

改进的 RANSAC 算法在三维点云配准中的应用

刘美菊, 王旭东*, 李凌燕, 高恩阳

沈阳建筑大学信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168

摘要 传统随机抽样一致性(RANSAC)算法只能进行粗配准,且配准效率低。针对该问题提出一种改进的 RANSAC 快速点云配准算法。该算法将内部形态描述子算法和快速点特征直方图(FPFH)算法相结合,得到特征描述子,然后采用预估计和三维栅格分割法改进 RANSAC 算法,最后与传统配准算法采样一致性初始配准算法进行比较。实验结果表明,本文算法能快速精确地剔除误匹配点,进行仿射变换矩阵求解,无需二次配准。本文算法相较于传统配准算法有很大优势,在大规模三维点云配准中具有很好的稳健性,并且在保证精度的同时可大幅提高配准效率。

关键词 成像系统; 点云配准; 随机抽样一致性算法; 预估计; 三维栅格分割

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.101104

Improved Random Sampling Consistency Algorithm Employed in Three-Dimensional Point Cloud Registration

Liu Meiju, Wang Xudong*, Li Lingyan, Gao Enyang

College of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, Liaoning 110168, China

Abstract The traditional random sampling consistency (RANSAC) algorithm can only perform coarse registration at low efficiency. To address this problem, an improved RANSAC fast point cloud registration algorithm is proposed herein. The proposed algorithm first combines the intrinsic shape signatures and fast point feature histogram algorithms to obtain feature descriptors and then employs pre-estimation and three-dimensional (3D) grid segmentation to improve the RANSAC algorithm. Finally, it is compared with the traditional sample consensus initial alignment algorithm. Our experimental results demonstrate that the proposed algorithm can quickly and accurately eliminate false matching points and solve the affine transformation matrix without secondary registration. In comparison with the traditional registration algorithm, the proposed algorithm demonstrates good robustness in large-scale 3D point cloud registration and significantly improves the registration efficiency while ensuring accuracy.

Key words imaging systems; point cloud registration; random sampling consistency algorithm; pre-estimation; three-dimensional grid segmentation

OCIS codes 110.6880; 100.6890; 200.4560; 100.6950

1 引言

三维点云配准问题在逆向工程、计算机视觉、文物数字化、表面重建、三维物体识别、相机定位等领域有十分重要的意义。由于点云存在不完整、旋转错位、平移错位等问题,如果要得到完整的点云,需要对点云进行配准。目前,点云配准技术仍不成熟,快速精确的点云配准方法是三维建模和逆向工程领域的研究热点和难点。最经典的配准算法是 Besl

等^[1]提出的最近点迭代(ICP)算法及其改进算法^[2-4]。ICP 算法在初始位置相近的情况下,配准精度高。但是初始位置相差较大时,配准会陷入局部最小值,且该算法对稠密点云数据计算时间较长,效率低,故常作为二次配准算法。

为了提高点云配准的精度和效率,寻找一种好的特征提取方法便成了配准问题的重中之重^[5-7]。Rusa 等^[8-9]提出了点特征直方图(PFH)及改进的快速点特征直方图(FPFH)两种特征提取方法,这两

收稿日期: 2018-04-12; 修回日期: 2018-04-26; 录用日期: 2018-05-09

基金项目: 辽宁省科学技术厅项目(201602616)

* E-mail: 1291661630@qq.com

种方法在一定程度上降低了噪声对配准的影响,被广泛应用于点云配准中。但对于稠密点云,计算每个点的特征会严重影响点云配准的整体效率。马骊溟等^[10]提出先计算曲面片模型,再利用梯度法搜索曲面上的高斯曲率极值点来提取点云关键点;王丽辉等^[11]将曲率和密度信息融合,实现对稀疏点云的关键点检测;陆军等^[12]提出一种点云多法向量邻域特征配准算法;李仁忠等^[13]提出了基于内部形态描述子(ISS)特征点结合改进ICP算法的点云配准算法;张哲等^[14]提出一种关键点选择的快速点云配准算法;舒程珣等^[15]提出基于卷积神经网络的点云配准方法。这些方法描述性强,但模型参数较多,不能保证点云配准的稳健性,而且计算复杂,配准效率低。曲天伟等^[16]提出改进的随机抽样一致性(RANSAC)算法在图像配准中的应用,但只适用于2D图像配准。

