

ICP 算法在点云配准中的应用

戴静兰¹⁾ 陈志杨²⁾ 叶修梓¹⁾

¹⁾(浙江大学计算机学院计算机图形图像实验室, 杭州 310027) ²⁾(浙江工业大学软件学院计算机软件研究所, 杭州 310014)

摘要 逆向工程中经常需要把多次测量得到的点云进行配准。提出了一种基于特征点的改进 ICP 算法, 在采用主方向贴合法实现初始配准的基础上, 使用曲率特征点和 $k-d$ tree 寻找最近点, 提高了 ICP 算法的效率。该算法具有速度快精确度高的特点, 并且在实际应用中验证了配准效果和算法稳定性。

关键词 点云配准 最近点迭代算法 逆向工程

中图分类号: TP391.7 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)03-0517-05

The Application of ICP Algorithm in Point Cloud Alignment

DAI Jing-lan¹⁾, CHEN Zhi-yang²⁾, YE Xiu-zi¹⁾

¹⁾(Computer Science College, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

²⁾(Software Engineering College, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

Abstract This paper describes an accurate and efficient algorithm of point cloud auto registration. The algorithm contains two steps: initial registration and precise registration. We use eigenvectors of point clouds to achieve initial registration. For precise registration, an improved ICP(Iterative Closest Point) algorithm based on feature points generated by curvature is introduced. The effect of the algorithm is verified in the applications.

Keywords point cloud registration, iterative closest point, reverse engineering

1 引言

随着计算机辅助设计技术的发展, 通过实物模型产生数字模型的逆向工程技术由于它的独特魅力获得了越来越广泛的应用。逆向工程技术通过实物数字化技术进行数据采集。受到测量设备和环境的限制, 物体表面完整测量数据的获得往往需要通过多次测量完成。由于每次测量得到的点云数据往往只覆盖物体部分表面, 并且可能出现平移错位和旋转错位, 因此为了得到物体完整表面的点云数据, 需要对这些局部点云数据进行整合和配准。

点云配准有手动配准、依赖仪器的配准和自动配准。通常我们所说的点云配准技术即是指最后一种。点云自动配准技术是通过一定的算法或者统计

学规律, 利用计算机计算两片点云之间的错位, 从而达到把两片点云自动配准的效果。目前采用的自动配准技术一般分为初始配准和精确配准两步, 初始配准是为了缩小点云之间的旋转和平移错位以提高精确配准的效率和趋向, 精确配准则是为了使两个点云之间的配准误差达到最小。

精确配准一般采用 ICP(iterative closest point) 算法^[1]。但传统的 ICP 算法计算效率不高, 因此国内外许多研究者都为改进 ICP 算法做出了努力。文献[2]提出了用点的切平面来逼近点云, 最后归结为求点到切平面的最小二乘距离的方法, 但这种方法速度仍然比较慢。文献[3]结合了逆向定标法和随机搜寻法来提高速度, 但会对配准精度产生一定的影响。文献[4]提出了一种 ICL(iterative closest line) 算法, 通过直接对两个点云中的点连线并寻找

基金项目: 国家自然科学基金项目(60273060, 60333010, 60473106); 浙江省自然科学基金项目(Y104269)

收稿日期: 2005-09-19; **改回日期**: 2005-11-29

第一作者简介: 戴静兰(1981 ~), 女。2006 年于浙江大学获计算机专业硕士学位。主要研究方向为逆向工程与 CAD 建模。E-mail: shuilan1981@sina.com

对应线段进行配准,但存在无法保证线段之间的对应关系的缺陷。文献[5]提出用扰动平移矩阵法加快收敛速度,但该方法只能对某些模型有较明显的效果。

常见的初始配准方法有:中心重合法^[5],简单的把两个点云的重心重合,这种方式只能缩小平移错位而无法缩小旋转错位;标签法^[6,7],即在测量时人为地贴上一些特征点,然后使用这些特征点进行定位,这种方式仍然是依赖于测量和仪器的;提取特征法,有提取平面特征^[8]、提取轮廓曲线^[9]等,这种方式要求点云有比较明显的特征。

