

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2018.05.012

ICP 配准算法的影响因素及评价指标分析

陈春旭¹, 漆钰晖², 朱一帆¹, 裴凌¹, 徐昌庆¹

(1. 上海交通大学 上海市北斗导航与位置服务重点实验室, 上海 200240;

2. 南昌大学 信息工程学院, 南昌 330031)

摘要:基于3D激光雷达传感器的同时定位与地图构建(SLAM)技术,是机器人自主定位解决方案的核心。三维点云配准环节是3D激光雷达SLAM实现自身定位与地图构建的关键所在。重点围绕ICP算法在三维激光点云配准中的应用开展研究,首先对ICP算法的配准原理及其求解过程进行详细分析,其次介绍了ICP的影响因素并提出了相应的评价指标,最后测试了ICP算法在不同角度和位移下的配准效果并进行了实验分析。

关键词:三维点云配准;ICP算法;影响因素;评价指标

中图分类号:TN249

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2018)05-0067-06

The Analysis of Influence Factors and Evaluation Indexes on ICP Algorithm

CHEN Chun-xu¹, QI Yu-hui², ZHU Yi-fan¹, PEI Ling¹, XU Chang-qing¹

(1. Shanghai Jiao Tong University, Shanghai Key Laboratory of Navigation and Location-based Services, Shanghai 200240, China; 2. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) technology based on multi-layer LiDAR sensor is the core solution of the robot autonomous localization. Registration on 3D laser point clouds is the key to realize self-positioning and map building. This paper focuses on the application of ICP (Iteration closest point) algorithm in 3D laser point cloud registration. Firstly, the registration principle and the solution process of the ICP algorithm is introduced. Secondly, the influencing factors and the corresponding evaluation indexes of ICP are proposed. Finally, the effects of the ICP algorithm at different angles and displacements are tested and the experimental analysis is given.

Key words: 3D point cloud registration; ICP algorithm; Influence factors; Evaluation indexes

0 引言

近年来,随着无人车技术^[1]的发展,同时定位与地图构建(Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)^[2]成为重要课题和研究热点。由于传感器的不同,SLAM主要分为视觉SLAM^[3]和激

光SLAM^[4]。相较于RGB-D相机传感器,激光雷达传感器具有精度高、速度快,对于光照环境要求低的特点。目前,高分辨率多线激光雷达传感器广泛应用于机器人自主导航和三维场景重建两大领域,基于高分辨率多线激光雷达传感器的SLAM技术为测绘行业提供了更加成熟可靠的解决方案,其

收稿日期:2018-07-15;修订日期:2018-08-02

基金项目:上海市科委重点项目(17DZ1100803);上海市科委项目(17511106300)

作者简介:陈春旭(1994-),女,硕士,主要从事激光雷达SLAM方面的研究。E-mail: ccx1658@sjtu.edu.cn

技术的关键环节之一即局部三维激光点云配准问题,其点云配准的精度和效率会对移动机器人后续的定位与建图产生关键性的影响。

目前常用的三维空间点云配准方法多采用迭代最邻近点(Iterative Closest Point, ICP)^[5]算法,该算法是采用点点(点面)距离寻找邻近点,再通过均方误差函数求取多帧点云间的旋转和平移矩阵以达到配准的目的,实质是一种迭代收敛的算法。该算法最初提出是用于对象重建,但近年来在机器人领域已广泛应用于全局场景重建的配准。由于ICP原始算法中存在很多缺陷和不足,后来就引发了对其算法的各种改进和各类变种算法的出现^[6]。

本文主要研究了ICP算法在三维激光点云配准中的应用,首先对ICP算法的原理及其最小二乘求解过程进行了详细分析;其次分析研究了影响ICP配准方法的各类因素,并提出了相应的配准评价指标;最后通过实验验证的方法总结了不同因素对配准精度的影响,利用评价指标对实验结果进行了分析总结。

1 面向三维激光点云的ICP配准算法

三维激光点云配准过程,就是求一个两组点云之间的旋转平移矩阵(刚性变换或欧式变换),将源点云变换到目标点云相同的坐标系下^[7]。三维点云配准原理可以表示为方程: $P_i = \mathbf{R}P_s + \mathbf{t}$; 其中, P_i 、 P_s 就是目标点云与源点云中的一对对应点。其中, \mathbf{R} 是旋转矩阵, \mathbf{t} 是平移矩阵。图1所示为三维点云配准的算法流程图。