鉴于此,本文提出一种改进的RANSAC快速点云配准算法,在3D点云图像配准过程中,改进了RANSAC求解仿射变换矩阵的方法。本文将从配准的精度和效率等方面证明算法的有效性。

2 相关算法原理

2.1 ISS 算法

3D点云特征描述与提取是点云信息处理中最关键的一步,本文采用ISS算法提取特征点。设有 N 个数据点,其中一点 P_i 三维坐标为 (x_i, y_i, z_i) , $i=0,1,\dots,N-1$ 。具体步骤如下。

1) 为点云图像上的每个点 P_i 定义局部坐标系,每个点设定一个搜索半径 r 。

2) 检测每个点 P_i 在半径 r 范围内的所有数据点,计算所有数据点与该点的权值:

$$\omega_{ij} = 1/|p_i - p_j|, |p_i - p_j| < r. \quad (1)$$

3) 计算每个点与其周围所有点的协方差矩阵:

$$\text{cov}(p_i) = \frac{\sum_{|p_i - p_j| < r} \omega_{ij} (p_i - p_j) (p_i - p_j)^T}{\sum_{|p_i - p_j| < r} \omega_{ij}}. \quad (2)$$

4) 根据上一步的协方差矩阵 $\text{cov}(p_i)$,计算其所有特征值 $\{\lambda_1^i, \lambda_2^i, \lambda_3^i\}$,并按从大到小的顺序排列。

5) 设置阈值 ϵ_1 与 ϵ_2 ,使其符合如下点的要求,即ISS特征点:

$$\lambda_2^i/\lambda_1^i \leq \epsilon_1, \quad \lambda_3^i/\lambda_1^i \leq \epsilon_2. \quad (3)$$

2.2 FPFH 算法

FPFH算法通过计算某特征点邻近点表面的法线,并计算法线间的偏差,将其参数化,得到特征点

的描述形式。具体步骤如下。

1) 计算每个查询点 P_q 与最近点法线之间的特征表述 α, Φ, θ 值,并称其为SPFH。

2) 将每个点的最近邻点重新分配,使用SPFH值来权衡FPFH的值:

$$\text{FPFH}(p_q) = \text{SPFH}(p_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot \text{SPFH}(p_k), \quad (4)$$

式中:权重 ω_k 表示查询点与邻近点之间的距离。权重的组合是非常重要的,它表示的是以查询点为中心的 k 邻域影响范围,如图1所示。

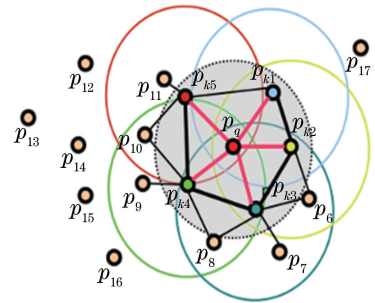


图1 权重组合示意图

Fig. 1 Weight combination diagram

从图1可以看出,离查询点越近的点权重越大,线越粗。因此,给定一个点 P_q ,算法首先评估SPFH的值,创造该点及其近邻点的匹配。这个过程一直重复,通过近邻SPFH的值不停地改变权重,最终生成 P_q 的FPFH。

