

一种基于特征提取的点云自动配准算法

黄 源 达飞鹏 陶海跻

东南大学自动化学院复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096

摘要 针对在不同视角下所获得的三维点云数据,提出了一种基于特征提取的点云自动配准算法。算法根据点云在不同半径内的法向量变化度来提取特征点,综合利用点云局部点的三种几何特征搜索匹配点对。通过利用距离约束条件来获取准确匹配点对并计算初始配准参数。精确配准阶段采用改进的迭代最近点(ICP)算法完成二次拼接。实验结果表明,与传统ICP算法相比,该算法在运行时间与精确度上都有着明显的提升。

关键词 激光光学;点云配准;法向量变化度;最近点迭代

中图分类号 TN958.98 文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0308002

An Automatic Registration Algorithm for Point Cloud Based on Feature Extraction

Huang Yuan Da Feipeng Tao Haiji

*Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering, Ministry of Education,
School of Automation, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China*

Abstract A automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction is presented for three-dimensional point cloud data obtained under different views. The algorithm extracts the feature points according to the variation of normal vector within various radius, and finds matching point pairs by using three geometric features of local point clouds comprehensively. The accurate matching point pairs by using distance restriction are obtained and the initial registration parameters are calculated. During the phase of accurate registration, the improved iterative closest point (ICP) should be used to finish the second mosaicking. The experimental results show that the proposed algorithm is more effective than traditional ICP in terms of run time and accuracy.

Key words laser optics; point cloud registration; change of normal vector; iterative closest point

OCIS codes 100.6890; 100.4999; 100.5010

1 引 言

三维重构中最重要的一步就是数据配准,利用光学三维测量法^[1-2]可以得到不同视角下的点云数据,通过对采集到的数据进行拼接,最终获得完整的三维数据模型,而拼接精度直接影响到模型重构的精度。从90年代开始,点云数据配准采用最多的就是Besl等^[3]提出的迭代最近点(ICP)算法,该算法思想简单、精度高,但因其使用需要满足两个前提条件,即两个点云间存在包含关系且两个点云初始位置不能相差太大,所以当前最流行的匹配方案都采取先初始后精确的匹配模式。通常所采用的初始配准方法有:1)标志点法^[4-5],在对物体进行测量时,人为的对其贴上一些标志点,再通过这些标志点进行匹配;2)重心重合法^[6],简单的将两个点云的重心重合在一起;3)特征提取法,例如提取轮廓曲线^[7]、平面几何特征^[8-11]等。上述方法对一定情况下的点云能取得不错的效果,但是有的方法对测量仪器有着较高的硬件要求,有的对点云的拓扑

收稿日期: 2014-08-19; 收到修改稿日期: 2014-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(51175081,61107001,51475092)、教育部博士点基金(20130092110027)

作者简介: 黄 源(1988—),男,博士研究生,主要从事三维点云及图像处理等方面的研究。E-mail: whhbb@163.com

导师简介: 达飞鹏(1968—),男,教授,博士生导师,主要从事三维信息获取与处理、三维生物特征识别、智能控制等方面的研究。E-mail: dafp@seu.edu.cn(通信联系人)

结构和点云的稀疏程度以及噪声程度有一定要求,否则就很难得到满意的结果,因此对初始特征点选取以及匹配还需进一步研究。在ICP精确配准阶段,由于物体本身的形状特征各不相同,在相同测量条件下所获得的点云数据也会有较大区别,因此如何使拼接算法的适用性增强也是值得进一步研究的方向。

针对上述点云数据配准中所存在的问题,本文从初始匹配入手,结合改进的ICP算法,设计出一种利用点云法向量夹角变化度及三种点云几何特征的自动配准方法。

2 算法介绍

基于特征提取的点云自动配准算法在求解法向量的基础上通过引入正弦绝对值(SiN),对点云数据进行精简,提取出特征点集,使得后续运算量减少,再通过三种几何特征寻求对应点对,并利用距离约束条件剔除错误点对,然后用最小二乘法求解变换矩阵完成初次拼接,最后利用改进的ICP算法进行二次拼接。整个算法流程如图1所示。