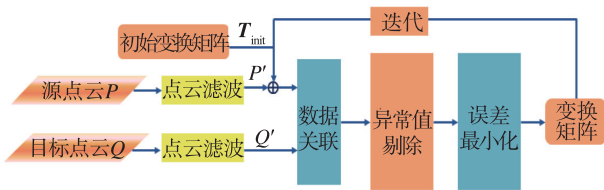


图1 三维点云配准的算法流程

Fig. 1 Algorithm flowchart of 3D point cloud registration

1.1 ICP算法原理介绍

ICP算法是目前三维空间点云配准中应用最为广泛的配准算法,其目的在于寻找最小二乘逼近的三维空间坐标变换矩阵。ICP算法本质上是基于最小二乘法的最优配准方法,该算法通过选择对应关系点对并反复进行迭代,直到满足算法的收敛条

件,从而得到最优的刚体变换。

定义2个给定的点云集合:源点云集 P ,目标点云集 Q , $p_i \in P$, $q_j \in Q$, 其中 $i=1, 2, \dots, M$, $j=1, 2, \dots, N$, M 和 N 分别为点集 P 和 Q 的大小。寻找一个变换矩阵 \mathbf{T} ,使得源点云中的点经过 \mathbf{T} 变换,能够与目标点云中的点距离误差最小,目标函数如式(1)所示,其中, $p_i \in P$, q_i 为 p_i 在 Q 点集中找到的配准点, L 为合适的配准对的个数。

$$\min(\sum_{i=1}^L \|\mathbf{T}(p_i) - q_i\|_2^2) \quad (1)$$

本文使用的ICP算法迭代收敛的约束条件主要有3个:最大迭代次数、两次变换矩阵之间的差值($\Delta\mathbf{T}$)和均方误差(Mean Squared Error, MSE)。ICP算法的具体实现步骤如下:

1) 获取2个待配准的点云 P 和 Q , 变换矩阵为 \mathbf{T} (初始值默认为单位阵), 首先将点云集 P 使用变换矩阵 \mathbf{T} 进行变换, 得到新的点集 P' ;

2) 建立新点集 P' 和 Q 的相关性, 利用点云关联算法, 从 Q 中寻找 p_i 的对应最近点 q_i ;

3) 构建最小二乘的约束条件

$$\Delta\mathbf{T} = \arg \min_{\Delta\mathbf{T}} (\sum_{i=1}^L \|\mathbf{T}(p_i) - q_i\|_2^2) \quad (2)$$

4) 求解变换矩阵 $\Delta\mathbf{T}$, 得到新的变换矩阵 $\mathbf{T} = \Delta\mathbf{T} \cdot \mathbf{T}$;

5) 返回步骤1), 重复以上步骤, 直到满足收敛条件。

1.2 目标函数求解分析

传统ICP算法的目标函数求解常用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的方法。根据1.1节中ICP算法的问题描述^[8], 首先定义第 i 对点的误差项 e_i :

$$e_i = q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{t}) \quad (3)$$

其中, p_i 是源点集中的任一点, q_i 是目标点集中与 p_i 对应的任一点。

然后构建最小二乘式(4), 求使得误差平方和达到极小的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{t} :

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|(q_i - (\mathbf{R}p_i + \mathbf{t}))\|_2^2 \quad (4)$$

定义源点集和目标点集的质心:

$$\mu_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i), \quad \mu_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i) \quad (5)$$

将2组点集的质心代入式(4)进行处理, 则误差函数可以简化成如下形式

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left(\|q_i - \mu_q - \mathbf{R}(p_i - \mu_p)\|_2^2 + \|\mu_q - \mathbf{R}\mu_p - \mathbf{t}\|_2^2 \right) \quad (6)$$

由式(6)可以看出,第一项只与旋转矩阵 \mathbf{R} 有关,而第二项既有 \mathbf{R} 也有 \mathbf{t} ,但只和质心相关。因此先求得 \mathbf{R} ,再令第二项为 0 就能得到 \mathbf{t} 。

令 p'_i, q'_i 为每个点的去质心坐标:

$$p'_i = p_i - \mu_p, \quad q'_i = q_i - \mu_q \quad (7)$$

则求最优变换矩阵 \mathbf{T} 的问题转为先求解式(8)中的最优旋转矩阵

$$\mathbf{R}^* = \arg \min_{\mathbf{R}} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|q'_i - \mathbf{R}p'_i\|^2 \quad (8)$$

