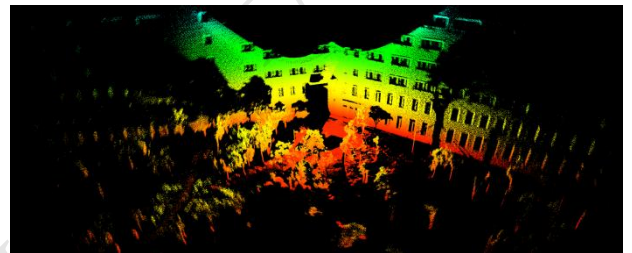


图 8 VGICP 在 Static-2 数据集上的建图效果

由图 5~8 可以看出：本文算法 CTF-ICP 构建的点云图更加清晰，说明了本文算法更加准确；而 GICP 和 VGICP 构建的点云图较模糊，尤其是图 6 的室内环境；图 8 的室外环境由于累计时间有限，清晰度的区别没有室内环境明显，但是依然能够看出靠近边缘的物体有重影，如树木。由此可见，本文算法 CTF-ICP 的配准精度更高，通过配准拼接的点云重合度更高，点云清晰。

2.2 运动激光雷达点云配准分析

1) 为进一步评估本文算法 CTF-ICP 的配准精度，利用地面移动机器人在连续移动的情况下采集点云进行配准，并不断累计实现里程计，即在 Dynamic-1、Dynamic-2、Dynamic-3 数据集上进行实验，并与 ICP、NDT、GICP、VGICP 等算法进行对比实验，实验结果如图 9~11 所示。

由图 9~11 可以看出，本文算法 CTF-ICP 的里程计结果与真值误差更小，而对比算法有明显的累计漂移。此外，对里程计误差进行了量化对比，里程计精

度 ATE 对比如表 2 所示。

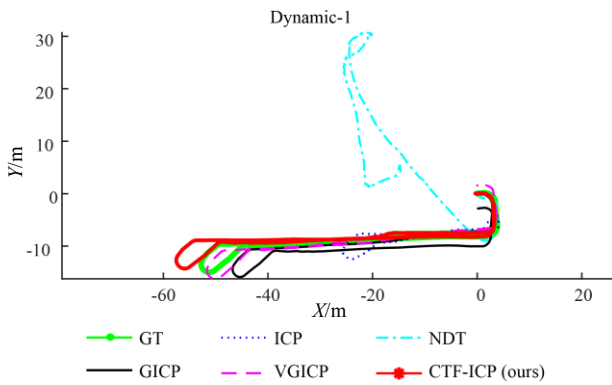


图 9 Dynamic-1 数据集里程计对比

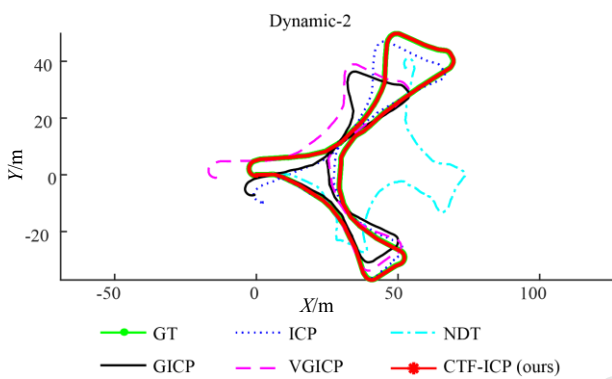


图 10 Dynamic-2 数据集里程计对比

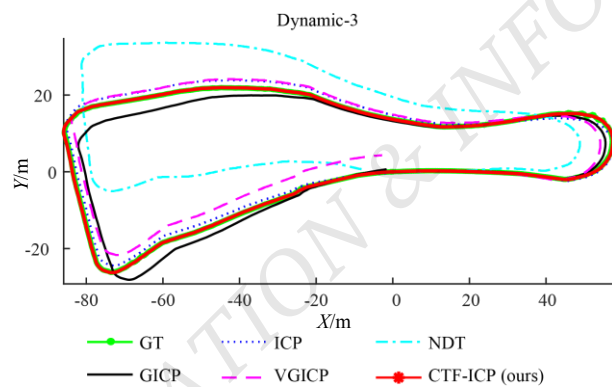


图 11 Dynamic-3 数据集里程计对比

表 2 里程计精度 ATE 对比 %

数据集	ICP	NDT	GICP	VGICP	CTF-ICP (ours)
Dynamic-1	11.78	21.63	5.90	4.48	2.10
Dynamic-2	5.49	14.21	3.67	4.27	0.10
Dynamic-3	2.76	3.70	1.03	1.15	0.22
平均误差	6.68	13.18	3.53	3.30	0.81

