

文章编号: 2095-2163(2022)04-0140-06

中图分类号: TP391

文献标志码: A

# 基于 ICP 和 NDT 的激光点云匹配方法研究

朱 锋, 吴长水, 茅 健

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 在三维激光 SLAM 中, 激光里程计的求解精度对建图精度有着至关重要的作用。为定量分析前端激光里程计中点云匹配方法的效率和精度, 本文根据 2 种不同的点云匹配方法: 迭代最近点 ICP, 正态分布变换 NDT, 搭建了前端激光里程计, 并分别在 KITTI 数据集上进行了仿真实验, 得出了绝对位姿误差和相对位姿误差, 结果表明 NDT 算法精度和鲁棒性均高于 ICP 算法, 且 NDT 算法适用于粗匹配, ICP 算法适用于精匹配。

**关键词:** 前端激光里程计; 点云匹配; ICP; NDT

## Research on lidar point cloud matching method based on ICP and NDT

ZHU Feng, WU Changshui, MAO Jian

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**【Abstract】** In 3D lidar SLAM, the resolution accuracy of the lidar odometer plays an important role in the mapping accuracy. In order to quantitatively analyze the efficiency and accuracy of the point cloud matching method in the front-end lidar odometer, this paper builds a front-end laser odometer based on two different point cloud matching methods: iterative closest point ICP, normal distribution transformation NDT, and conducts simulation experiments on the KITTI dataset respectively, therefore the absolute pose error and relative pose error are obtained. The results show that NDT algorithm accuracy and robustness are higher than the ICP algorithm, and NDT method is applicable to coarse matching, the ICP algorithm is applied to fine matching.

**【Key words】** front-end lidar odometer; point cloud matching; ICP; NDT

## 0 引言

自动驾驶技术是当前的研究热点, 车辆定位技术是自动驾驶不可或缺的部分, 良好的定位可以帮助车辆实现自动驾驶功能。同时定位与地图构建(SLAM)技术<sup>[1]</sup>是车辆定位的关键技术之一, 指的是搭载特定传感器的机器人或者车辆, 在没有先验信息的环境中, 通过自身运动过程建立环境地图, 并估计自身的运动。根据传感器的不同, SLAM 技术又可分为视觉 SLAM 和激光 SLAM 两大类<sup>[2]</sup>。近年来, 这 2 种 SLAM 技术取得了长足的进步, 并逐渐在产品应用上落地。尤其是在自动驾驶领域, 激光雷达的应用逐渐普及起来, 三维激光 SLAM 技术将起到举足轻重的作用。

激光 SLAM 框架可以大致分为 5 个模块: 传感器数据读取、前端里程计、后端优化、回环检测、建图。其中, 前端里程计是激光 SLAM 的重要步骤, 其功能是将激光雷达采集到的点云数据做相邻帧之间的匹配, 从而得出相邻帧间位姿关系, 再根据上一帧的位姿, 来估计出当前帧的位姿。三维激光前端里

程计帧间匹配方法主要分为直接匹配和特征匹配两类。直接匹配法又可细分为迭代最近点 ICP 和正态分布变换 NDT。

Chen 等人<sup>[3]</sup>提出的 ICP 算法, 通过待匹配的 2 帧点云建立欧氏距离并使其最小化, 不断迭代直至满足设定的终止条件, 从而得到相对位姿变化。但激光点云数据往往较大, 导致 ICP 算法耗时长; 而且 ICP 算法需要提供一个较好的初值, 否则最终迭代结果可能会陷入局部最优。Censi<sup>[4]</sup>提出了 PL-ICP 算法( point-to-line ICP), 该法精度较高, 适用于 2D 激光 SLAM, 缺点是对初值更敏感, 容易陷入局部极值。Low<sup>[5]</sup>提出了 PP-ICP 算法( point-to-plane ICP), 该算法精度高且适用于 3D 激光 SLAM。

Biber 等人<sup>[6]</sup>提出一种二维 NDT 的匹配方法, Magnusson 等人<sup>[7]</sup>在此基础上将二维 NDT 推广到三维匹配中, 其核心思想是将点云数据投放到由小立方体组成的网格中, 每个立方体中的点云转换为一个概率密度函数, 然后求出点云之间的匹配关系。三维 NDT 算法初始化效果好, 运行速度快, 鲁棒性

