

基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法

李仁忠, 杨 曼, 田 瑜, 刘阳阳, 张缓缓

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

摘要 针对点云配准时间长、收敛缓慢、对应点匹配易错等缺点,提出一种基于内部形态描述子(ISS)特征点结合改进迭代最近点(ICP)的点云配准算法。首先采用 ISS 算法进行点云特征提取,并以快速点特征直方图进行特征描述,然后通过采样一致性算法完成点云的初始配准,使两片不同角度点云获得一个相对较好的初始位姿,最后通过 k 维树近邻搜索法加速对应点的查找,以提高点云 ICP 精细配准效率。实验结果表明,与传统配准算法相比,该算法配准精度高,而且执行速度快。

关键词 机器视觉; 点云配准; 特征提取; 初始配准; 精细配准

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.111503

Point Cloud Registration Algorithm Based on the ISS Feature Points Combined with Improved ICP Algorithm

Li Renzhong, Yang Man, Tian Yu, Liu Yangyang, Zhang Huanhuan

College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi, 710048, China

Abstract Aiming at the problems of long reconstruction time, slow convergence and error matching corresponding points for the point cloud registration, a new algorithm based on the intrinsic shape signature (ISS) feature points combined with the improved iterative closest point (ICP) algorithm is proposed. Firstly, the feature points of point cloud are extracted by the ISS algorithm and described by the fast point feature histograms algorithm. Then, the initial registration of point cloud is completed by using the sample consensus initial alignment algorithm to make the two different angle point clouds obtain a relatively good initial position. Finally, the ICP registration efficiency is promoted by the k -dimension tree nearest neighbor search algorithm. The experimental results show that the proposed algorithm has higher registration accuracy and faster execution speed than the traditional registration algorithms.

Key words machine vision; point cloud registration; feature point extraction; initial registration; fine registration

OCIS codes 150.6910; 110.6880; 100.6950; 110.3010

1 引言

三维点云配准技术^[1]是点云数据处理中的重要步骤,也是后续点云表面重建的基础。由于受到采集设备分辨率与环境因素等影响,在实物数字化的过程中,采集的每帧点云数据只覆盖了模型表面的部分信息,而且可能存在一定程度上的旋转、平移、错位等问题^[2],因此,为了获取三维物体表面的完整信息,必须通过配准或拼接将采集的不同角度点云数据变换到同一坐标系下。

目前采用的点云配准技术一般分两步:初始配准和精细配准^[3]。初始配准是为了缩小点云之间的旋转和平移错位等误差,以提高配准效率。常见的初始配准方法有:1) 重心重合法^[4],通过两片点云的重心重合来实现点云的初始配准;2) 标定法^[5-6],在采集点云数据时人为地在物体表面贴一些标定点,再利用这些

收稿日期: 2017-05-19; **收到修改稿日期:** 2017-06-26

基金项目: 中国纺织工业联合会科技指导性项目(2017071)、西安工程大学研究生创新基金资助项目(CX201733)

作者简介: 李仁忠(1978—),男,博士,副教授,主要从事图像处理、光电子能谱等方面的研究。

E-mail: lirenzhong@xpu.edu.cn

标定点进行点云初始配准;3) 特征提取法^[7-11],利用物体表面几何特征或者表面特征,如角点^[7]、曲率^[8]、颜色^[9]、纹理^[10]、边缘^[11]等,对特征进行提取与描述以确定多帧之间特征的对应关系,完成点云初始配准。又由于点云的拓扑结构、稀疏程度、噪声等的存在,导致初始配准结果很难逼近真实模型,因此,需要对初始配准结果进行精细配准,精细配准可以使两个点云之间的配准误差达到最小。当前应用最广且最为经典的精细配准算法是 Bsel 等^[12]提出的迭代最近点(ICP)算法。传统的 ICP 算法计算简便直观,但其对初始配准位置依赖性强,容易陷入局部最优,导致配准效率不高。为了克服 ICP 算法的局限性,许多研究组对 ICP 算法进行了改进,相继提出正态分布变换(NDT)算法^[13]、对比投影点(CCP)算法^[14]、高斯混合模型(GMM)算法^[15-16]、相干点漂移(CPD)算法^[17]等。