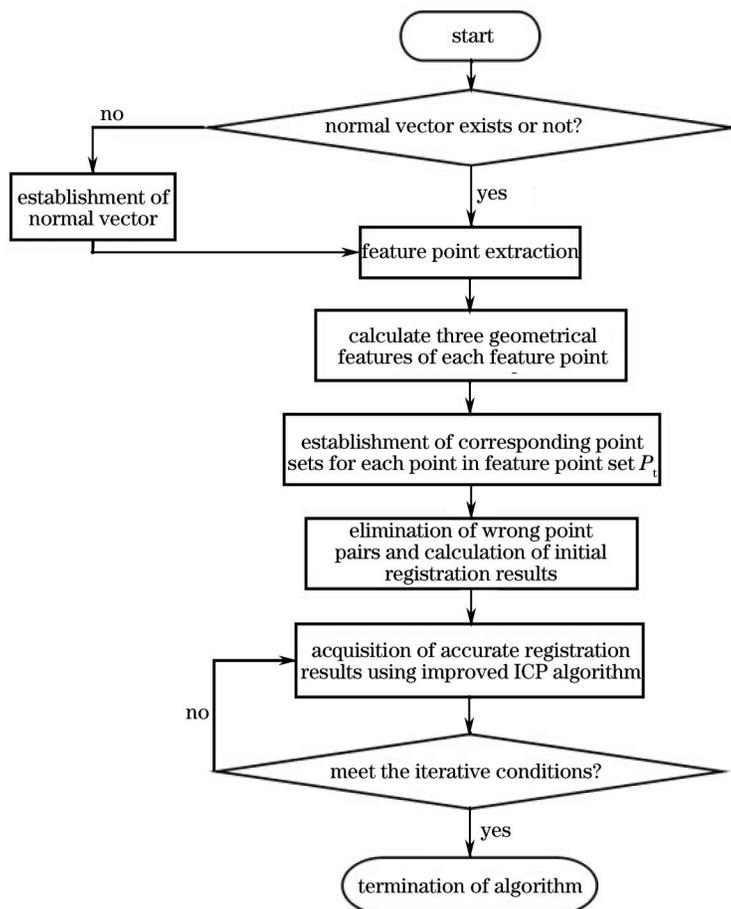


图1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of the proposed algorithm

3 点云的初始配准

3.1 特征点集的提取

对于待匹配点云数据 P 和 Q , 如果采用整个点集进行匹配点对的搜索, 算法的时间复杂度会较高, 为了使整个点云配准算法具备一定的时效性, 需要先对待配准点云进行处理, 获得特征点集。

基于特征提取的点云自动配准算法对于点云数据 P 和 Q , 采用文献[12]求解法向量的方法, 计算出 P 、 Q 中每个点 p 、 q 在不同邻域 r_1 、 r_2 ($r_1 \neq r_2$) 下的法向量 $\mathbf{n}(p, r_1)$ 、 $\mathbf{n}(q, r_1)$ 、 $\mathbf{n}(p, r_2)$ 和 $\mathbf{n}(q, r_2)$ 。然后根据(1)式和(2)式利用得到的法向量来求解它们夹角的正弦绝对值。至此点云中的每个点都有一个与其对应的SiN值。

$$P_{\text{SiN}1} = \sin \theta_1 = \sqrt{1 - \left(\frac{\ln(p, r_1) \cdot \mathbf{n}(p, r_2)}{\ln(p, r_1) \|\mathbf{n}(p, r_2)\|} \right)^2}, \quad 0 \leq P_{\text{SiN}1} \leq 1, \quad (1)$$

$$Q_{\text{SiN}2} = \sin \theta_2 = \sqrt{1 - \left(\frac{\ln(q, r_1) \cdot \mathbf{n}(q, r_2)}{\ln(q, r_1) \|\mathbf{n}(q, r_2)\|} \right)^2}, \quad 0 \leq Q_{\text{SiN}2} \leq 1. \quad (2)$$

