

中图法分类号: TP391.7 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0886-06

论文索引信息: 辛伟, 普杰信. 点到邻域重心距离特征的点云拼接 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 886-891

点到邻域重心距离特征的点云拼接

辛伟, 普杰信

(河南科技大学电子信息工程学院, 洛阳 471003)

摘要: 不规则曲面的拼接是3维拼接中的难点, 提出采用不规则曲面点与其一邻域点重心间的距离作为刚性特征对点云进行粗配准, 使用迭代最邻近点算法和刚性特征进行精配准。实验结果表明, 刚性特征迭代最邻近点算法的误差收敛速度显著提高。当点云为重心距离大于10的差姿态时, 该算法与不进行粗配准的迭代最邻近点算法相比, 收敛速度和拼接质量都有较大提高。

关键词: 不规则曲面; 特征配准; 重心距离特征; 迭代最邻近点算法

Point cloud integration base on distances between points and their neighborhood centroids

Xin Wei, Pu Jiexin

(Electronic Information Engineering College, Henan University of Science & Technology, Luoyang 471003 China)

Abstract: The irregular surface registration is a challenging issue in the three-dimensional registration. This paper proposed an approach to point cloud coarse registration by using the distance between an irregular surface point and the center of mass of its one length neighboring points as the rigid feature, and to point cloud fine registration by the iteration close point algorithm and rigid feature. The experimental results show that the error convergence rate of the rigid feature iteration close point algorithm is significantly improved. And then, both the convergence rate and the registration quality of the algorithm are improved, compared with iteration close point algorithm that not have coarse registration, when point clouds which the distance between the center of gravity is bigger than 10.

Keywords: irregular surface; feature registration; center of mass distance feature; iteration close point algorithm

0 引言

3维扫描技术在逆向工程、文物保护、医学图像处理、计算机视觉、人脸识别等领域广泛应用, 点云拼接已成为研究热点。点云曲面可以看作是一动线在空间运动的轨迹, 该动线称为母线。母线做不规则运动形成不规则曲面, 而做规则运动则形成规则曲面。由于不规则曲面的复杂性, 使不规则曲面的拼接成为拼接中的难点。

运用最为广泛的点云拼接方法是由 Besl 等人^[1]和 Chen 等人^[2]分别提出的迭代最邻近点算法, 简称 ICP (iterative close point) 算法。两者的区别是定义邻近点间的距离不同, Besl 使用点点距离, 而 Chen 使用点面距离。ICP 算法属于迭代下降算法, 其在两点云中寻找最邻近点作为配准点, 之后通过优化均方误差函数来求取旋转、平移矩阵。该算法在点云姿态较好时, 能够得到好的精度, 但收敛较慢。由于其迭代耗时、配准易受噪声干扰、易陷入局部最小、对初始姿态不好的点云拼接精度较差甚至

收稿日期: 2010-01-21; 修回日期: 2010-06-11

基金项目: 河南省基础与前沿技术研究计划项目(102300410113); 洛阳市重大科技攻关计划项目(0701041A)。

第一作者简介: 辛伟(1986—), 男。河南科技大学计算机软件与理论专业硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、计算机图形学。E-mail: bushionmath@163.com。

失败^[3-4],因此使点云在精配准前有好的姿态、提高配准的准确性、减小收敛误差和提高拼接速度成为研究的重点。

目前主要采用粗配准使点云有好的姿态,然后使用改进的ICP算法精配准来克服ICP算法的缺陷^[5-7]。其中特征法提取点云的刚性特征,利用特征进行粗配准,随后使用特征改进的ICP算法进行精配准。特征法的优点是不需要寻找全部点的配准点和初始迭代矩阵。由于特征的独特性,且配准点不会集中在一个区域,可减小陷入局部最小的几率。