由表 2 可以看出，本文算法 CTF-ICP 降低了里程

计误差，在 Dynamic-2 数据集上，ATE 降低了 30 倍以上。另外，本文算法 CTF-ICP 在 Dynamic-1 数据集的误差明显高于其他 2 个数据集，并且其他算法也存在同样的问题。这是因为 Dynamic-1 数据集有一条笔直的走廊，采用激光雷达点云配准算法存在退化现象。

2) 利用点云配准的结果对点云建图，表 2 中除本文算法 CTF-ICP 外，GICP 精度最高，因此仅与 GICP 进行对比实验，结果如图 12~17 所示。

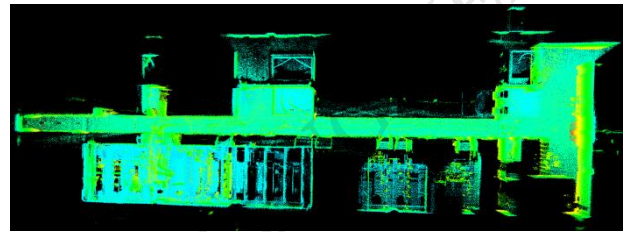


图 12 CTF-ICP 在 Dynamic-1 数据集上的建图效果

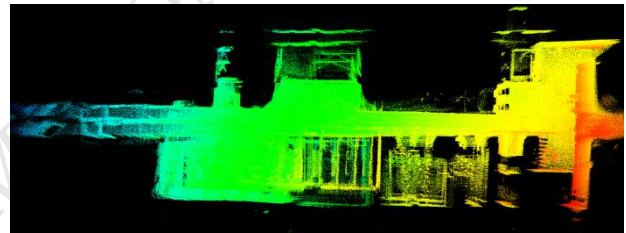


图 13 GICP 在 Dynamic-1 数据集上的建图效果

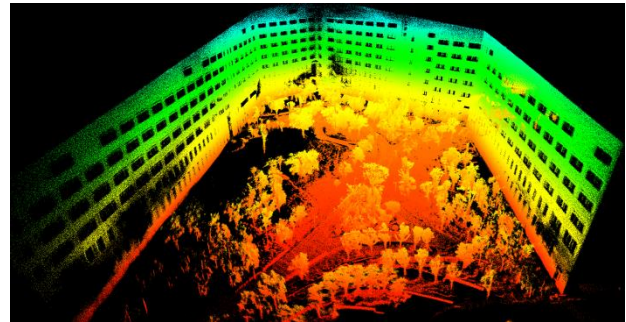


图 14 CTF-ICP 在 Dynamic-2 数据集上的建图效果

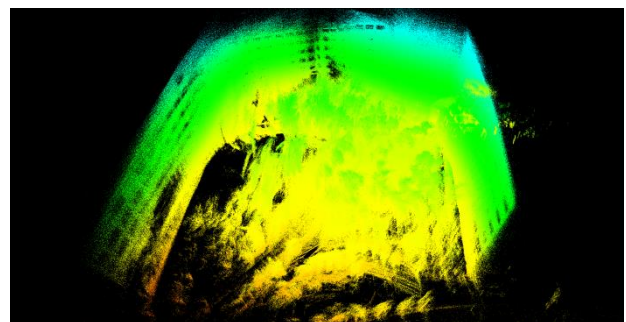


图 15 GICP 在 Dynamic-2 数据集上的建图效果

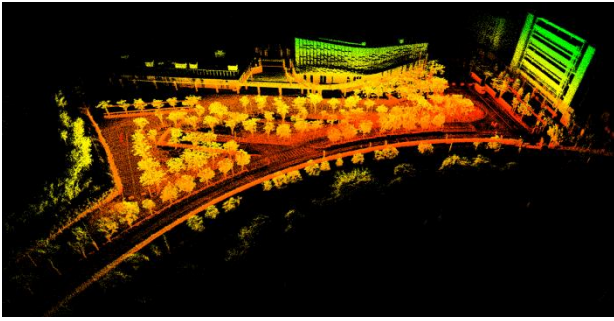


图 16 CTF-ICP 在 Dynamic-3 数据集上的建图效果

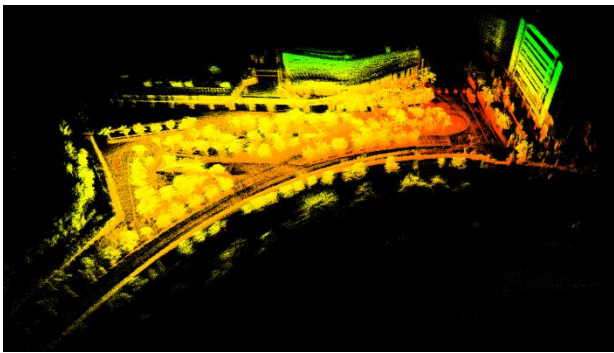


图 17 GICP 在 Dynamic-3 数据集上的建图效果

由图 12、14、16 可以看出，本文算法 CTF-ICP 构建的地图更清晰，而 GICP 构建的地图较模糊。

由图 13、15、17 可以看出，本文算法 CTF-ICP 的配准精度更高。

2.3 配准耗时评估和对比

本文算法的主要步骤包括输入点云的预处理（降采样）、帧到帧粗配准、帧到地图精配准、地图更新等。在 Dynamic-3 数据集中统计每一帧的配准耗时，结果如图 18、表 3 所示。