对式(8)展开如下:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|q'_i - \mathbf{R}p'_i\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n q_i'^T q'_i + p_i'^T \mathbf{R}^T \mathbf{R} p'_i - 2q_i'^T \mathbf{R} p'_i$$

由上式可以看出,第一项和第二项均与 \mathbf{R} 无关,那么问题转化为:

$$\sum_{i=1}^n -q_i'^T \mathbf{R} p'_i = -\text{tr}(\mathbf{R} \sum_{i=1}^n p'_i q_i'^T) \quad (9)$$

令 $\mathbf{W} = \sum_{i=1}^n p'_i q_i'^T$,对 \mathbf{W} 进行 SVD 分解得到:

$$\mathbf{W} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \quad (10)$$

其中, $\mathbf{\Sigma}$ 为奇异值组成的对角矩阵,对角线元素从大到小排列,而 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 为对角矩阵。当 \mathbf{W} 满秩时, $\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{V}^T$ 为所求最优值,根据 \mathbf{R} 继而求得 \mathbf{t} 。

2. ICP 配准的影响因素及评价指标

2.1 ICP 配准的影响因素

ICP 配准算法主要分为两部分:三维点云关联算法和约束条件构建求解算法。三维点云关联算法的目标在于尽可能地寻找相似的点对,并剔除异常点对。目前已有的关联点对的算法有寻找近邻点的 KD-Tree 算法^[9]、八叉树算法^[10]以及利用各种描述子的相似性,例如浙江大学戴静兰提出的利用曲率特征提高 ICP 算法的效率和算法的稳定性^[11]。

目前 ICP 及其变种的配准方法构建的约束算法都是基于最小二乘算法,基于最小二乘的迭代收敛算法是一个容易陷入局部优化的算法。在实际实验中,在不提供相对准确的初值情况下,当转弯角度或者移动距离较大时,经常会出现 ICP 算法陷入局部收敛而导致配准失败的情况。为了提高配准效率和准确度,通常借助于其他传感器如 IMU^[12]给 ICP 提供初值。本文主要选取旋转角度和平移距离 2 个参数作为影响因素对 ICP 配准效果进行分析。

2.2 ICP 配准的评价指标

ICP 算法的配准实则是一种优化策略的配准过程,算法要求两帧点云数据都存在彼此之间的对应点,即一个点集是另一个点集的严格子集。寻找对应点对的过程是 ICP 算法计算代价最大的一步,点云数据间若只存在部分重叠区,则能够找到的正确的配准点对的数量是有限的,同时正确配准点对的数量会直接影响 ICP 算法的配准精度。因此,本文将在实验部分对不同平移和旋转参数下的 2 组点云集计算正确配准的点对数量,并将迭代过程中配准点对数量的变化趋势作为 ICP 配准的一个评价指标进行分析和比较。

为了更加准确地对配准精度进行量化衡量,本文使用一种计算得分的方法作为配准效果评价的另一指标。实验部分中的配准得分指标是通过计算配准后对应点对之间的欧氏距离,再进行求和后除以配准点总数得到的平均距离差值,即为得分 S 。其中, p'_i 为源点云中某一空间点 p_i 经过最优解 T 变换后得到的新点云中的某一空间点, q_i 为 p'_i 的最近邻点。

$$S = \frac{\sum_{i=0}^n \|q_i - p'_i\|^2}{n} \quad (11)$$

S 的值越小,则认为 ICP 的配准效果越好,本文测试实验效果的得分低于 0.01 时,可以认为配准精度较高。

3 实验验证

3.1 实验说明

本文的实验平台为 Ubuntu16.04 系统和 Velodyne16 线激光采集平台,为保证实验结果的准确性,选择多组三维激光点云数据进行实验测试。实验数据包含 2 组室内外场景的开源数据集和 2 组 Velodyne16 线实地采集的室内外数据集。将原始数据作为源点云,对源点云进行旋转平移,并加入高斯白噪声,作为目标点云。测试算法使用经典 ICP 算法,同时使用 KD-Tree 算法对最近邻点搜索进行加速。

在实际机器人运动中,机器人主要是进行平面上的运动,因此考虑偏航角和平面位移对 ICP 配准效果的影响。设置 ICP 的迭代次数为 100,确保足够的迭代次数, ΔT 收敛阈值为 10^{-12} ,误差均方差为 10^{-12} 。