点云的刚性特征有曲率、点与邻域重心的距离、点法向与邻域点法向的夹角、局部张量等^[8-9]。

曲率特征拼接法由于点云的曲率不会随着整个点云的运动而变化,而点的曲率一般都具有唯一性,因此采用曲率特征来配准,可提高拼接精度和加快配准速度。戴静兰等人^[10]、Yang等人^[11]使用曲率特征进行拼接,但使用了不同的曲率估计方法。估计曲率的方法有Chen和Schmitt提出的最小二乘法^[12]、Taubin提出的Taubin估计法^[13]、Meyer等人提出的Voronoi法^[14]、董辰世和汪国昭在文献^[12]基础上改进的估计法。由于估计曲率需要使用邻近点,因此都摆脱不了噪声的影响,而噪声对曲率估计的影响使得曲率特征法的鲁棒性变差,且估计曲率需要消耗大量时间。

Basdogan等人^[15]对散乱点云拼接提出使用K-NN估计局部邻近点,将点与邻域重心的距离作为点的特征。提取邻近点数目大的点构成点集,在点集中使用特征寻找配准点对,之后使用 $e_{\text{ROT}} = \|R_p R - I\|$, $e_{\text{TRANS}} = \|t_p + t\|$ 评价拼接质量。该方法要求噪声不能太大,对邻近点数目估计的准确性要求高,而估计邻近点数目时没有考虑点云的拓扑特征,邻近点数目估计的准确性不一定可靠。

Jiang等人^[16]提出使用夹角特征进行拼接。将点与邻近点法向之间的夹角作为该点的K维特征,利用K维夹角特征寻找配准点对进行拼接。该方法不但噪声影响法向估计,而且估计法向时也会引入误差,从而影响夹角特征估计的准确性。该方法加快了误差收敛速度,但计算和比较点之间的K维夹角特征将耗费不少时间。

Mian等人^[17]提出使用方体提取局部区域并计算局部区域的张量特征。先利用张量特征寻找匹配区域进行粗配准,然后使用ICP算法进行精配准。该方法抗噪声能力强、鲁棒性好,但要得到好的拼接结果要求点云重叠率大于50%,且匹配局部区域的

寻找和使用张量特征配准需耗费大量时间。

对三角网格化的点云,本文使用点与邻域重心的距离作为刚性特征进行拼接。首先计算点到邻域重心的距离特征,使用刚性特征进行粗配准;然后使用特征改进的最邻近点算法进行精配准,拼接后使用均方误差评价点云的拼接质量。该方法实现了对不规则曲面点云的准确拼接,在收敛速度上有较大提高。

1 ICP 算法

假设目标点云为 P ,参考点云为 X 。 P 中点的个数为 N_p , X 中点的个数为 N_x ,且 $N_p \leq N_x$ 。

算法步骤:

1) 计算两点云的最邻近点 $Y_m = C(P_m, X)$;对于 P 中的每个点,找到属于 X 的与 P 中点最近的点,且 $N_p = N_y$ 。

2) 计算配准矩阵 $(R_m, T_m) = Q(P_m, Y_m)$;使用奇异值分解法(SVD)对点集 P 和点集 Y 的配准点求旋转平移矩阵 R 和 T 。

3) 求旋转、平移后的点云数据: $Y_m = R_m Y_m + T_m$ 。

4) 求均方误差并设定阈值终止迭代。定义旋转平移后两点云之间的距离

$$d_{m+1} = \frac{1}{N} \sum_{p_i=1}^{N_p} \|P_i - (R_{m+1} Y_i + T_{m+1})\|^2$$

给定阈值 $l > 0$,当 $d_m - d_{m+1} < l$ 时,迭代终止。

2 重心特征法

重心距离特征:点到其K邻域点重心间的距离。K邻域指点到邻近点的最小路径为K,本文取K为1,如图1所示。

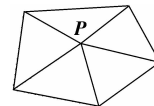


图1 点的1邻域

Fig. 1 One length neighborhoods of point

不规则曲面都有凸起区域,如图2所示,有利于特征提取。本文使用1邻域重心距离特征,便于提高配准速度;若使用多邻域重心距离特征,有利于配准,但计算多邻域重心距离特征要耗费更多时间。