3 点云配准

3.1 算法流程

在点云配准前,使用体素网格滤波器对点云图像进行下采样,删减点的数量,然后通过ISS算法对两幅点云图像进行同样的特征点选取,并使用FPFH算法对所有特征点计算特征描述子。特征描述子生成后,采用特征向量的欧氏距离大小作为特征点相似性判定标准。指定一幅点云图像中的某个特征点,在另一幅图像中找出与其欧氏距离最近的两个特征点,如果最近距离与次近距离的比值小于某个设定的阈值,则接受这一对匹配点。降低阈值,匹配点数目会减少,但更加稳定。除去对配准有影响的错误对应点对,利用剩余的正确对应关系,以一副图像作为参考,进行两幅图像间几何变换矩阵 M 的参数求解,将另一幅目标图像归一化到以参考图像为标准的坐标系中。在 M 的参数求解过程中,采用改进的RANSAC算法。算法流程如图2所示。

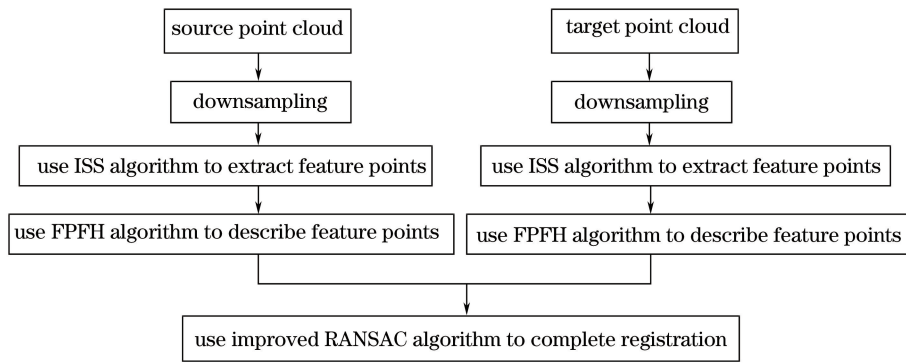


图2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the RANSAC algorithm

3.2 RANSAC 算法原理

两幅点云图像之间的变换关系为

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ z'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_3 & m_6 & m_9 \\ m_1 & m_4 & m_7 & m_{10} \\ m_2 & m_5 & m_8 & m_{11} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: (x'_i, y'_i, z'_i) 为参考图像上的点; (x_i, y_i, z_i) 为目标图像上与 (x'_i, y'_i, z'_i) 对应的点。这里称仿射变换矩阵为 \mathbf{M} , 因为 \mathbf{M} 有 12 个参数, 所以要想求出 \mathbf{M} , 至少需要 6 对对应点。通过求解线性方程组即可求出矩阵 \mathbf{M} 。

RANSAC 算法可以从一组包含“局外点”(噪声)的数据中, 通过多次迭代估计数学模型的参数, 通过增加迭代次数得到近乎合理的结果。基本过程如下:

- 1) 从总样本集中随机选取一个子集, 估计数学模型;
- 2) 检测其他点是否在该模型上, 如果在, 即为内点;
- 3) 内点个数与事先设定的阈值进行比较, 如果大于阈值, 重新估计模型;
- 4) 如果小于阈值, 该模型作为候选模型, 重新选取样本, 重复上述步骤;
- 5) 经过 N 次迭代, 用内点个数最多的样本重新估计模型, 得到最后的结果。

通过 RANSAC 算法求解变换矩阵 \mathbf{M} 时, 由于点云数据量庞大, 误匹配点较多, 每次随机选择的样本集都要计算其他点是否在该样本集估计出的模型上, 如果样本集存在大量误匹配点, 会浪费大量时间, 且迭代次数不能设置上限, 如果设置上限得到的结果可能不是最优。随机选取的样本集中点与点之间可能很接近, 由此估计出的变换矩阵不具有稳健