如图2所示,当SiN值越大时说明该点所在区域起伏变化较大,反之则较为平坦。因为平坦部分的点的几何特征较为接近,不适合作为特征点集进行配准,所以选取适当的阈值 ε_1 , 去掉点云中较为平坦的部分,保留 SiN大于 ε_1 的点。

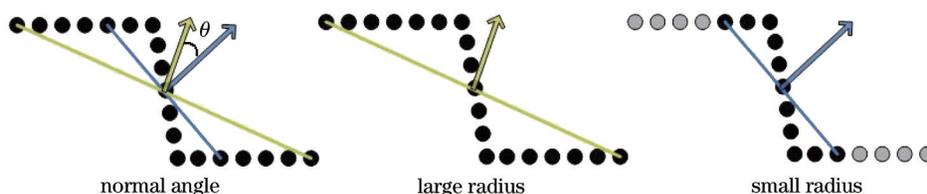


图2 不同邻域半径下的法向量

Fig.2 Normal vector from different neighborhood radius

设待配准的两个点云数据分别为 P 和 Q , 利用上述特征点的提取方法, 分别对两个点云进行特征点提取, 得到 P 的特征点集为 $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{im'}\}$, Q 的特征点集为 $Q_i = \{q_{i1}, q_{i2}, q_{i3}, \dots, q_{in'}\}$, 其中 m' 和 n' 分别为 P 和 Q 的特征点的个数。

3.2 获取匹配点对

3.2.1 初步获取对应点对

由于高维特征计算复杂度高, 单一的低维特征信息量少, 特征识别度低, 所以选取三种基本几何特征对特征集中的点进行初始匹配点对的搜索。利用多种几何特征信息不仅提高了特征描述的区分度, 也提高了算法的稳健性。以点集 P_i 为例, 三种几何特征分别如下:

- 1) 对于点集 P_i 中的每个点 p_u , 以该点局部法向量变化程度的 SiN 值作为该点的第一种特征量, 记为

$$f_1(p_u) = P_{\text{SiN}_i}. \quad (3)$$

- 2) 对于点集 P_i 中的每个点 p_u , 在点集 P 中以 p_u 为原点, 半径为 γ 的球域内的点作为 p_u 的邻近点, 计算点 p_u 的邻域重心 $O(p_u)$, 以该点到其邻域重心的距离值作为该点的第二种特征量, 记为

$$f_2(p_u) = \|O(p_u) - p_u\|. \quad (4)$$

- 3) 对于点集 P_i 中的每个点 p_u , 以该点与其邻域重心之间连线和其法向量 n 的夹角作为该点的第三种特征量, 记为

$$f_3(p_u) = a \cos \langle \mathbf{n}_i, [O(p_u) - p_u] \rangle. \quad (5)$$

对于点集 P_i 中的每个点 p_u , 为其在点集 Q_i 中搜索对应点, 若 q_v 是 p_u 的对应点或近似对应点, 则对两点来说, 以上提出的三种几何特征应该相同或近似相同。因此对于点集 P_i 中的一点 p_u 和点集 Q_i 中的一点 q_v 只要满足以下三个条件则认为它们具有对应关系, 三个条件分别为

$$|f_1(p_u) - f_1(q_v)| / [f_1(p_u) + f_1(q_v)] \leq \varepsilon_2, \quad (6)$$

$$|f_2(p_u) - f_2(q_v)| / [f_2(p_u) + f_2(q_v)] \leq \varepsilon_3, \quad (7)$$

$$|f_3(p_u) - f_3(q_v)| / [f_3(p_u) + f_3(q_v)] \leq \varepsilon_4, \quad (8)$$

式中取 $\varepsilon_2 = \varepsilon_3 = \varepsilon_4 = 0.01$, 使用以上三种关系进行过滤并初步建立点对应关系。由于点云中本身就存在很多特征相似区域, 使用多个特征关系进行对应点的建立可以很好地避免出现大量一对多的情形, 再通过合理阈值的选择可以为点集 P_i 中的每个点 p_u 初步找到其在 Q_i 上的对应点。最后建立初始匹配点对数组并记为

$$M = \{(h_i^1, h_i^2) | h_i^1 \in P_i, h_i^2 \in Q_i, i = 1, 2, 3, \dots, N\}, \quad (9)$$