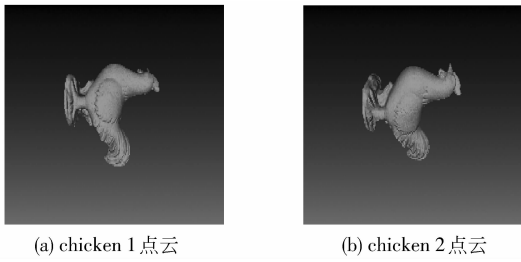


图 2 点云显示

Fig. 2 Show of point cloud

假设点 p , 其邻域重心为 q . p 点法向为 f , 可采用邻面法向的平均值来估计。如图 3 所示, 提取的重心距离特征为: 1) 当 $q-p$ 和 f 的内积为负时, p 为凸点, 其特征值为 p 和 q 间的距离; 2) 当 $q-p$ 和 f 的内积为正时, 则 p 为凹点, 其特征值为 0。

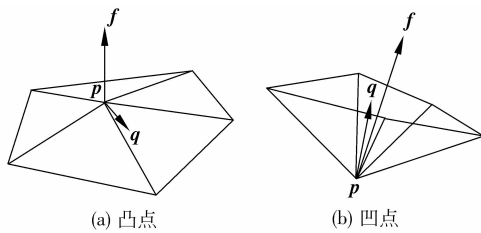


图 3 点的类型

Fig. 3 Kind of points

若曲面中点的邻近点数目和邻近点位置不同, 则重心距离特征亦不同, 从而特征具有独特性。本文定义凹点特征为零, 是为了避免凹点影响配准的准确性。

重心特征法由粗配准和精配准组成, 粗配准的目的是使点云获得好的姿态, 而刚性特征精配准的目的是加快收敛速度和提高配准精度。因为对于点云中的点, 用 ICP 算法在另外一个模型上可能同时存在多个与该点距离最近的点, 从而引入错误的配准点。而当两点云姿态不好时, 用最邻近点法找到的邻近点的准确性亦不高。经过粗配准后的点云有了较好姿态, 使用最邻近点法找到的邻近点准确性提高, 但仍存在错误点对; 此时用特征排除误配准点对, 可以提高配准的准确性, 加快误差收敛速度。

3 方法步骤

3.1 粗配准

首先计算重心距离特征, 之后提取各点云中 n

个重心距离特征值最大的点, 构成集合 Q_1 和 Q_2 。然后选取特征阈值来寻找配准点, 其中阈值应大于 50% 以上 Q_1 和 Q_2 中点对之间的特征距离, 且要剔除特征距离大的点对。最后对配准点对使用 SVD 分解法求取初始矩阵。对点 P , 记其 1 邻域为 $nearp = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$; $vdcentr(P_i)$ 为点 P_i 到其 1 邻域点重心的距离。

步骤:

1) 对点云 1 和 2 计算 1 邻域 $near_1$ 、 $near_2$ 和重心距离特征 $vdcentr_1$ 、 $vdcentr_2$ 。

2) 找出两点云中 n 个特征值最大的点, n 应大于 1000。选取适当的特征配准阈值 τ 寻找配准点对, 其中 τ 应大于 50% 以上的点对特征距离。配准点对要满足特征距离小于阈值, 且空间距离最近。

3) 使用 SVD 法求旋转、平移矩阵。

3.2 精配准

对于粗配准后的点云, 使用重心距离特征改进的 ICP 算法精配准, 简称 C-ICP 算法。该算法使用特征在最邻近点对中寻找配准点对, 同时要求配准点的邻点数相同, 以提高配准点对的准确性。为避免陷入局部最小, 选取很小的迭代终止阈值并要求均方误差多次小于终止阈值。迭代终止后将配准点对之间的平均距离作为均方误差评价点云拼接质量。