通过分析比较目前的点云配准算法,针对点云配准时间空间复杂度较大、收敛缓慢、对应点匹配易错等缺点,本文提出一种基于内部形态描述子(ISS)特征点结合改进 ICP 的点云配准算法。采用 ISS 特征检测算法^[18]以满足初始配准时特征点对的正确匹配,在初始配准结果的基础上,采用基于 k 维树(k -d tree)近邻搜索法改进的 ICP 算法完成点云精细配准。

2 算法流程

点云配准就是根据相邻帧之间包含的公共部分把不同时间、角度、照度获取的多帧点云数据转换到同一坐标系中,其最终目的是求取坐标旋转矩阵与平移向量,使得两视角下采集的三维点云数据经坐标变换后对应点的距离最小。本文算法的基本思想是:首先根据 ISS 特征检测算法提取两片点云的特征点,并以尺度不变特征变换(SIFT)特征检测法、法线对齐径向特征(NARF)特征检测法进行对比;接着利用点特征直方图(PFH)的优化算法、快速点特征直方图(FPFH)^[19]算法对提取的 ISS 特征点进行特征描述,并通过相似度计算两点云的特征点对匹配;然后利用采样一致性(SAC-IA)算法对获取的特征点对进行筛选,剔除错误点,并估计出两片点云间的变换参数(旋转矩阵与平移向量)来完成点云的初始配准;最后采用改进的 ICP 配准算法对初始配准结果进一步优化,以 k -d tree 搜寻最近点法提高配准效率。算法流程如图 1 所示。

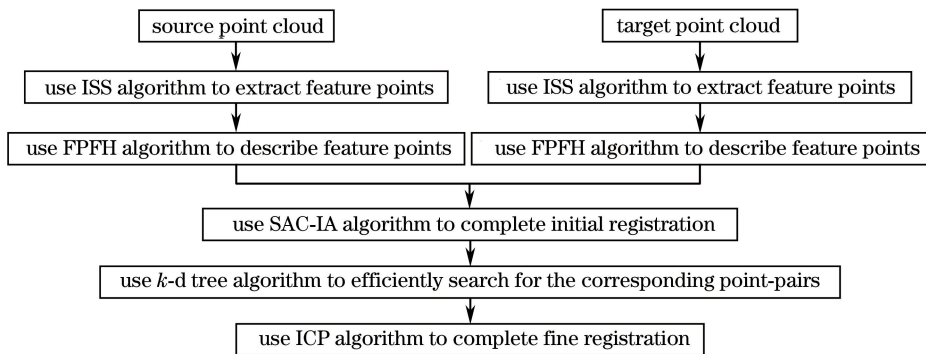


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

3 相关理论

3.1 点云初始配准

3.1.1 ISS 特征检测算法

采用 ISS 特征检测算法提取采集的局部点云数据边缘的特征点。设点云数据有 N 个点,其任意一点 p_i 坐标为 (x_i, y_i, z_i) , $i=0, 1, \dots, N-1$ 。算法具体步骤为:

- 1) 对点云上的每个点 p_i 定义一个局部坐标系,并给定每一个点一个搜索半径 r_{frame} 。
- 2) 查询点云数据中每个点 p_i 在半径 r_{frame} 周围内的所有点,并计算其权值,即

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

- 3) 计算每个点 p_i 的协方差矩阵

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

4) 计算每个点 p_i 的协方差矩阵 $\text{cov}(p_i)$ 的特征值 $\{\lambda_i^1, \lambda_i^2, \lambda_i^3\}$, 并按从大到小的顺序排列。

5) 设置阈值 ϵ_1 与 ϵ_2 , 满足(3)式的点则视为 ISS 特征点,

$$\lambda_i^2/\lambda_i^1 \leq \epsilon_1, \lambda_i^3/\lambda_i^2 \leq \epsilon_2. \quad (3)$$