**作者简介:** 朱 锋(1992-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: SLAM 技术与无人驾驶; 吴长水(1978-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 汽车电子电控; 茅 健(1972-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 智能机器人。

收稿日期: 2021-09-01

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

高<sup>[8]</sup>,在3D激光SLAM使用较多。

Zhang等人<sup>[9]</sup>提出的特征匹配算法,其思想是先计算曲率,并按曲率提取线特征和面特征,再和上一帧做匹配,最后求出相对位姿。LOAM<sup>[9]</sup>方案在纯激光匹配算法中很具有代表性,长期霸榜于KITTI<sup>[10]</sup>数据集前三位。LeGO-LOAM<sup>[11]</sup>在LOAM的基础上对地面特征做了分割,减小了特征搜索范围,从而节省了计算资源;并加入了回环修正,精度也有所提升。LIO-mapping<sup>[12]</sup>提出了一种LiDAR与IMU紧耦合融合方法,在LOAM的基础上加入IMU,基于滑动窗口方法,把雷达线/面特征、IMU预积分等的约束放在一起进行优化,得到良好的建图效果。LIO-SAM<sup>[13]</sup>在LeGO-LOAM的基础上,先通过点云特征计算出相对位姿,再利用相对位姿、IMU预积分和GPS做融合,分2步完成,相比于直接一步做紧耦合,大大提高了效率。上述列举的方案中,前端激光里程计模块都是基于特征匹配得到的。

本文的研究对象是三维激光SLAM,针对前端激光里程计,用2种不同的点云匹配方法:迭代最近点ICP和正态分布变换NDT,在KITTI数据集上分别进行点云配准,同时也评估了这2种点云匹配方法的效率和精度。

## 1 前端激光里程计匹配方法

### 1.1 迭代最近点

迭代最近点(ICP)算法的核心思想,即通过待匹配的2帧点云建立欧氏距离并使其最小化,不断迭代直至满足设定的终止条件,从而得到相对位姿变化。图1为拟合示意图。

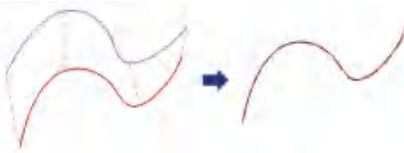


图1 拟合示意图

Fig. 1 Fitting schematic diagram

假设有一组关联好的3D点集: $P\{p_1, \dots, p_n\}$ ,  $P'\{p'_1, \dots, p'_n\}$ ,定义第*i*对点的误差项:

$$e_i = p_i - (R p'_i + t) \quad (1)$$

然后构建最小二乘问题,求 $R, t$ 使得误差平方和达到最小:

$$\min_{R, t} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|p_i - (R p'_i + t)\|^2 \quad (2)$$

设2组点集的质心 $p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i)$ ,  $p' =$

$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p'_i)$ ,误差函数处理结果如下:

$$\min_{R, t} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|(p_i - p - R(p'_i - p'))\|^2 + \|(p - R p' - t)\|^2 \quad (3)$$

观察上式等号右侧2项,第一项只和 $R$ 有关,第二项和 $R, t$ 都有关。只要求得旋转矩阵 $R$ ,再令第二项为零即可求得平移 $t$ 。由2组点集的质心 $p, p'$ ,令:

$$q_i = p_i - p, q'_i = p'_i - p' \quad (4)$$

计算 $R$ 有关的误差项,得:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|q_i - R q'_i\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (q_i^T q_i + q_i^T R^T R q'_i - 2 q_i^T R q'_i) \quad (5)$$

第一项和第二项与 $R$ 无关,要优化的函数变为: $-\sum_{i=1}^n q_i^T R q'_i$ 。为了求解 $R$ ,定义矩阵 $H$ :

$$H = \sum_{i=1}^n q_i q_i^T \quad (6)$$

对 $3 \times 3$ 矩阵 $H$ 进行SVD分解(奇异值分解),得:

$$H = U \Sigma V^T \quad (7)$$

当 $H$ 满秩时,解得 $R$ :

$$R = U V^T \quad (8)$$

### 1.2 正态分布变换

正态分布变换(NDT)核心思想是将点云数据投放到由小立方体组成的网格中,每个立方体中的点云转换成一个概率密度函数,然后通过数学手段求出点云之间的匹配关系。图2为通过概率刻画点云,左边为原始点云,右边为每个方块内点的概率。