式中 N 为匹配点对的数量。

3.2.2 距离约束去除错误对应点对

采用距离约束对获得的初始匹配点对进行检验,如果以上获取的初始匹配点对都是正确匹配点对,则对于任意两对匹配点对 (h_i^1, h_i^2) 和 (h_j^1, h_j^2) 应满足点对间距离相等, $\text{dist}(h_i^1, h_j^1) \approx \text{dist}(h_i^2, h_j^2)$ 。选取阈值 $\varepsilon_5 = 0.02$, 对每个点对 $(h_i^1, h_i^2) \in M$, 计算 M 中除其以外与其符合刚性距离约束条件的点的数目 N_i , 若 M 中一个点对 (h_j^1, h_j^2) 满足:

$$\frac{|\text{dist}(h_i^1, h_j^1) - \text{dist}(h_i^2, h_j^2)|}{\text{dist}(h_i^1, h_j^1) + \text{dist}(h_i^2, h_j^2)} < \varepsilon_5, \quad (10)$$

则将点对 (h_j^1, h_j^2) 记为与点对 (h_i^1, h_i^2) 符合距离约束条件的点对。

如果点对 (h_i^1, h_i^2) 为正确匹配点对, 则初始匹配点集 M 中多数点应满足(10)式的关系。设定阈值 $\varepsilon_6 = 0.9$, 如果点对 (h_i^1, h_i^2) 计算获得的 N_i 值满足:

$$N_i \geq \varepsilon_6 \times N, \quad (11)$$

则将点对 (h_i^1, h_i^2) 作为正确匹配点对, 反之, 则作为错误匹配点对予以剔除, 如此对初始匹配点对中的错误匹配删除并更新初始匹配点对数

$$M = \{(h_i^1, h_i^2) | h_i^1 \in P, h_i^2 \in Q, i = 1, 2, 3 \dots N'\}, \quad (12)$$

式中 N' 为经过距离约束条件对初始匹配点对数组进行过滤后获得的正确匹配点对的数量。

3.2.3 计算初始匹配参数

对于目标点集 P 和 Q , 在通过上述方法获得了两点集间的匹配点对后, 需要计算两点云之间的刚性旋转变换矩阵和刚性平移变换矩阵, 比较典型的方法有最小二乘法^[13], 四元数法^[14], 矩阵的奇异值分解法(SVD)^[15] 等, 利用最小二乘法求解出最佳的 RT 变换矩阵。

4 基于改进 ICP 算法的二次拼接

当获取初始匹配参数后, 初次拼接完成, 这时候待匹配点云已经具有相近的初始位置, 满足了 ICP 算法对于待匹配点云间存在包含关系且待匹配点云初始位置不能相差太大这两点要求, 定义不同视角下点云拼接的误差为

$$E(R, T) = \frac{1}{n} \left\| \sum (q_i - R p_i + T) \right\|^2. \quad (13)$$

传统意义上的 ICP 算法主要是对待匹配点云使用最小二乘法进行迭代计算, 通过设定的拼接误差阈值 E 来获得最佳的 RT 变换矩阵。其中对最近点直接选取两片点云中欧式距离最近的两个点, 这样一来容易造成错配最近点而出现迭代计算不收敛的情况。针对这种情况, 改进了 ICP 算法中最近点的选取方法: 对点云 P 中所选取的任意一点, 先求出另一点云 Q 中与其欧式距离最近的 4 个点, 并由这四个点构成一个最小邻域空间, 计算出其重心, 并作为所选取任意点的最近点, 再进行迭代计算完成二次拼接。