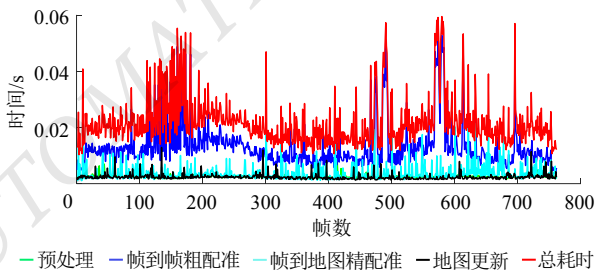


图 18 单次配准耗时分析

由图 18 可以看出，本文算法单次配准总耗时不超过 60 ms。

表 3 CTF-ICP 各步骤在 Dynamic-3 数据集上的平均耗时
单位: ms

	预处理	帧到帧粗配准	帧到地图精配准	地图更新	总耗时
平均耗时	2.46	13.45	3.73	2.36	22.00

由表 3 可知，本文算法平均总耗时为 22.00 ms。其中耗时最多的是帧到帧粗配准，耗时超过一半，帧到地图精配准和地图更新耗时较小，两部分的平均总耗时不足 7 ms。

为了进一步评估算法的配准速度，在 Dynamic-1、Dynamic-2、Dynamic-3 数据集上统计 5 种点云配准算法的每秒配准帧数 (f/s)，所有算法都采用单线程模式，结果如表 4 所示。

表 4 5 种算法配准速度对比
单位: f/s

数据集	ICP	NDT	GICP	VGICP	CTF-ICP (ours)
Dynamic-1	7.21	35.77	15.38	17.99	40.91
Dynamic-2	21.23	57.73	43.31	40.98	112.37
Dynamic-3	10.19	28.05	19.27	28.54	45.46

由表 4 可知，本文算法 CTF-ICP 的配准速度最快，并且远超其他 4 种对比算法。

2.4 消融实验

本文算法 CTF-ICP 的关键步骤为帧到地图精配准和全局特征地图构建更新。为证明这个步骤各自独立的有效性，在本文提出的框架中，分别去除帧到地图的精配准和全局特征地图构建更新，结果如表 5 所示。

表 5 消融实验分析

数据集	只去除帧到地图精配准	只去除全局特征地图构建更新	CTF-ICP (ours)
Dynamic-1	4.34	3.85	2.10
Dynamic-2	3.40	4.03	0.10
Dynamic-3	2.45	3.16	0.22

由表 5 可以看出，无论是去除帧到地图精配准，还是去除全局特征地图构建更新，配准效果都明显下降，说明本文提出的帧到地图精配准和全局特征地图构建更新 2 个核心部分都是有效的。