3.1.2 FPFH 描述

FPFH 基本思想是:通过计算某特征点邻近点处的表面法线和法线间的偏差角度,将邻近点间的差异程度参数化,从而得到对某特征点几何属性的完整描述。算法具体步骤为:

1) 设某查询点 D_q (用红色标注)在半径为 r 的球内有 k 个邻域元素(用黑色标注),如图 2 所示。使用主成分分析法计算任意两点 D_s 和 D_t 之间的欧氏距离 d 以及对应的法线 n_s 和 n_t 之间的位置关系,在其中的一个点上定义一个局部坐标系 UVW ,如图 3 所示。任意两点 D_s 和 D_t 及与其法线 n_s 和 n_t 之间特征表示为

$$\begin{cases} \alpha = V \cdot n_t \\ \varphi = U \cdot \frac{D_t - D_s}{d} \\ \theta = \arctan(W \cdot n_s, U \cdot n_t) \\ d = \|D_t - D_s\| \end{cases} \quad (4)$$

2) 计算 k 邻域内所有点对之间的 $(\alpha, \varphi, \theta, d)$ 四组值,以此来表示任意两点之间的位置关系。与原来 XYZ 坐标及法向量相比,变量减少到了 4 个,信息更简洁。若不计算邻域内两点之间的角度特征,则成为简化的点特征直方图(SPFH)。使用邻近的 SPFH 值来计算 FPFH 值

$$V_{\text{FPFH}}(D_q) = V_{\text{SPFH}}(D_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\omega_k} \cdot V_{\text{SPFH}}(D_q), \quad (5)$$

式中以 D_q 与其邻近点 D_i 之间的距离作为权重 ω_k 。如图 4 所示,灰色部分展示 SPFH 的计算范围,圆圈都以 D_i 点为圆心。很明显,这样比 PFH 的标准计算少了邻域点之间的互联。点云数据中所有点都要先获取 SPFH,再根据它和邻域点的 SPFH 值重新加权计算,从而得出最终 FPFH 值。

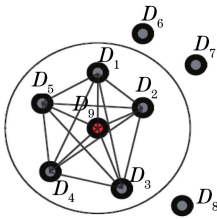


图 2 PFH 计算原理

Fig. 2 Calculating principle of PFH

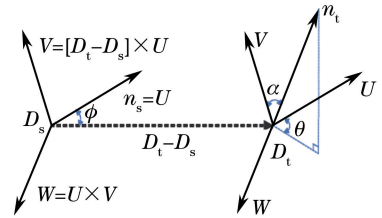


图 3 局部坐标系

Fig. 3 Local coordinate system

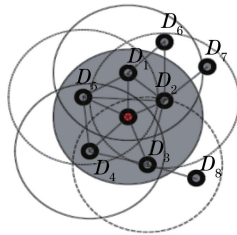


图 4 FPFH 计算原理

Fig. 4 Calculating principle of FPFH

3.1.3 SAC-IA 算法

SAC-IA 算法原理如下:

1) 从点云 A 中选择 s 个样本点,并确定它们的配对距离大于用户设定的最小值 d_{\min} 。

2) 在点云 B 中分别找到与 s 个样本点满足相似度条件的点存入一个列表中, 随机选择一些代表采样点的对应关系。

3) 根据两点云数据集的对应关系计算刚体变换矩阵, 并通过计算度量错误来评价转换矩阵的质量。重复这三个步骤直至达到最佳度量错误结果。

错误度量可由 Huber 评价公式决定:

$$L_h(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2}e_i^2, & \|e_i\| \leq t_e \\ \frac{1}{2}t_e(2\|e_i\| - t_e), & \|e_i\| > t_e \end{cases}, \quad (6)$$

式中 $L_h(e_i)$ 表示第 i 组对应点的匹配错误度, t_e 表示预先设定的误差阈值, e_i 表示第 i 组对应点变换后的距离差。

3.2 点云精细配准

3.2.1 传统 ICP 算法

ICP 算法实质是基于最小二乘法的最优匹配算法, 其基本思想是: 找到目标点集与参考点集之间的旋转矩阵与平移向量, 重复进行“确定对应关系点集——计算最优刚体变换”的过程, 直到满足收敛准则, 使得两次迭代的目标函数值变化小于给定阈值或者达到预设的迭代次数, 迭代计算才会停止。ICP 算法步骤如下:

- 1) 确定对应点对, 在待配准点云 B 中搜索出点云 A 中的点相应的最近点, 组成对应点对。
- 2) 计算两组新点集的质心, 按照下式计算新点集质心

$$\bar{\mu}_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i, \bar{\mu}_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i. \quad (7)$$

- 3) 计算目标函数 $f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k)$, 以目标函数值最小为原则

$$f(\mathbf{R}^k, \mathbf{T}^k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\bar{a}_i - \mathbf{R}^k \bar{b}_i^{k-1} - \mathbf{T}^k\|^2, \quad (8)$$

式中 \mathbf{R}^k 为最优旋转矩阵, \mathbf{T}^k 为平移矩阵。

- 4) 将配准点云 B 坐标变换到 B^{k+1}

$$B^{k+1} = \mathbf{R}^k \bar{b}_i^k + \mathbf{T}^k. \quad (9)$$

- 5) 计算点对的平均距离

$$\bar{d}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\bar{b}^k - a_i^{k-1}\|, \bar{d}_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\bar{b}^{k+1} - a_i^k\|, \quad (10)$$

式中 \bar{d}_k, \bar{d}_{k+1} 为 k 次与 $k+1$ 次迭代后的平均距离。

- 6) τ 为预先设定的平均距离误差, 当 $\bar{d}_k - \bar{d}_{k+1} < \tau$ 时, 迭代结束; 否则重新进行迭代。

3.2.2 基于 k -d tree 的 ICP 算法

利用 k -d tree 快速搜索最近点对, 提高点云的配准效率。算法步骤如下: 1) 将待查询点与所确定的分裂维的值进行比较, 若小于等于分裂维的值进入左子树分支, 若大于分裂维的值就进入右子树分支, 这种方式循环到二叉树的叶子结点, 沿搜索路径找到处于和待查询点同一子空间的最近邻近点; 2) 对点进行“回溯”操作, 若在搜索路径上结点的其他子空间结点上有更近点, 则跳到子空间结点上搜索距离最近点; 3) 反复进行上述步骤 1) 和 2) 到搜索路径为空结束搜索。

4 实验结果与分析

为验证本文算法的准确性与有效性, 利用点云库 PCL 官网上的 michael 点云模型与 wolf 点云模型进行实验, 点云数量均为 3400 datas, 最终取得了较好的三维形貌可视化效果。实验平台为 Intel Core i5-6400 CPU@2.70 GHz, 8 GB 内存 Window10 64 位操作系统, Visual Studio 2013 Visual C++ win32 控制台应用程序, 开源点云库 PCL1.7.2。图 5 为本文算法、SIFT 算法、NARF 算法对 wolf 点云模型提取特征点的结果对比图。图 6 为本文算法、SIFT 算法、NARF 算法对 michael 点云模型提取特征点的结果对比图。图 7 为

本文算法、随机采样一致性(RANSAC)算法对 wolf 点云模型进行初始配准的结果对比图。图 8 为本文算法、RANSAC 算法对 michael 点云模型进行初始配准的结果对比图。图 9 为本文算法、传统 ICP 算法对 wolf 点云模型进行精细配准的结果对比图。图 10 为本文算法、传统 ICP 算法对 michael 点云模型进行精细配准的结果对比图。表 1 为各配准算法在不同点云模型下的运行时间与配准误差对比。

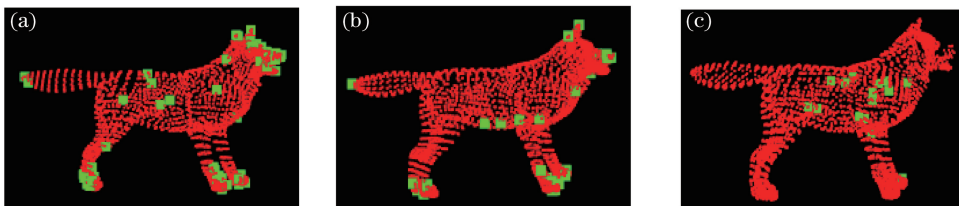


图 5 不同算法处理 wolf 点云模型的特征提取结果。(a)本文算法;(b) SIFT 算法;(c) NARF 算法

Fig. 5 Feature extraction results of the wolf point cloud model with different algorithms.