首先经过数据测试,得到每组数据集的得分阈值为 0.03,得分越高,则配准效果越差,得分超过 0.03 则判定为配准失效,结束进程。图 2~图 5 所示为各个场景数据集的配准效果图,红色为源点云,绿色为目标点云。图 2 所示为 PCL 库^[13]提供的室内房间激光点云测试数据;图 3 所示为 KITTI 数据集中提取的一帧十字路口的激光点云数据;图 4 所示为 Velodyne16 线实地采集的实验室场景;图 5 所示为实地采集的室外场景。实验测试前,在空间直角坐标系下,将源点云绕 z 轴旋转 30° 后沿 x 轴和 y 轴方向均平移 10m 得到目标点云,并加入高斯白噪声。

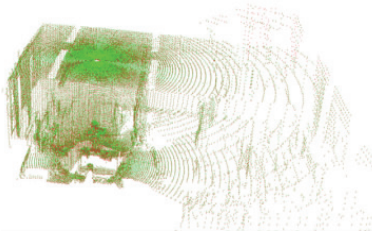


图 2 室内开源数据集配准效果图

Fig. 2 Registration effect of indoor open source dataset

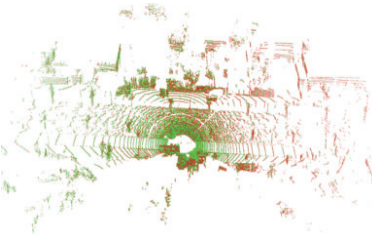


图 3 室外开源数据集配准效果图

Fig. 3 Registration effect of outdoor open source dataset

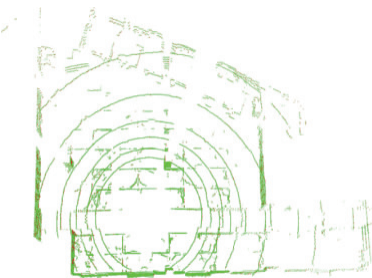


图 4 实测室内配准效果图

Fig. 4 Registration effect of indoor measurement

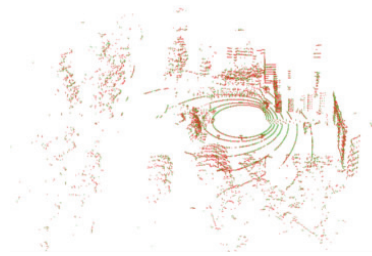


图 5 实测室外配准效果图

Fig. 5 Registration effect of outdoor measurement

3.2 实验结果及分析

为测试旋转角度和平移距离 2 个参数对 ICP 配准算法的影响效果,分别设定单个变量去评估 ICP 算法的配准精度。

实验一:固定 x 轴和 y 轴方向的平移距离为 1m,从零开始逐步增加偏航角度,步长为 1° ,直到 ICP 配准失效,图 6 所示为各个场景数据集的配准得分折线图。

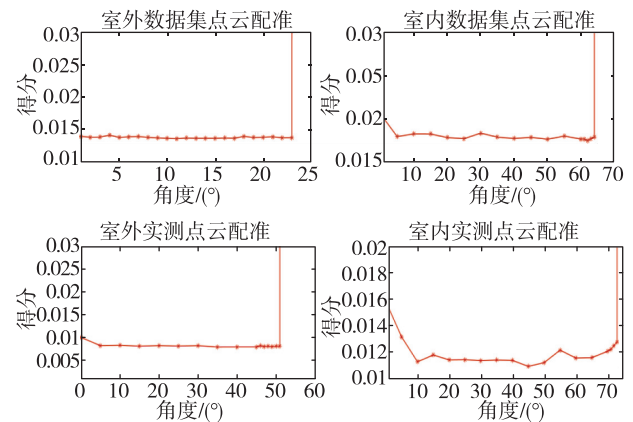
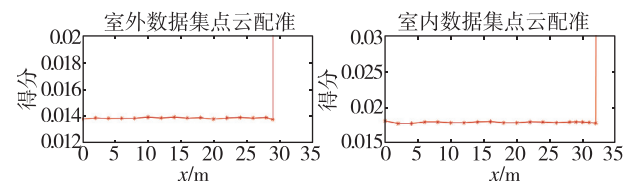