3 结论

针对现有的点云配准算法大多基于重复扫描式激光雷达提出, 对非重复扫描式激光雷达点云配准精度较低的问题, 本文提出一种基于全局特征地图的由粗到细点云配准算法(CTF-ICP), 以高斯分布表征全局地图, 并通过由粗到细的配准算法实现点云精准配准。通过实验验证: 该算法在测试数据集上平均里程计误差低至 0.81%; 配准速度最高可达 112.37 f/s, 最低可达 40.91 f/s; 在配准精度和速度上都超过现有常用的点云配准算法, 且能够很好地适应非重复扫描式激光雷达。本文算法只涉及前端里程计, 但实际使用通常需要配合后端优化, 而后端优化需要对历史的位姿进行纠正, 因此下一步工作将深入研究如何高效地对全局特征地图进行纠正。

参考文献

- [1] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987,9(5):698-700.
- [2] 胡成放, 丁昊昊, 陈德君, 等. 基于双目视觉的列车轮对表面缺陷及型面参数检测方法[J/OL]. 中国测试, 2023:1-9[2023-10-07]. <https://link.cnki.net/urlid/51.1714.TB.20231007.0948.002>.
- [3] BIBER P, STRASSER W. The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching[C]. Proceedings 2003 IEEE/RSJ International on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003), 2003,3: 2743-2748.
- [4] HUANG J, TAO B, ZENG F. Point cloud registration algorithm based on ICP algorithm and 3D-NDT algorithm[J]. International Journal of Wireless and Mobile Computing, 2022,22(2): 125-130.
- [5] SEGAL A, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP[C]. Robotics: Science and Systems, 2009,2(4):435.
- [6] KOIDE K, YOKOZUKA M, OISHI S, et al. Voxelized GICP for fast and accurate 3D point cloud registration[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2021:11054-11059.
- [7] WANG J, XU M, FOROUGH F, et al. FasterGICP: Acceptance-rejection sampling based 3D LiDAR odometry[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022,7(1):255-262.
- [8] YOKOZUKA M, KOIDE K, OISHI S, et al. LiTAMIN2: Ultra light LiDAR-based SLAM using geometric approximation applied with KL-divergence[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2021:11619-11625.
- [9] ZHANG J, SINGH S. Low-drift and real-time LiDAR odometry and mapping[J]. Autonomous Robots, 2017,41(2): 401-416.
- [10] PAN Y, XIAO P, HE Y, et al. MULLS: Versatile LiDAR SLAM via multi-metric linear least square[C]. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2021: 11633-11640.
- [11] 吴耀威, 吴自然, 赵宇博, 等. 基于深度相机与激光雷达数据融合 SLAM 方法研究[J]. 机电工程技术, 2023,52(11):174-179.
- [12] 范海廷, 杜云刚. 基于激光 SLAM 的机器人导航算法研究[J]. 机床与液压, 2021,49(14):41-46.
- [13] ZHENG C, LYU Y, LI M, et al. LodoNet: A deep neural network with 2D keypoint matching for 3D LiDAR odometry estimation[C]. Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia, 2020: 2391-2399.
- [14] HORN M, ENGEL N, BELAGIANNIS V, et al. DeepCLR: Correspondence-less architecture for deep end-to-end point cloud registration[C]. 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2020:1-7.
- [15] 于微波, 钱柏竹, 杨宏韬, 等. 基于轮廓点的三维点云配准[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(12):1-5.
- [16] 胡加涛, 吴晓红, 何小海, 等. 一种基于几何特征由粗到细点云配准算法[J]. 科学技术与工程, 2020,20(5):1947-1952.
- [17] 申鸿, 李平, 贾丙佳. 采用特征预处理 ICP 算法的机器人运动环境建图[J]. 华侨大学学报(自然科学版), 2022,43(2):229-236.
- [18] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012:3354-3361.
- [19] 周凯凌, 颜禧烽, 张建民, 等. 室内导盲机器人的设计与实现[J]. 机电工程技术, 2021,50(8):36-39.

作者简介:

李文, 男, 1998 年生, 硕士研究生, 主要研究方向: 点云配准。E-mail: gdufsat_lw@163.com

林旭滨, 男, 1992 年生, 博士研究生, 主要研究方向: 即时定位与地图构建。E-mail: xubin_lin@163.com