性, 影响精度。鉴于此, 本文提出预估计和三维栅格法选取样本集改进 RANSAC 算法。

3.3 改进 RANSAC 算法求解 \mathbf{M}

针对误匹配点多、计算效率低的问题, 提出一种预估计的方法。过程如下: 针对 (5) 式求解变换矩阵, 需要 7 对对应点求解矩阵参数。随机选择 7 对匹配正确的点作为样本集, 用其中 6 对估计矩阵模型参数, 验证第 7 对是否在该模型上, 如果不在, 重新选择, 如果在, 继续检测其他特征点对是否在该模型上, 如果有足够多点对在该模型上, 则该模型为目标模型。采用预估计的方法能减少临时模型的数量, 减少检测其他特征点对的时间, 减少计算量, 提高算法的效率。

传统 RANSAC 算法估计模型的时间分为两部分, 一是随机选择一组匹配点作为样本的时间和通过该样本计算模型参数的时间, 即

$$T_c = N(T_1 + T_2), \quad (6)$$

式中: N 为选择样本次数, T_1 为选择一组匹配点作为样本的时间, T_2 为该组匹配点计算模型参数的时间; 二为检测模型之外匹配点对是否满足该模型的时间, 即

$$T_d = N(nT_3), \quad (7)$$

式中: n 为要检测的模型外匹配点的个数, T_3 为检测一对匹配点是否满足模型的时间。所以 RANSAC 算法估计目标模型总时间为

$$T_{\text{total}} = T_c + T_d. \quad (8)$$

改进后的 RANSAC 算法通过预估计选择初始样本, 进行 N 次样本选择, 满足变换关系的样本被保留, 其占样本选择总次数的概率为 P_1 , 且 $P_1 < 1$ 。改进后的算法总时间包括三部分: 第一部分与传统 RANSAC 算法相同, 为 $N(T_1 + T_2)$; 第二部分检测其他点是否在模型上的时间, 由于只有预估计成

立的模型才检测其他点是否在该模型上,所以时间为 $N(nT_3)P_t$;第三部分检测没有通过预估样本的时间,即检测第 7 个点是否在模型上,表示为 $NT_3(1-P_t)$ 。所以改进后总计算时间为

$$T_{\text{improve}} = N(T_1 + T_2) + N(nT_3)P_t + NT_3(1 - P_t). \quad (9)$$

改进后节省的时间为

$$\Delta T = T_{\text{total}} - T_{\text{improve}} = NT_3(1 - P_t)(n - 1). \quad (10)$$

所以 P_t 一定时,要检测的点数越多,越节省时间。

针对选择样本接近的问题,在选择 7 个最优匹配点时,采用三维栅格结构划分目标点云图像,首先将点云视为巨大的网络结构,找出空间笛卡尔直角坐标系各坐标轴的极值 $x_{\max}, y_{\max}, z_{\max}, x_{\min}, y_{\min}, z_{\min}$,以 $x_{\max} - x_{\min}, y_{\max} - y_{\min}, z_{\max} - z_{\min}$ 的最大值为边长,划分为 $5 \times 5 \times 5$ 共 125 个立方体包围盒。三维栅格结构是将空间划分为立方体包围盒阵列,建立一个立方体包围盒包围所有点云数据,如图 3 所示。

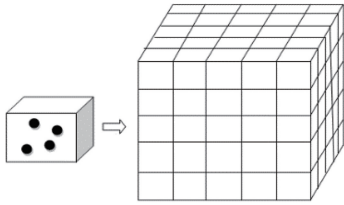


图 3 特征点分块示意图

Fig. 3 Diagram of feature points block

这种方法简单、高效,建立结构的速度快。图 3 左为一个小包围盒,图 3 右为 125 个小立方体包围盒组成的包围盒阵列,每个小包围盒里有数量不等的点,去除没有特征点的包围盒,剩下的包围盒中每