(a) Proposed algorithm; (b) SIFT algorithm; (c) NARF algorithm

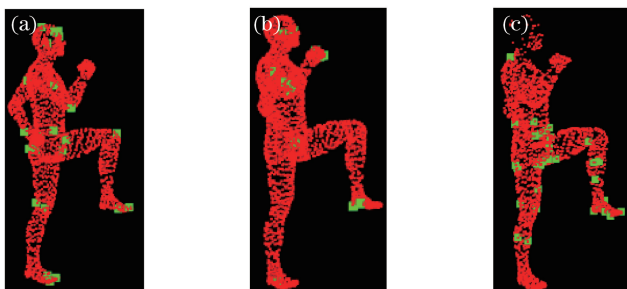


图 6 不同算法处理 michael 点云模型的特征提取结果。(a)本文算法;(b) SIFT 算法;(c) NARF 算法

Fig. 6 Feature extraction results of the michael point cloud model with different algorithms.

(a) Proposed algorithm; (b) SIFT algorithm; (c) NARF algorithm

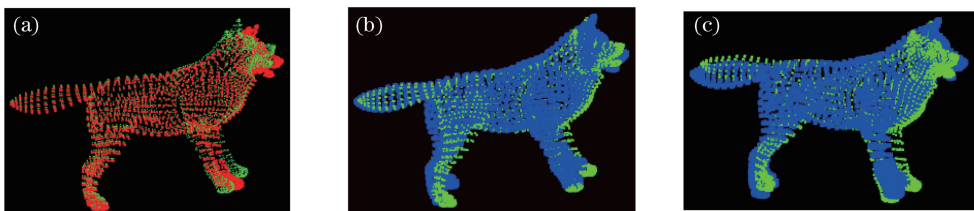


图 7 不同算法处理 wolf 点云模型的初始配准结果。(a)原始点云模型;(b)本文算法;(c) RANSAC 算法

Fig. 7 Initial registration results of the wolf point cloud model with different algorithms.

(a) Original point cloud model; (b) proposed algorithm; (c) RANSAC algorithm

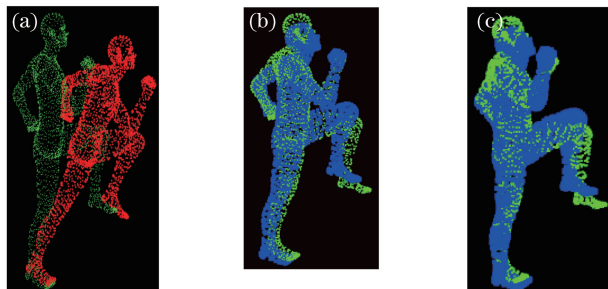


图 8 不同算法处理 michael 点云模型的初始配准结果。(a)原始点云模型;(b)本文算法;(c) RANSAC 算法

Fig. 8 Initial registration results of the michael point cloud model with different algorithms.

(a) Original point cloud model; (b) proposed algorithm; (c) RANSAC algorithm

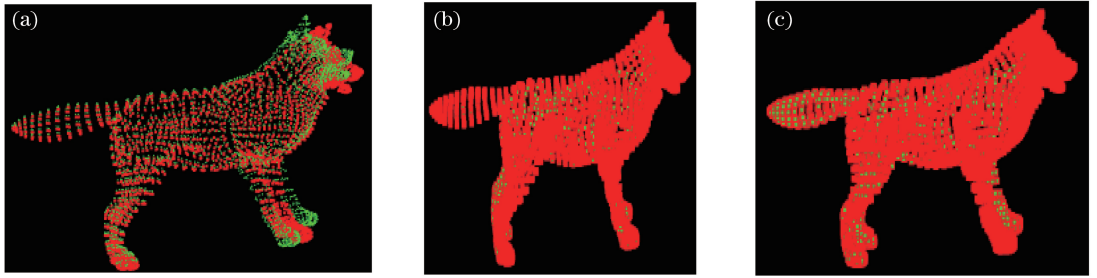


图9 不同算法处理 wolf 点云模型的精确配准结果。(a)原始点云模型;(b)本文算法;(c)传统 ICP 算法
Fig. 9 Fine registration results of the wolf point cloud model with different algorithms.