4.1 求取最近点对

完成初次拼接后, 配对点云分别记做 $P_1(p_1, p_2, p_3 \dots p_n)$ 和 $Q_1(q_1, q_2, q_3 \dots q_m)$ 。对于 P_1 中任意一点 $p_i(x_0, y_0, z_0)$ 找到其在 Q_1 上欧式距离最近的四个点 $q_j(x_j, y_j, z_j)$, $q_k(x_k, y_k, z_k)$, $q_l(x_l, y_l, z_l)$, $q_m(x_m, y_m, z_m)$, 通过多面体重心公式求出 q_j, q_k, q_l, q_m 所构成四面体的重心 $q_i(x, y, z)$, 将 p_i 和 q_i 构成一对最近点对。

$$\begin{cases} x = \frac{x_j + x_k + x_l + x_m}{4} \\ y = \frac{y_j + y_k + y_l + y_m}{4} \\ z = \frac{z_j + z_k + z_l + z_m}{4} \end{cases}. \quad (14)$$

4.2 改进拼接算法步骤

1) 根据 4.1 节最近点求取方法计算出待匹配点云 P_1 上任意一点 p_i 在 Q_1 上欧式距离最近的四个点, 并求出这四个点所构成最小邻域的重心 q_i , 构成最近点对 (p_i, q_i) 。

2) 计算配准参数

运用最小二乘法计算平移矩阵 t_{s+1} 和旋转矩阵 R_{s+1} , 其中 d_s, d_{s+1} 分别表示第 s 和 $s+1$ 次迭代后得到的配准参数

$$d_{s+1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|q_{si} - (R_{s+1}P_{si} + t_{s+1})\|^2 \quad (15)$$

3) 将计算得到的配准参数用于点集 P_s

$$P_{s+1} = R_{s+1}P_s + T_{s+1} \quad (16)$$

4) 检验迭代终止的条件

设定合适阈值 E , 当满足 $d_s - d_{s+1} < E$ 时, 迭代过程结束否则重复步骤 2)。

5 实 验

为了证明本文算法的有效性, 采用了斯坦福大学的 bunny 数据和西澳大学 Mian 等^[16-17]的 chicken 三维模型数据进行了匹配试验。所选用的两种模型都有十多种点云视角数据, 在每种模型中随机选取两种视角分别进行了初始配准跟精确配准, 并与文献[10]中的算法进行了比较, 同时也与文献[18]中 Pickly ICP 算法进行了比较, 该算法是经典 ICP 算法的改进算法, 算法中加入了外点剔除的部分, 使其相对于经典 ICP 算法针对部分重叠点云的配准问题得到较好的结果。实验在 Matlab 2010b 软件环境下运行于 Core E7500, 4G 内存, Windows XP 的计算机上。

图 3 为三种算法对 bunny 数据 2 个不同随机视角的点云配准效果图, 图 4 为三种算法对 chef 数据 2 个不同随机视角的点云配准效果图, 对于这两幅图, 其中(a)为两视角的原始数据图, (b)为文献[10]算法的初始配准效果图, (c)为文献[10]算法的精确配准效果图, (d)为本文算法的初始配准效果图, (e)为本文算法的精确配准效果图, (f)为 Pickly ICP 算法的配准效果图。从图 3 可以看出, 三种算法的精确配准结果都较好, 本文算法的初始配准结果相比文献[10]算法初始配准结果有所提高; 从图 4 可以看出, 本文算法与文献[10]算法的配准效果都较好, 且本文算法的初始配准结果相比文献[10]算法的初始配准结果有所提高, Pickly ICP 算法的配准误差则较大, 配准结果不理想。