个包围盒中特征点数量 n_i 不同。为保证选取点具有公平性,首先求出每个包围盒中特征点占总特征点的概率,

$$p_c = \frac{n_i}{N} \quad (11)$$

然后将 $[0, 1]$ 区间划分为 N 个间隔,每个间隔大小为 p_c ,最后随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的 s :

$$s = p_c. \quad (12)$$

如果满足(12)式,则随机选择的特征点落在第 i 包围盒内,据此选择 7 个特征点避免了包围盒中特征点数不同带来的不公平。

改进 RANSAC 算法的变换矩阵求解过程如下。

- 1) 在所有匹配点中用上述方法找到 7 对匹配正确的特征点。
- 2) 用其中 6 对估计临时矩阵参数。
- 3) 取第 7 对点中的一个,经临时矩阵变换得到的点与第 7 对的另一个点比较,如果一致即符合,若不符合,重新选择。若符合,作为候选模型,重新选择样本,经过 N 次迭代,选取特征点最多的模型,用这组特征点重新估计矩阵参数。

4 实验结果

实验平台为 Windows 7 32 位操作系统, Visual Studio 2013 Visual C++ win32 控制台应用程序, 开源点云库 pcl 1.8.0, 选用斯坦福大学点云数据 Bunny、Elephant 以及 Horse 进行点云配准。将不同视角下的点云数据 Bunny1 和 Bunny2、Elephant1 和 Elephant2、Horse1 和 Horse2 分别作为源点云和目标点云,图 4 为初始点云可视化结果。表 1 为点云数量比较。

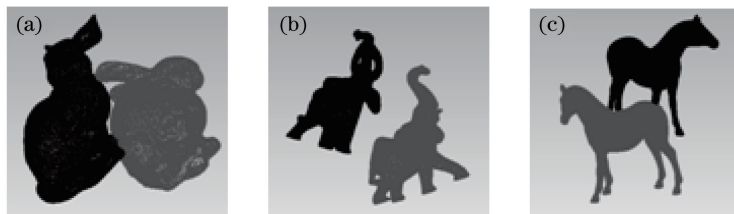


图 4 初始点云数据可视化结果。(a) Bunny1 和 Bunny2;(b) Elephant1 和 Elephant2;(c) Horse1 和 Horse2

Fig. 4 Visualization of initial point cloud data. (a) Bunny1 and Bunny2;

(b) Elephant1 and Elephant2; (c) Horse1 and Horse2

图 4 中深色点云图为源点云,浅色为目标点云,最后通过仿射变换将源点云变换到目标点云。从表 1 可以看出初始点云数量多,用源点云计算会耗费大量时间,所以采用下采样删减部分点云,用下采样

后的数据作为实验的初始数据。ISS 特征点为 ISS 算法提取的特征点数量,可用点云数据进一步减少,计算复杂度降低,耗费时间减少。图 5 为 ISS 特征点提取可视化结果。图 6 为本文算法、传统采样一

致性初始配准(SAC-IA)算法对不同点云配准的结果对比。图7为以Bunny为例,采用不同阈值下采

样后本文算法与传统算法配准时间与误差的对比。表2为本文算法与传统算法配准结果的比较。

表1 点云数量比较

Table 1 Comparison of the number of point clouds

Item	Bunny1	Bunny2	Elephant1	Elephant2	Horse1	Horse2
Initial point cloud	35947	35947	24955	24955	48485	48485
Downsampling	7836	7775	13768	13768	10756	10902
ISS feature points	2786	2723	4554	4533	3618	3742

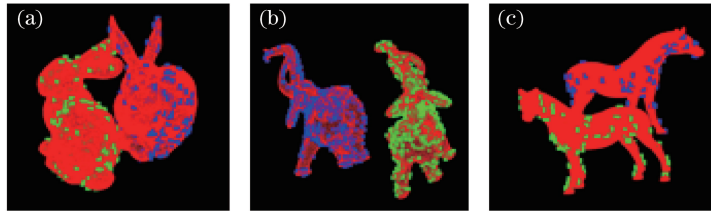


图5 ISS特征点提取可视化结果。(a) Bunny1和Bunny2;(b) Elephant1和Elephant2;(c) Horse1和Horse2

Fig. 5 Visualization of ISS feature points. (a) Bunny1 and Bunny2; (b) Elephant1 and Elephant2; (c) Horse1 and Horse2