步骤:

1) 将粗配准得到的矩阵作为初始迭代矩阵, 或将点云 2 旋转平移后处于新的位置。

2) 选取新的特征阈值 τ , 但比粗配准中的略小一些。先使用最邻近点法和特征阈值来寻找配准点对, 然后使用 SVD 法求旋转平移矩阵和均方误差。

3) 选取迭代终止阈值 ζ , 并规定最大的迭代步数 N , N 应选大些。当误差 $|e_m - e_{m+1}| > \zeta$ (e_m 为第 m 步的均方误差), 转到步骤 2)。当 $|e_m - e_{m+1}| < \zeta$ 达到 10 次以上或迭代步数达到 N 时, 迭代终止。旋转平移点云 2 后使用均方误差评价点云拼接质量。

4 实验与分析

实验使用 3 种方法对 Dr. Mian 提供的点云进行拼接, 分别为 ICP 算法、粗配准 ICP 算法、粗配准 C-ICP 算法。本文把两点云重心之间的距离记为 d , 均方误差记为 $error$, 迭代步数记为 $iter$ 。使用点云重

心之间的距离来评价点云姿态的好坏,且大于 10 的点云姿态较差。

4.1 chicken 1 和 chicken 2 的实验

chicken 1: 29 518 个点, chicken 2: 30 165 个点。粗配准选取 1 000 个特征值最大的点, 计算特征距离, 见图 4, 然后选取特征阈值为 0.08。

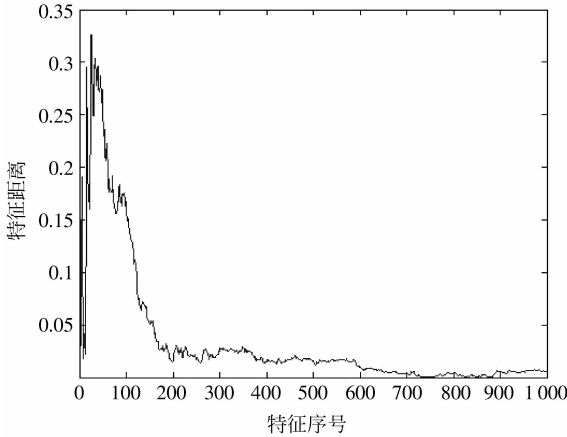


图 4 特征距离
Fig. 4 Feature distance

在图 4 中, 特征序号越小, 该点的特征值越大。特征距离为点之间特征值的差值。

由图 5(c) 可看出粗配准后的点云有了好的姿态, 但一些地方仍未配准好。C-ICP 算法选取的特征阈值为 0.03, 迭代终止阈值为 0.000 5。特征阈值不能太小, 以免得到的配准点对太少。3 种方法得到的拼接结果见图 5 和表 1, 详细的拼接过程见图 6。

图 5(a) 中的两点云重心距离为 5.295 8, 小于 10, 点云有相对较好的姿态, 因此, ICP 算法的均方

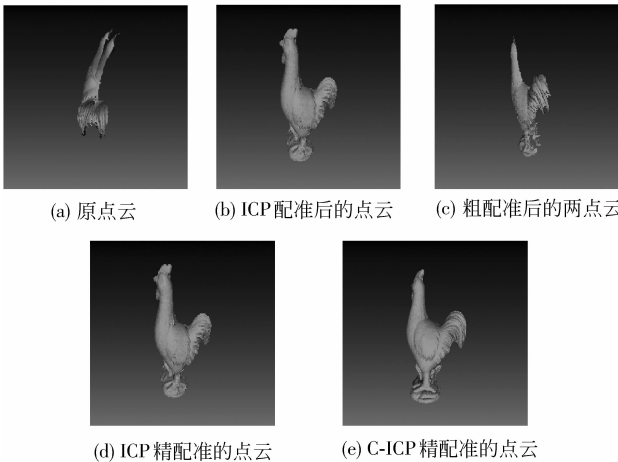


图 5 chicken 点云拼接
Fig. 5 Chicken point clouds registration

表 1 拼接结果

Tab. 1 Results of registration

	error	iter	拼接情况
ICP	0.246 7	255	有效
粗配准 + ICP	0.246 7	160	有效
粗配准 + C-ICP	0.242 6	52	有效