(a) 原始点云 (b) 每个方块内点的概率

图2 概率刻画点云

Fig. 2 Point cloud description with probability

假设2组点集: $X\{x_1, x_2, \dots, x_{N_x}\}$ ,  $Y\{y_1, y_2, \dots, y_{N_y}\}$ ,设目标函数:

$$\max \psi = \max \prod_{i=1}^{N_y} f(X, T(p, y_i)) \quad (9)$$

其中,均值 $\mu = \frac{1}{N_x} \sum_{i=1}^{N_x} x_i$ ,协方差 $\Sigma =$

$$\frac{1}{N_x - 1} \sum_{i=1}^{N_x} (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T。$$

根据预测的位姿,对点进行旋转和平移:

$$y'_i = T(p, y_i) = R y_i + t \quad (10)$$

旋转和平移后的点与目标点集中的点在同一坐标系下,此时可计算各点的联合概率:

$$f(X, y'_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{(y'_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (y'_i - \mu)}{2}\right\} \quad (11)$$

所有点的联合概率:

$$\psi = \prod_{i=1}^{N_y} f(X, T(p, y_i)) = \prod_{i=1}^{N_y} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{|\Sigma|}} \exp\left\{-\frac{(y'_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (y'_i - \mu)}{2}\right\} \quad (12)$$

取对数,去除常数项,简化问题,则目标函数变为:

$$\min \sum_{i=1}^{N_y} (y'_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (y'_i - \mu) \quad (13)$$

由  $y'_i$  的定义,求参数  $R, t$ , 可定义残差函数:

$$f_i(p) = y'_i - \mu \quad (14)$$

按照高斯牛顿法的求解流程,计算残差函数关于待求参数的雅可比,便可迭代优化。

## 2 基于数据集的实现

本文是基于 KITTI 数据集实现的,使用的数据包为 kitti\_2011\_10\_03\_drive\_0027\_synced.bag, 对其中的激光雷达点云数据,分别添加了前端里程计的算法 ICP 和 NDT,算法流程见图3和图4,测试算法并得到了里程计的轨迹,最后和 gnss 轨迹做数据对比分析。

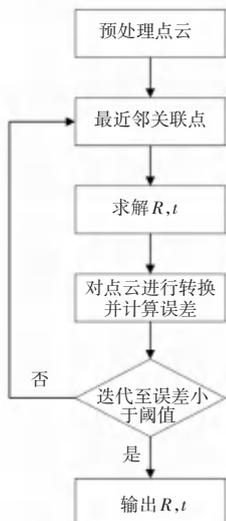


图3 ICP 算法流程

Fig. 3 The flowchart of ICP algorithm

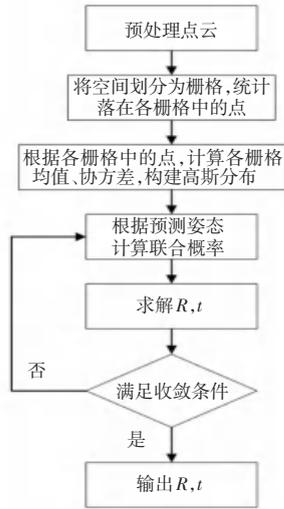


图4 NDT 算法流程图

Fig. 4 The flowchart of NDT algorithm

里程计子模块功能设计如下:

(1)点云匹配。用 pcl 库设置匹配参数,从接收到一帧点云开始,和地图进行匹配,如果是第一帧数据,那么就认为是地图,供下一帧匹配使用。本文要把里程计轨迹和 gnss 轨迹做对比,所以把初始时刻 gnss 和 imu 给出的位姿作为里程计的初始位姿。

(2)提取关键帧。如果把每一帧匹配好的点云都加入地图,会使地图太大,所以要提取关键帧,即每隔一段距离取一帧点云,用关键帧来拼接成地图。

(3)滑窗。关键帧会不断增加,地图会一直累加,那么会导致很多不必要的计算量,所以把时间靠前的关键帧给剔除,把和当前帧一定距离范围内的关键帧找出来拼接即可。

(4)点云滤波。在匹配之前需要滤波,对点云稀疏化。这里点云滤波是直接采用了 pcl 库中的 voxel\_filter<sup>[14]</sup>,其基本原理就是把三维空间划分成等尺寸的立方体格子,在一个立方体格子内最多只留一个点。滤波格子大小决定了匹配的效率和精度,格子越小,点越多,精度越高,但是速度越慢,反之速度加快,精度下降;可适当调整参数,对比效果。