图 6 各个场景数据集随旋转角度增加的配准得分变化趋势
Fig. 6 Tendency of registration scores for various scene datasets with increasing rotation angle

实验二:根据实验一得到的旋转角度的变化范围,除 KITTI 数据集点云的旋转角度设置为 20° ,其他场景的旋转角度固定为 30° , y 轴方向的固定位移均为 1m,逐步增大 x 轴方向上的位移,步长为 1m,得到 ICP 算法随 x 轴方向位移增大的配准得分折线图,实验结果如图 7 所示。



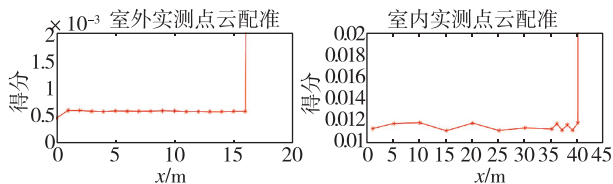


图 7 各个场景数据集随位移 x 增加的配准得分变化趋势

Fig. 7 Tendency of registration scores for various scene datasets with increasing displacement along x -axis

实验三:选取图 2 所用的房间数据集作为测试数据集,得到不同旋转和平移参数下的正确配准点对数量的变化趋势。设定 2 组点集之间 x 和 y 方向的位移均为 1m,旋转角度只考虑偏航角,从零开始依次增大到 80° 。实验结果如图 8、图 9 所示。

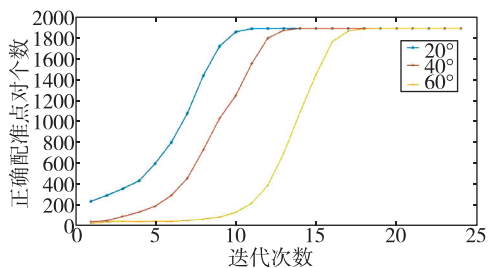


图 8 ICP 配准成功时的正确配准点对数量变化趋势

Fig. 8 Tendency of numbers of correct registration points in successful ICP registration

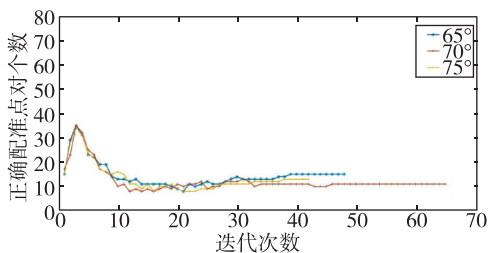


图 9 ICP 配准失效时的正确配准点对数量变化趋势

Fig. 9 Tendency of numbers of correct registration points in invalid ICP registration

从图 6 和图 7 的实验结果中可以看出,虽然各个测试数据集场景的折线拐点不同,但图中折线的变化走势基本一致。当旋转角度或者平移距离在一定范围内变化时,ICP 配准精度得分有所波动,但均能达到较好的配准效果。如图 2~图 5,配准得分低于 0.01 的实验效果图,四类场景数据均达到较好的配准效果。这说明 ICP 算法在一定的角度变换和位移内,配准结果可靠,不易陷入局部优化。

当超过一定的角度变换和位移时,ICP 算法在没有提供准确初值的情况下,即使参与配准的点云

数量足够多,配准也会失效,如图 6 和图 7 所示的得分会在拐点处急剧增加,表 1 所示为四类场景数据集中相应拐点处的得分指标。

表 1 拐点处 ICP 配准得分

Tab. 1 The scores of ICP in inflection points

	室内	室外	室内实测	室外实测
角度拐点得分	1.58575	6.55789	2.13769	2.49602
位移拐点得分	1.41042	2.02335	2.13769	1.43578

参与配准的点对数量和点对质量会直接影响 ICP 的配准效果,本文以算法每次迭代中正确配准的点对数量变化来代表点对质量对 ICP 配准效果的影响,计算配准真值点与 ICP 搜索到的配准点的距离差值,在一定差值范围内,则认为该点对配准成功,实验中阈值设定为 0.5。经典 ICP 算法中使用 KD-Tree 算法关联对应点对,实验三中根据经验值设置 KD-Tree 的距离阈值以确保足够的配准点对。图 8 是偏航角分别为 20° 、 40° 、 60° 时每次迭代的正确匹配对个数,图 9 是偏航角为 65° 、 70° 、 75° 时每次迭代的正确匹配对个数。当偏航角大于等于 65° 时,ICP 配准失效。在 65° 偏航角时的 ICP 配准失效结果如图 10 所示,此时得分指标为 1.58575。