(a) Original point cloud model; (b) proposed algorithm; (c) traditional ICP algorithm



图10 不同算法处理 michael 点云模型的精确配准结果。(a)原始点云模型;(b)本文算法;(c)传统 ICP 算法
Fig. 10 Fine registration results of the michael point cloud model with different algorithms.

(a) Original point cloud model; (b) proposed algorithm; (c) traditional ICP algorithm

表1 各配准算法的运行时间与配准误差对比

Table 1 Comparison of registration time and error with different algorithms

Point cloud model	Initial registration time /s		Initial registration error /m		Fine registration time /s		Fine registration error /m	
	Proposed algorithm	RANSAC algorithm	Proposed algorithm	RANSAC algorithm	Proposed algorithm	Traditional ICP algorithm	Proposed algorithm	Traditional ICP algorithm
Wolf	3.906	3.325	26.0814	26.9286	1.558	3.331	9.5838×10^{-7}	8.9748×10^{-7}
Michael	2.547	2.583	12.2294	15.8532	1.006	3.052	3.8077×10^{-6}	4.0028×10^{-6}

由于特征点是点云数据集上具有稳定性、易区别性,且数量比原始点云数量少得多的点集,特征点的提取是点云进行有效地初始配准的关键,因此,选用 ISS 特征检测法。为了验证本文算法的有效性和合理性,将本文算法与 SIFT 特征检测算法和 NARF 特征检测算法进行实验对比,分别提取 michael 点云模型与 wolf 点云模型表面的特征点,算法的搜索邻域半径均为 0.03 m。由特征点提取结果(图 5 和图 6)可知,本文特征提取算法能够较好地提取出 michael 点云模型与 wolf 点云模型边界特征点与某些尖锐点,既能保持尺度不变性,又能使对视角变化、仿射变换、噪声保持稳定。尽管 SIFT 算法也检测出模型的部分边界特征点和尖锐点,但是在相同搜索邻域条件下检测出的特征点数比本文算法要少,因此在特征点提取方面没有本文特征检测算法稳定。而 NARF 算法是基于点云图像边界检测的算法,遍历深度图像中的每一个点,能够提取表面稳定但邻域实质变化极大的边缘特征点,但是由提取结果可知,michael 点云模型与 wolf 点云模型的局部位置(足部和头部)检测效果并不理想。将本文算法与 RANSAC 算法进行对比,分别以 michael 点云模型与 wolf 点云模型的两片不同角度的点云为研究对象,由初始配准结果(图 7 和图 8)可知,本文算法能够较好地剔除错误的匹配点对,而且所选特征检测法提取出的特征点具有较稳定、易区分的特征匹配能力。在初始配准结果的基础上,将本文算法与传统 ICP 算法进行对比,由精细配准结果(图 9 和图 10)可知,不同角度的两片点云完美地重合到一起,尽管可视化效果几乎相同,但是本文算法的时间复杂度更低。由表 1 可知,相比 RANSAC 算法,本文算法的初始配准误差最小为 12.2294 m,初始配准时间最短为 2.547 s,初始配准误差更

低,运行时间更短;相比传统 ICP 算法,本文算法的精细配准误差降至 3.8077×10^{-6} m,精细配准时间缩短至 1.006 s,配准精度更高,运行速度更快。综合而言,本文算法执行速度快、配准精细、误差较小,能使两个不同角度的点云完美地变换到同一坐标系内。