(5)位姿预测。点云匹配有一个特性,对位姿的预测值比较敏感,所以在载体运动时,不能以其上一帧的位姿作为这一帧的预测值,可以使用 IMU 预测,也可以使用运动模型预测,此处采用运动模型来做位姿预测。假如当前帧是第  $k$  帧,那么用第  $k - 2$

帧位姿和第  $k - 1$  帧位姿就可以计算一个位姿变化量,在  $k - 1$  帧位姿基础上累加这个位姿变化量,就可认为是第  $k$  帧的预测值。

### 3 实验结果分析

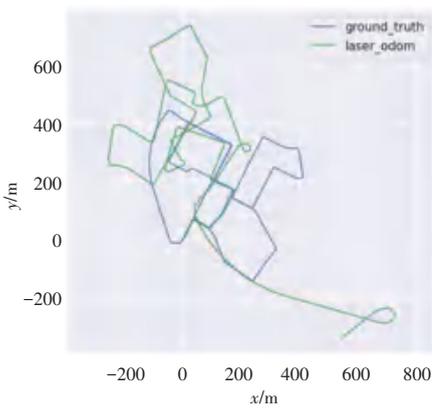
本文中用到的计算机配置: Intel i7-9750H 处理器, 16 G 内存, 系统环境为 Ubuntu18.04 和 ROS Melodic1.14, 使用精度评估工具 evo, 把对应的 gnss 数据和激光里程计数据进行分析处理。采用的评价指标如下:

(1) 绝对位姿误差 (absolute pose error, APE)。用于比较估计轨迹和参考轨迹并计算整个轨迹的统计数据, 此处估计轨迹为激光里程计, 参考轨迹为

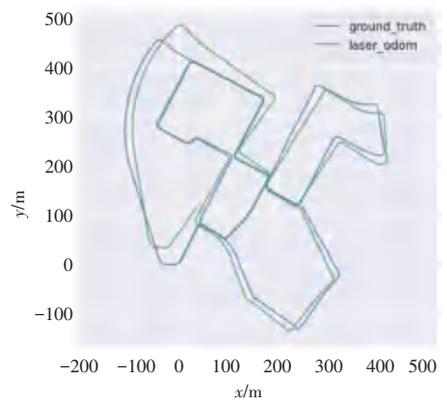
gnss。

(2) 相对位姿误差 (relative pose error, RPE)。相对位姿误差比较运动过程中的姿态增量, 可以给出局部精度, 如 slam 系统每米的平移或者旋转漂移量。

将 ICP 算法和 NDT 算法分别在 KITTI 数据集上进行仿真实验, 得出的效果如图 5 所示。图 5 (a)、图 5 (b) 中的蓝色轨迹是 gnss 轨迹, 绿色轨迹为激光里程计。对比 2 种算法, 可以发现激光里程计均出现了一定程度上的漂移。具体来说, 图 5 (a) 中的漂移比较严重, 图 5 (b) 中的漂移比较轻。下面将给出数据做定量分析。



(a) ICP 效果



(b) NDT 效果

图 5 KITTI 测试效果图

Fig. 5 KITTI test effect diagram

图 6 和图 7 分别展示了 ICP 和 NDT 的位姿误差分析图, 将图中数据整理到表 1 和表 2 中。在表 1、表 2 中, max 表示最大误差, mean 表示平均误差, median 表示误差中位数, min 表示最小误差, rmse 表示均方根误差, std 表示标准差。

在绝对位姿误差中, ICP 比 NDT 的最大误差和均方根误差都要大很多; 在相对位姿误差对比中, ICP 的误差比 NDT 的误差也大很多。根据图 5 (a) 和图 5 (b), 在运动开始时没有旋转, 对于平移, ICP 和 NDT 精度几乎相当; 在第三个转弯处, ICP 出现了较大的漂移误差; 在第七个转弯处, ICP 累积漂移更大, 此处由于没有较好的初值, 最终迭代结果陷入了局部最优, 因而轨迹出现了失真。由上可以得出: 在角度变化时, NDT 的鲁棒性明显优于 ICP; 且 ICP