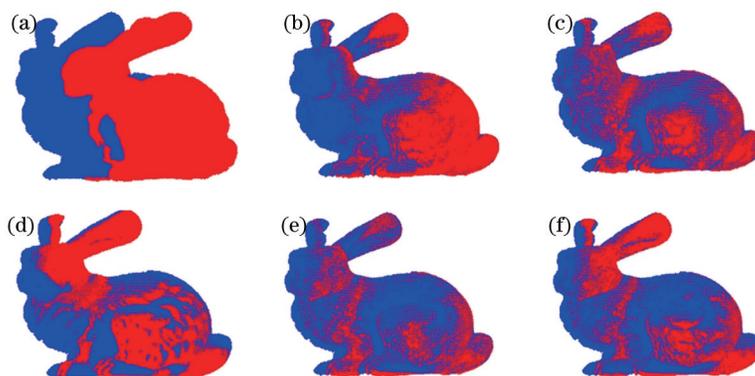


图 3 Bunny 模型配准图。(a) 原始数据; (b) 文献[10]算法初始配准; (c) 文献[10]算法精确配准; (d) 本文算法初始配准; (e) 本文算法精确配准; (f) Pickly ICP 算法配准

Fig.3 Registration of bunny model. (a) Original data; (b) initial registration by the algorithm in Ref.[10]; (c) precise registration by the algorithm in Ref.[10]; (d) initial registration by the proposed algorithm; (e) precise registration by the proposed algorithm; (f) registration by Pickly ICP algorithm

从以上的配准结果图可以发现, 本文算法对两个数据模型的配准结果较好, 能达到点云配准的要求。表 1 列出了三种算法的迭代次数, 均方配准误差(MSE)以及算法耗时, 由于本文算法为二次拼接算法, 所以总耗时仍然会比较高。从实验结果对比可以看出, 本文提出的算法在时间复杂度与文献[10]算法相当, 算法精度有所提高, 相比 Pickly ICP 算法则有明显提升, Pickly ICP 算法对 chicken 模型的配准误差为 8.3781, 配准误差过大, 从配准效果图中也可以看出其对这个模型数据的实际配准效果与另两个方法的配准效果相差较大, 无法达到配准的实际要求。实验配准效果图和实验获得的对比数据充分说明了本文算法的有效性。

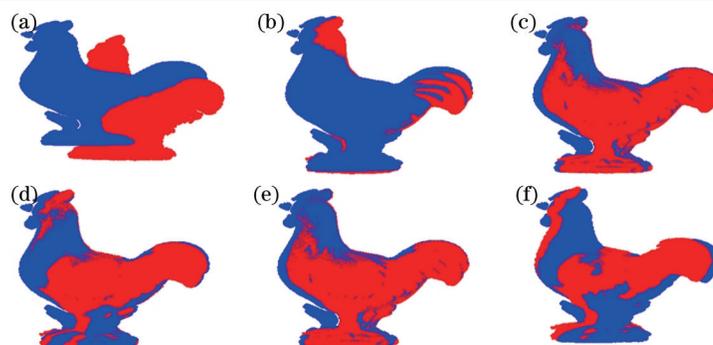


图4 Chicken模型配准图。(a)原始数据;(b)文献[10]算法初始配准;(c)文献[10]算法精确配准;(d)本文算法初始配准;(e)本文算法精确配准;(f)Pickly ICP算法配准

Fig.4 Registration of chicken model. (a) Original data; (b) initial registration by the algorithm in Ref.[10]; (c) precise registration by the algorithm in Ref.[10]; (d) initial registration by the proposed algorithm; (e) precise registration by the proposed algorithm; (f) registration by Pickly ICP algorithm

表1 三种算法的实验对比数据

Table 1 Experimental datas comparison of three algorithms

Data of 3D Models	Algorithm in Ref.[10]			Pickly ICP			The proposed algorithm		
	Iterations	MSE /mm	Time /s	Iterations	MSE /mm	Time /s	Iterations	MSE /mm	Time /s
Bunny	15	0.0892	39.7550	126	0.1963	53.2890	16	0.0796	41.1580
Chicken	13	0.3047	21.0342	121	8.3781	28.9127	13	0.2019	21.5694