5 结 论

针对点云配准时间空间复杂度较大、收敛缓慢、对应点匹配易错等缺点,提出一种基于 ISS 特征点结合改进 ICP 的点云配准算法。对初始点云模型采用 ISS 算法进行点云特征提取,并以 FPFH 描述子进行特征描述与 SAC-IA 算法完成点云的初始配准,最终使两片不同角度点云获得一个相对较好的初始位姿。为了进一步优化初始配准结果与提高配准效率,利用基于 k -d tree 的 ICP 算法实现点云的精细配准,以 k -d tree 近邻搜索加速对应点对的查找。通过对不同点云模型以本文算法与其他算法进行对比实验可知,本文算法配准精度较高,执行速度较快。由于点云数据配准是三维重建过程中最为关键的步骤,配准失败会直接影响后续的重建结果,因此,本文算法为后期点云模型的表面重建提供了强有力的实践基础。但该方法中某些参数的阈值自适应问题以及协方差矩阵的构造方面还需要进一步优化,针对存在的问题,将在未来科研工作中继续改进。

参 考 文 献

- [1] Huang Hangsen. The research on registration algorithm of 3D data[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2010.
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.
- [2] Senin N, Colosimo B M, Pacella M. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(1): 39-52.
- [3] Cheng Xiaojun, Jia Dongfeng, Cheng Xiaolong. Theory and technology of massive point cloud data processing[M]. Shanghai: Tongji University Press, 2014: 43-44.
程效军, 贾东峰, 程小龙. 海量点云数据处理理论与技术[M]. 上海: 同济大学出版社, 2014: 43-44.
- [4] Zhang Xuechang, Xi Juntong, Yan Junqi. Research on digital measurement technology based on point cloud data of complex surfaces[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2005, 11(5): 727-731.
张学昌, 刁俊通, 严隽琪. 基于点云数据的复杂型面数字化检测技术研究[J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11(5): 727-731.
- [5] Lei Yuzhen, Li Zhongwei, Zhong Kai, *et al.* Mismatching marked points correction method based on random sample consensus algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315002.
雷玉珍, 李中伟, 钟凯, 等. 基于随机抽样一致算法的误匹配标志点校正方法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315002.
- [6] Luo Xianbo, Zhong Yuexian, Li Renju. Data registration in 3D scanning systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2004, 44(8): 1104-1106.
罗先波, 钟约先, 李仁举. 三维扫描系统中的数据配准技术[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44(8): 1104-1106.
- [7] Ge Panpan, Chen Qiang, Gu Yihe. Algorithm of remote sensing image matching based on Harris corner and SURF feature[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(7): 2205-2208.
葛盼盼, 陈强, 顾一禾. 基于 Harris 角点和 SURF 特征的遥感图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(7): 2205-2208.
- [8] Huang Yuan, Da Feipeng, Tao Haiji. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction [J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(3): 0308002.
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.
- [9] Mei Feng, Liu Jing, Li Chungpeng, *et al.* Improved RGB-D camera based indoor scene reconstruction[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(10): 1366-1373.
梅峰, 刘京, 李淳芑, 等. 基于 RGB-D 深度相机的室内场景重建[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(10): 1366-1373.
- [10] Wu Mengqi, Li Zhongwei, Zhong Kai, *et al.* Adaptive point cloud registration method based on geometric features and photometric features[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(2): 0215002.

- 伍梦琦, 李中伟, 钟凯, 等. 基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 0215002.
- [11] Yang R, Allen P K. Registering, integrating, and building CAD models from range data[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998, 4: 3115-3120.
- [12] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on pattern analysis & machine intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [13] Magnusson M. The three-dimensional normal-distributions transform - an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[J]. Renewable Energy, 2009, 28(4): 655-663.
- [14] Park S Y, Subbarao M. An accurate and fast point-to-plane registration technique[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2967-2976.
- [15] Jian B, Vemuri B C. A robust algorithm for point set registration using mixture of Gaussians [C]. Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, 2005: 1246-1251.
- [16] Jian B, Vemuri B C. Robust point set registration using Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1633-1645.
- [17] Myronenko A, Song X. Point set registration: coherent point drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [18] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition[C]. IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2009: 689-696.
- [19] 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.