需要提供一个较好的初值, 否则最终迭代结果可能会陷入局部极值。

表 1 绝对位姿误差对比

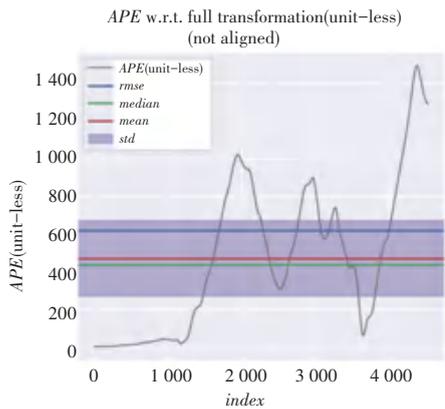
Tab. 1 The comparison of APE

匹配方法	max	mean	median	min	rmse	std
ICP	1 489.28	470.23	436.39	0.000 001	618.31	401.49
NDT	67.04	20.83	13.97	0.000 001	27.90	18.56

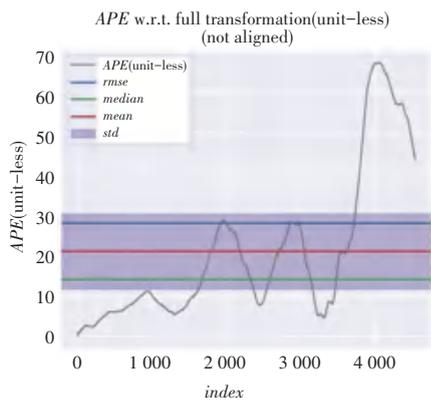
表 2 相对位姿误差对比

Tab. 2 The comparison of RPE

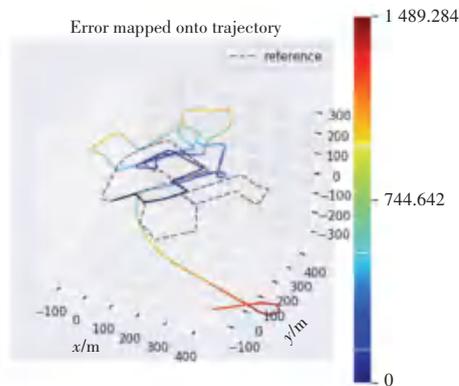
匹配方法	max	mean	median	min	rmse	std
ICP	285.48	60.30	35.04	0.75	93.75	71.79
NDT	2.55	0.83	0.71	0.23	0.93	0.44