6 结 论

点云中本身就存在很多特征相似区域,单一的特征匹配识别度低,容易出现错误匹配点过多的情况。针对这一问题,提出正弦绝对值概念,可以求得在不同半径内的点云法向量变化度,在此基础上选取出一部分特征点来进行匹配,有效降低了后续运算的复杂度,综合利用点云局部点的三种几何特征搜索匹配点对,再使用距离约束条件来获取准确匹配点对并计算初始配准参数,采用改进的ICP算法完成二次拼接。实验证明该算法在时效性和精度上都有明显提高。然而采用多个几何特征来搜索对应点的算法在精确程度上要优于单个特征,但是算法所花费的时间也会相应增加,如何在两者间找到一个平衡点是接下来所需要解决的问题。

参 考 文 献

- 1 Lü Jiangzhao, Da Feipeng, Zheng Dongliang. Projector defocusing profilometry based on Sierra Lite dithering Algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(3): 0312004.
吕江昭, 达飞鹏, 郑东亮. 基于Sierra Lite抖动算法的散焦投影光栅测量[J]. 光学学报, 2014, 34(3): 0312004.
- 2 An Dong, Gai Shaoyan, Da Feipeng. A new model of three-dimensional shape measurement system based on fringe projection[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0512004.
安 东, 盖绍彦, 达飞鹏. 一种新的基于条纹投影的三维轮廓测量系统模型[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0512004.
- 3 P J Besl, H D McKay. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- 4 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.
雷玉枕, 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.
- 5 Luo Xianbo, Zhong Yuexian, Li Renju. Data registration in 3D scanning systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technique), 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.
- 6 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, 习俊通, 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.
- 7 R Yang, P Allen. Registering, integrating, and building CAD models from range data[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998, 4: 3115-3120.
- 8 He Wenfeng, Zha Hongbin. Registration of range data based on planar features[J]. The Advancement of Artificial Intelligence in China, 2003. 643-648.
- 何文峰, 查红彬. 基于平面特征的深度图像配准[J]. 中国人工智能进展, 2003. 643-648.
- 9 Chen Kai, Zhang Da, Zhang Yunsheng. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(8): 0812003.
- 陈 凯, 张 达, 张云生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法[J]. 光学学报, 2013, 33(8): 0812003.
- 10 Tao Haiji, Da Feipeng. Automatic registration algorithm for the point clouds based on the normal vector[J]. Chinese J Lasers, 2013, 40(8): 0809001.
- 陶海跻, 达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. 中国激光, 2013, 40(8): 0809001.
- 11 Zhu Yanjuan, Zhou Laishui, Zhang Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(4): 475-481.
- 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475-481.
- 12 M Pauly. Point Primitives for Interactive Modeling and Processing of 3D Geometry[D]. Zurich: Federal Institute of Technology (ETH) of Zurich, 2003.
- 13 Shen Haiping, Da Feipeng, Lei Jiayong. Research of point clouds registration based on least square method[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(9): 1112-1116.
- 沈海平, 达飞鹏, 雷家勇. 基于最小二乘法的点云拼接研究[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(9): 1112-1116.
- 14 K S Arun, T S Huang, S D Blostein. Least-squares fitting of two 3D point sets[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 9(5): 698-700.
- 15 O D Faugeras, M Hebert. The representation, recognition, and locating 3D objects[J]. International Journal of Robotic Research, 1986, 5(3): 27-52.
- 16 A S Mian, M Bennamoun, R Owens. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pairwise registration of range images[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 66(1): 19-40.
- 17 A S Mian, M Bennamoun, R Owens. Three-dimensional model-based object recognition and segmentation in cluttered scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(10): 1584-1601.
- 18 T Ziner, J Schmidt, H Niemann, *et al.*. A refined ICP algorithm for robust 3D correspondence estimation[C]. Barcelona International Conference on Image Processing, 2003, 2: 695-698.

栏目编辑: 苏 岑