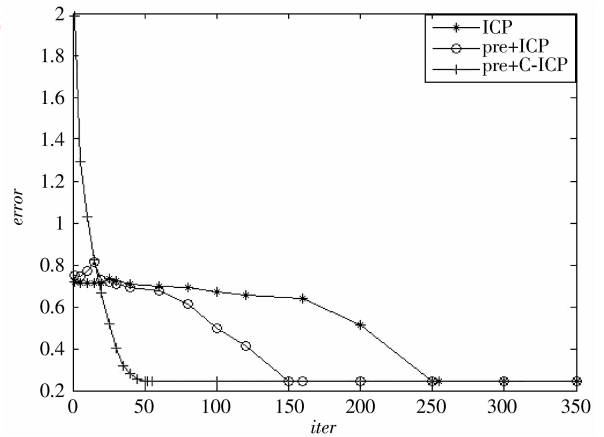


图 6 拼接过程
Fig. 6 Process of registration

误差小, 点云拼接成功。由表 1 和图 6 可看出, 粗配准 C-ICP (pre + C-ICP) 算法的均方误差相比 ICP 算法提高得很小, 但收敛速度得到了很大提高。而粗配准 ICP 算法 (pre + ICP) 虽然精度相比 ICP 算法没有提高, 但收敛速度有了一定提高。

4.2 对差姿态点云的拼接

对 4.1 节中的点云 chicken 2 移动使点云之间重心距离变大。给点云 chicken 2 加平移矩阵 (20.5, 10.5, 10.5)、(50, 10.5, 10.5) 和 (95, 10.5, 10.5) 后, 两点云重心之间的距离分别为 27.071、52.32、95.644, 点云姿态较差, 见图 7(a)。

粗配准阈值仍为 0.08 和 1 000, C-ICP 精配准参数仍为 0.03, 0.000 5。各种算法的拼接结果见图 7 和表 2, 可看出在两点云重心之间距离为 27.071 和 52.32 的差姿态下, 粗配准后的精配准取得了好的效果, 说明粗配准在重心距离大的情况下依然使点云得到了好的姿态。C-ICP 算法精配准相比直接 ICP 算法精度有大的提高, 与 ICP 算法精配准相比有更快的收敛速度。