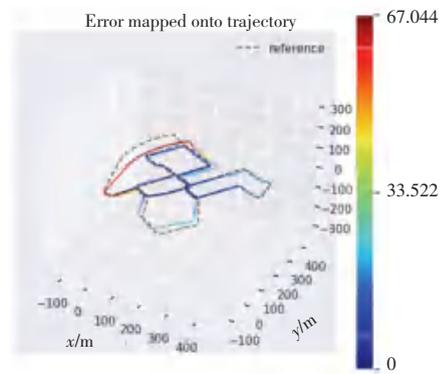
(a) 绝对位姿误差



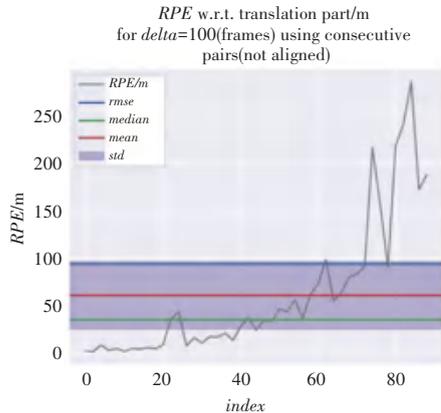
(a) 绝对位姿误差



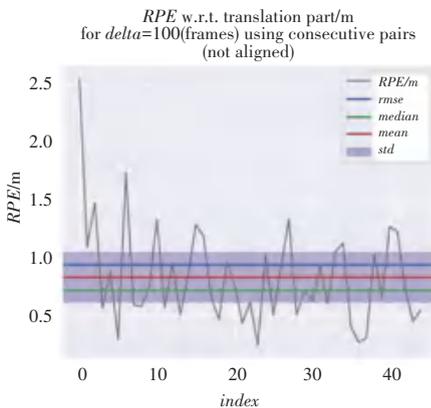
(b) APE 映射到轨迹



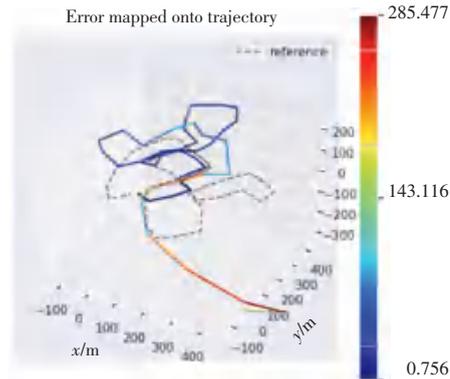
(b) APE 映射到轨迹



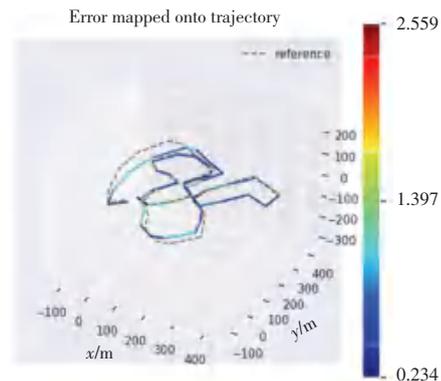
(c) 相对位姿误差



(c) 相对位姿误差



(d) RPE 映射到轨迹



(d) RPE 映射到轨迹

图6 ICP方法的绝对位姿误差和相对位姿误差

Fig.6 APE and RPE of ICP

图7 NDT方法的绝对位姿误差和相对位姿误差

Fig.7 APE and RPE of NDT

## 4 结束语

本文利用三维激光点云中2种匹配算法:迭代最近点(ICP)和正态分布变换(NDT)算法,实现了前端激光里程计的功能。为了比较ICP和NDT算法的效率和精度,在KITTI数据集上进行了仿真实验。实验中,用gnss轨迹作为真值,激光里程计作为估计值,给出了2种算法的绝对位姿误差和相对位姿误差,结果表明NDT算法具有更好的效率和精度,具体表现为如下2点:

(1)对于前端激光里程计,NDT的匹配精度优于ICP。

(2)由于ICP需要较好的初值且易受旋转影响,ICP更适用于精匹配,NDT则更适用于粗匹配。

本文实现了基本的激光里程计功能,但是对里程计来讲,漂移是不可避免的。后续的工作,是增加其他约束来消除累计误差,从而构建高精地图。

## 参考文献

- [1] LIU Haomin, ZHANG Guofeng, BAO Hujun. A survey of monocular simultaneous localization and mapping[J]. Journal of Computer-Aided Design and Compute Graphics, 2016, 28(6): 855-868.
- [2] 高翔,张涛. 视觉SLAM十四讲[M]. 北京:电子工业出版社, 2017.
- [3] CHEN Y, MEDIONI G. Object modeling by registration of multiple range images[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. California, USA: IEEE, 1991: 145-155.
- [4] CENSI A. An ICP variant using a point-to-line metric [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 19-25.
- [5] LOW K L. Linear least-squares optimization for point-to-plane ICP surface registration, TR04-004 [R]. North Carolina: University of North Carolina, 2004.
- [6] BIBER P, STRAER W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]// Proceedings of 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2003, 3: 2743-2748.
- [7] MAGNUSSON M, LILIENTHAL A, DUCKETT T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT[J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.
- [8] 宗文鹏,李广云,李明磊,等. 激光扫描匹配方法研究综述[J]. 中国光学, 2018, 11(06): 914-930.
- [9] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and mapping in real-time [C]// Proceedings of Robotics: Science & Systems Conference. Berkeley, USA: University of California, 2014: 1-9.
- [10] 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 (CVPR). Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 3354-3361.
- [11] SHAN T, 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, Spain: IEEE, 2018: 4758-4765.
- [12] YE Haoyang, CHEN Yuying, LIU Ming. Tightly coupled 3D lidar inertial odometry and mapping [C]// 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada: IEEE, 2019: 3144-3150.
- [13] SHAN T, ENGLLOT B, MEYERS D, et al. LIO-SAM: Tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping [C]// 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2020: 5135-5142.
- [14] 朱德海. 点云库PCL学习教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2012.