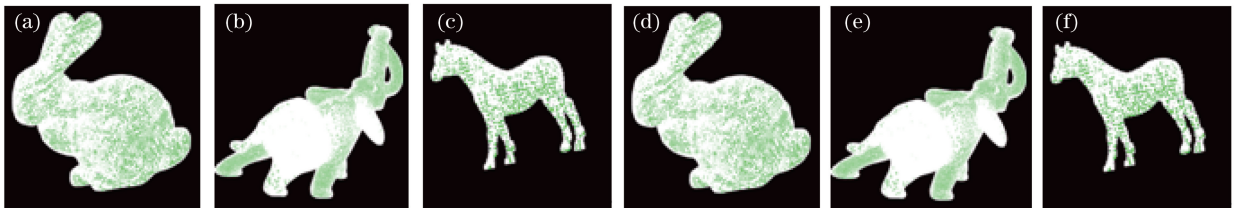


图6 点云配准。(a)(b)(c)本文算法;(d)(e)(f) SAC-IA 算法

Fig. 6 Point cloud registration. (a)(b)(c) Proposed algorithm; (d)(e)(f) SAC-IA algorithm

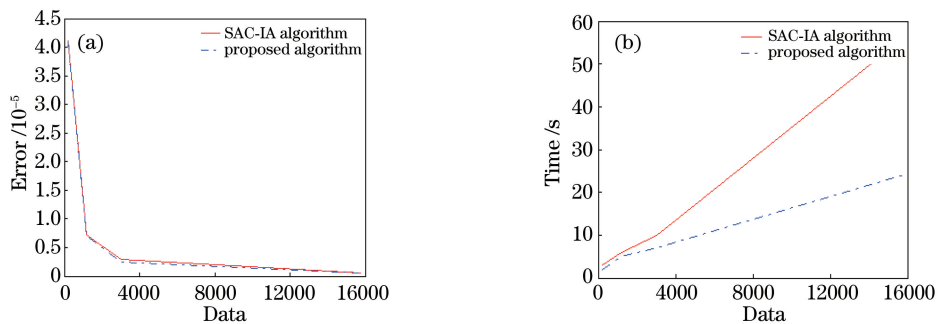


图7 本文算法与传统算法的时间、误差对比。(a)误差对比;(b)时间对比

Fig. 7 Comparison of time and error between the proposed algorithm and the traditional algorithm.

(a) Error comparison; (b) time comparison

表2 配准结果比较

Table 2 Comparison of registration results

Algorithm	Image	Time / s	Registration error / (10^{-6} m)
SAC-IA algorithm	Bunny	14.007	3.0778
Proposed algorithm	Bunny	8.296	2.6761
SAC-IA algorithm	Elephant	77.548	1.2052
Proposed algorithm	Elephant	38.396	0.8936
SAC-IA algorithm	Horse	67.625	2.3367
Proposed algorithm	Horse	35.332	2.0632

特征点是点云数据集中稳定性强、区分度高且数量少于原始点云的点云集合,特征点提取是进行快速点云配准的关键。选用 ISS 算法提取特征点。为验证本文算法的配准效率与精度,将本文算法与传统 SAC-IA 算法进行实验比较。由图 5 可知,ISS 算法能够有效提取不同点云特征点,包括边界以及尖锐点。由图 6 可知,本文算法在不进行二次配准的情况下,能够达到和传统算法相当的配准效果,相对于传统算法,本文算法时间复杂度更低。由图 7 和表 2 可知,采用预估计以及三维栅格分割法改进 RANSAC 算法不仅使点云配准正确率较 SAC-IA 算法有一定提高,而且配准效率也明显高于 SAC-IA 算法。对于同一点云数据,保证配准精度的同时,点数越多,节省时间越明显,对于不同点云数据,本文算法配准效率显著高于传统配准算法。综合而言,本文算法配准精度高,执行速度快。