由于重心距离为 95.644 的点云错位太大, 3 种方法都没能准确拼接。实际中点云重心距离超过 50 应算错位很大, 如图 7(a) 中的第 2 幅图。若超过

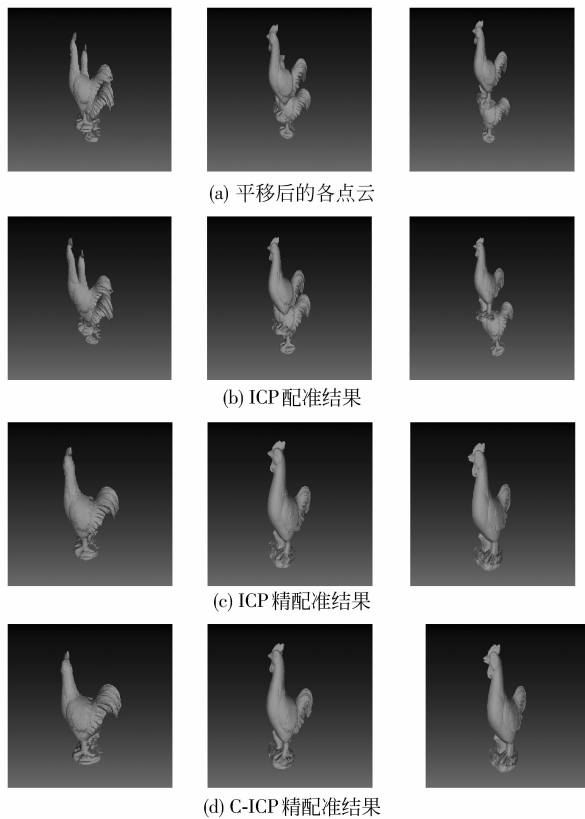


图 7 平移点云的拼接

Fig. 7 Translate point-clouds registration

表 2 拼接结果

Tab. 2 Results of registration

方法	平移(20.5,10.5,10.5)的点云		平移(50,10.5,10.5)的点云		平移(95,10.5,10.5)的点云	
	error	iter	error	iter	error	iter
ICP	0.683 3	154	0.658 7	107	0.674 5	175
粗配准 + ICP	0.246 7	163	0.247 1	249	0.614 3	63
粗配准 + C-ICP	0.240 0	45	0.240 6	49	0.614 3	63

50 而无法准确拼接,可通过平移来减小平移错位,从而减小点云重心间的距离,之后再行拼接。

4.3 对其他点云的拼接

图 8 从左到右点云依次是 Para 12、T-rex 12、Para 34、Chef 12,点云重心之间的距离见表 3。

从表 3、表 4 和图 8 可看出,ICP 算法对重心距离大于 10 的点云没有准确拼接;而通过粗配准和 ICP 算法或 C-ICP 算法精配准,点云得到准确拼接,说明粗配准达到了预期效果。精配准使用 C-ICP 算法与 ICP 算法的均方误差相差不大,但 C-ICP 算法有更快的收敛速度。

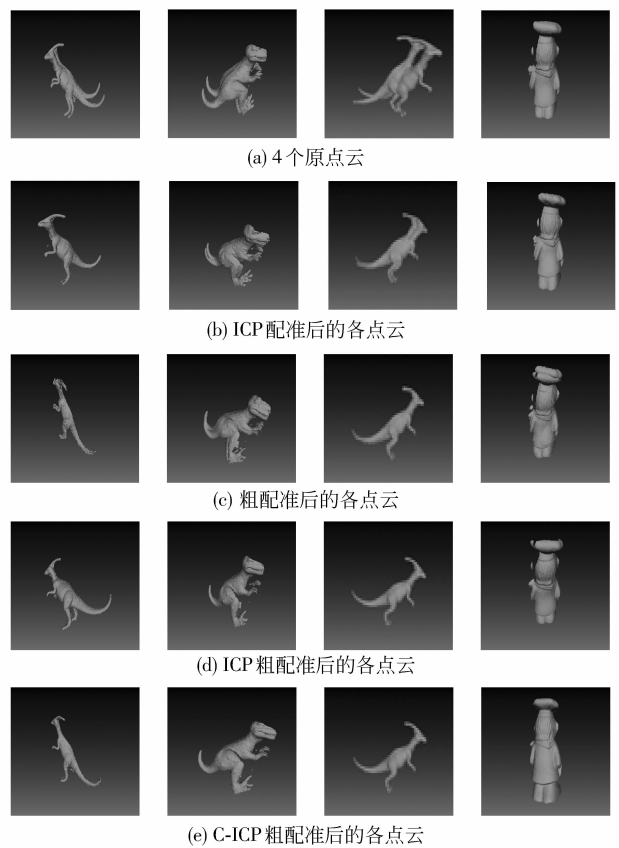


图 8 其他点云拼接

Fig. 8 Other point clouds registration

表 3 拼接参数

Tab. 3 Parameters in registration

点云名称	粗配准(τ, n)	精配准(τ, ζ)	重心距离(d)
Para 12	(0.01, 10 000)	(0.005, 0.000 5)	9.950 2
T-rex 12	(0.05, 10 000)	(0.04, 0.000 5)	11.993
Para 34	(0.05, 5 000)	(0.03, 0.000 5)	31.019
Chef 12	(0.03, 10 000)	(0.01, 0.000 5)	10.753