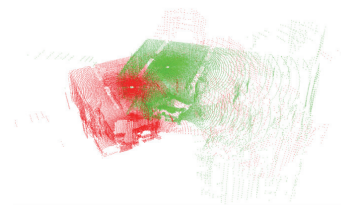


图 10 ICP 配准失效结果图

Fig. 10 Invalid registration of ICP

由图 8 和图 9 可以提出用正确配准点对数量的变化趋势作为 ICP 配准效果的评价指标。

图 8 为 ICP 配准成功情况下的实验结果图,从图中可以看出,正确配准的点对数量呈增长趋势,直到参与配准的点对全部完成配准从而收敛。其中,每段折线都存在一个正确配准点对急剧增长的过程,这说明 ICP 找寻配准点对的方向是正确的。图 9 为 ICP 配准失效情况下每次迭代中正确配准点对数量,初始状态下虽然正确配准点对的数量有所增加,但涨幅变化有限,到达峰值后点对数量下降,最终趋于稳定且数量较少。因此,在多次迭代之后,若正确点对个数增长幅度不大且有下降趋势,则可以认为 ICP 配准失效。

4 结束语

三维激光点云配准方法是激光 SLAM 研究中极其重要的内容,局部点云配准精度的提高有利于整个 SLAM 过程中的轨迹恢复^[14]。本文通过仿真移动距离参数和旋转角度参数进行测试实验,在此基础上分析 ICP 的配准效果,研究 ICP 配准的影响因素;在对实验结果进行分析的过程中,得到误差距离和正确配准点对数量变化趋势这 2 个配准的评价指标。实验结果表明,ICP 配准算法可以在一定角度和距离的变化范围内避免受到局部最优的影响,同时,正确的配准点对数量对于 ICP 是否失效也有着重大影响。从实验结果中可以得出 2 个评价 ICP 是否失效的评判标准,根据 ICP 的计算结果得分,若超过经验阈值(一般设为传感器精度),则 ICP 配准失效;或者根据每次迭代的正确配准点对的变化趋势来提前预判 ICP 的结果。这对研究 SLAM 技术中关键帧的筛选具有一定的参考价值。目前国内外学者都对 ICP 算法在对应点对的关联性和配准的收敛速度上作了改进,提高了 ICP 算法的配准精度和配准效率^[15],但在 SLAM 应用上仍需要对 ICP 配准算法的鲁棒性和配准效率做进一步提升。

参考文献

- [1] 李晨曦,张军,靳欣宇,等. 激光雷达 SLAM 技术及其在无人车中的应用研究进展[J]. 北京联合大学学报, 2017, 31(4): 61-69.
- [2] 孙博雅. 移动机器人 SLAM 技术[J]. 电子技术与软件工程, 2018(2): 95.
- [3] 王旒军,陈家斌,余欢,等. RGB-D SLAM 综述[J]. 导航定位与授时, 2017, 4(6): 9-18.
- [4] Zhang J, Singh S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time[C]// Robotics: Science and Systems Conference(RSS), 2014.
- [5] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [6] Armesto L, Minguez J, Montesano L. A generalization of the metric-based iterative closest point technique for 3D scan matching[C]// 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2010: 1367-1372.
- [7] Pomerleau F, Colas F, Siegwart R, et al. Comparing ICP variants on real-world data sets[J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 133-148.
- [8] 赵夫群,周明全. 改进的尺度迭代最近点配准算法[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(1): 146-150.
- [9] Samet H. K-nearest neighbor finding using MaxNearestDist[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2008, 30(2): 243.
- [10] 黄行森. 三维点云数据配准技术研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2010.
- [11] 戴静兰,陈志杨,叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 517-521.
- [12] 裴凌,刘东辉,钱久超. 室内定位技术与应用综述[J]. 导航定位与授时, 2017, 4(3): 1-10.
- [13] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: Point cloud library (PCL)[C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Shanghai. IEEE, 2011: 1-4.
- [14] Zhang J, Singh S. Enabling aggressive motion estimation at low-drift and accurate mapping in real-time[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2017: 5051-5058.
- [15] Yang J, Li H, Campbell D, et al. Go-ICP: a globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2241-2254.