5 结 论

提出一种改进的 RANSAC 快速点云配准算法。首先将 ISS 算法和 FPFH 算法结合生成特征描述子,然后采用改进的 RANSAC 算法进行变换矩阵求解,求解变换矩阵时,采用预估计临时模型大大提高了算法的速度。在选择预估计特征点时采用栅格分割随机选取的方法保证求取参数的精度。最后选用斯坦福大学点云数据库,用本文算法与传统配准算法进行配准实验,实验结果表明使用本文算法进行点云配准,相较于传统配准算法具有很大的优越性,既保证精度又提高了速度,本文算法是一种精确快速的点云配准方法。

参 考 文 献

- [1] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (2): 239-256.
- [2] Zhong Y, Zhang M. Point cloud automatic registration technology based on improved ICP algorithm[J]. Control Engineering, 2014, 21 (1): 37-40.
钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术[J]. 控制工程, 2014, 21(1): 37-40.
- [3] Yang J L, Li H D, 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.
- [4] Zeng F X, Li L, Diao X P. Iterative closest point algorithm registration based on curvature features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54 (1): 011003.
曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏. 基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54 (1): 011003.
- [5] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2009: 3212-3217.
- [6] Rusu R B, Blodow N, Marton Z C, *et al.* Aligning point cloud views using persistent feature histograms [C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 3384-3391.
- [7] Tombari F, Salti S, Stefano L D. Unique signatures of histograms for local surface description [C] // European Conference on Computer Vision, 2010: 356-369.
- [8] Steder B, Rusu R B, Konolige K, *et al.* NARF: 3D range image features for object recognition[EB/OL]. [2018-03-22]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.231.1701>.
- [9] Zhang Y, Yu H Y. 3D point cloud registration based on the assistant camera and Harris-SIFT [J]. Proceedings of SPIE, 2016, 10011: 100110U.
- [10] Ma L M, Xu Y, Li Z X. Extracting feature points for scattered points based on Gauss curvature extreme point [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20 (9): 2341-2344.
马骊溟, 徐毅, 李泽湘. 基于高斯曲率极值点的散乱点云数据特征点提取[J]. 系统仿真学报, 2008, 20 (9): 2341-2344.
- [11] Wang L H, Yuan B Z. Feature point detection for 3D scattered point cloud model [J]. Signal Processing, 2011, 27(6): 932-938.
王丽辉, 袁保宗. 三维散乱点云模型的特征点检测[J]. 信号处理, 2011, 27(6): 932-938.
- [12] Lu J, Peng Z T, Xia G H. Point cloud multi-vector neighborhood registration algorithm [J]. Optoelectronics • Laser, 2015, 26(4): 780-787.
陆军, 彭仲涛, 夏桂华. 点云多法向量邻域特征配准算法[J]. 光电子 • 激光, 2015, 26(4): 780-787.
- [13] Li R Z, Yang M, Tian Y, *et al.* Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111503.

- 李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111503.
- [14] Zhang Z, Xu H L, Yin H. A fast point cloud registration algorithm based on key point selection [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121002.
张哲, 许宏丽, 尹辉. 一种基于关键点选择的快速点云配准算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121002.
- [15] Shu C X, He Y T, Sun Q K. Point cloud registration based on convolutional neural network [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(3): 031001.
舒程珣, 何云涛, 孙庆科. 基于卷积神经网络的点云配准方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(3): 031001.
- [16] Qu T W, An B, Chen G L. Application of improved RANSAC algorithm to image registration [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(7): 1849-1851.
曲天伟, 安波, 陈桂兰. 改进的 RANSAC 算法在图像配准中的应用 [J]. 计算机应用, 2010, 30(7): 1849-1851.