表 4 4 个点云的拼接比较

Tab. 4 Comparison of four point clouds registration

点云名称	ICP 算法		粗配准 + ICP		精配准 + C-ICP	
	error	iter	error	iter	error	iter
Para 12	0.246 8	188	0.246 7	119	0.255 2	61
T-rex 12	0.607 0	164	0.230 9	231	0.232 1	50
Para 34	0.604 4	321	0.244 5	51	0.235 4	24
Chef 12	0.668 5	275	0.228 2	464	0.247 6	97

5 结 论

对不规则曲面的拼接,提出采用粗配准和刚性

特征改进的 ICP 算法精配准进行拼接。为点云重心之间距离小于 10 时,本文提出的方法在准确拼接的情况下使收敛速度得到显著提高。而对于重心距离大于 10 的差初始姿态点云,本文采用的重心特征法克服了直接使用 ICP 算法拼接不准确的问题,同时比粗配准后的 ICP 算法精配准有更快的收敛速度。虽然重心特征法对不规则曲面点云的拼接实验取得了好的效果,但并没有考虑噪声对重心特征法的影响,未来将对算法的鲁棒性进行研究。

参考文献 (References)

- [1] Besl P J, Mckay N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14 (2): 239-256.
- [2] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [J]. Imaging and Vision Computation, 1992, 10(3):145-155.
- [3] Liu Yonghuai. Constraints for closest point finding[J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(7): 841-851.
- [4] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]//Proceedings of Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press, 2001: 145-152.
- [5] Xie Zexiao, Xu Shang, Li Xuyong. A high-accuracy method for fine registration of overlapping point clouds [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 563-570.
- [6] Battle E, Matabosch C, Salvi J. Summarizing image surface registration for 6DOF robot/camera pose estimation[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2007, 4478(2): 105-112.
- [7] Zhu Yanjun, Zhou Laishui, Zhang Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(4): 475-479. [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): 475-479.]
- [8] Wang Sen, Wang Yang, Jin Miao, et al. Conformal geometry and its applications on 3D shape matching, recognition, and stitching[J]. Medical Engineering & Physics, 2007, 29(7): 1209-1220.
- [9] Åström K, Karlsson J, Enquist O, et al. Automatic feature point correspondences and shape analysis with missing data and outliers using MDL[J]. Image Analysis, 2007, 4522(5): 21-30.
- [10] Dai Jinglan, Chen Zhiyang, Ye Xiuzi. The application of ICP algorithm in point cloud alignment [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 517-521. [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.]
- [11] Yang Shen, Shen Xukun, Qi Yue, et al. An automated registration method for range images[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Technologies for E-Learning and Digital Entertainment. Heidelberg, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2007:772-783.
- [12] Chen Xin, Schmitt F. Intrinsic surface properties from surface triangulation [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1992: 739-743.
- [13] Taubin G. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation [C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision. Cambridge, Massachusetts, USA: Massachusetts Institute of technology, 1995: 902-908.
- [14] Meyer M, Desbrun M, Schroder P, et al. Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-manifolds[J]. Visualization and Mathematics, 2002, 3(2): 52-58.
- [15] Basdogan C, Oztireli A C. A new feature-based method for robust and efficient rigid-body registration of overlapping point clouds [J]. The Visual Computer, 2008, 24(7-9): 679-688.
- [16] Jiang Jun, Cheng Jun, Chen Xinglin. Registration for 3-D point cloud using angular-invariant feature [J]. Neuro Computing, 2009, 72(16-18): 3839-3844.
- [17] Mian A S, Bennamoun M, Owens R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pairwise registration of range image [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 66(1): 19-40.