通过对目前点云配准算法的分析,针对 ICP 算法进行了以下算法改进研究:

(1) 对于点云初始配准,提出了一种新的主方向贴合法,能够快速缩小平移和旋转错位,并且对仪器和点云都没有特殊要求,具有广泛的适用性;

(2) 对于精确配准,改进了 ICP 算法,提出了一种基于特征点的 ICP 算法。通过计算曲率特征提取点云特征点,并使用 $k-d$ tree 搜寻最近点,大大提高了算法效率,尤其适用于海量数据的计算,具有良好的收敛速度和配准精度。

2 点云初始配准

为了缩小点云之间的旋转和平移错位,使得精确配准不致趋向错误的方向,需要进行点云初始配准。本文利用点云主方向贴合法实现自动初始配准,具有方便快捷精确的效果。

每个点云都存在一个空间上的主方向,这个主方向可由计算点云中所有点的特征向量得到,根据特征向量还可以得到与主方向垂直的两个次方向。由此可建立一个以点云重心为原点,点云主方向以及次方向为坐标轴的一个参考坐标系。这样,对于相似度大的两个点云,只要把两个参考坐标系调整到一致,即可以实现点云配准。对于差异较大的点云,通过这种方式,也可以达到缩小点云之间错位的目的。

由于主方向具有正反两个方向,因此可能出现配准后两个点云正好相差 180° 的情况,所以配准后还需测试是否出现这种情况。本文通过计算两个点云的包围盒来测试两点云是否重合。设 V_R (下角 R 代表 reference) 为参考点云包围盒体积, V_T (下角 T 代表 target) 为目标点云包围盒体积, V_i 为参考点云和目标点云包围盒相交得到的包围盒的体积。则包

围盒重合系数为

$$f = (V_i \times V_i) / (V_R \times V_T) \quad (1)$$

如果 $f > T$, T 为设定阈值,则两点云大致重合。否则两点云不重合,反转参考坐标系的 X 轴或 Y 轴再次测试。如果 4 种可能性都测试过,并且没有任何一个 f 大于 T ,则说明两点云差异较大,取 f 最大的那种即可。

算法流程说明如下:

- (1) 读取参考点云和目标点云;
- (2) 分别粗略选取两片点云可以重叠部分;
- (3) 分别用雅克比法计算选取区域的特征向量和特征值,按特征值从大到小排列特征向量为 EV_0, EV_1, EV_2 ;
- (4) 分别计算点云重心 C ,以 C 为原点,以 EV_0 为 X 轴, EV_1 为 Y 轴, $EV_0 \times EV_1$ 为 Z 轴,建立参考坐标系;
- (5) 由两个坐标系计算得到坐标变换矩阵;
- (6) 根据坐标变换矩阵变换目标点云坐标;
- (7) 测试变换后点云和参考点云是否大致重合,不重合则反转目标点云 X 轴或 Y 轴,跳到步骤 5;
- (8) 点云重合,结束。

3 点云精确配准

为了尽可能配准两个点云使它们之间的误差最小,还需在初始配准的基础上进行自动精确配准。本文采用基于特征点的 ICP 算法进行精确配准,该算法可以有效提高计算速度,对于海量数据点云效果十分显著,可以有效缩短原 ICP 算法的计算时间。

在研究 ICP 算法之前,必须先了解其中所使用的一个关键算法,即对应点集配准算法 (corresponding point set registration)。

3.1 对应点集配准的单位四元数法

对应点集配准算法的目标在于寻找最小二乘逼近的坐标变换矩阵,对于互相对应的两个点集,可以采用单位四元数法^[1]得到。

若目标点集 P 对应于参考点集 X ,对应点集应满足以下条件:

- (1) P 中点的个数 N_p 和 X 中点的个数 N_x 相等,即 $N_p = N_x$;
- (2) 对于 P 中每一个点 p_i 都应该对应于 X 中具有相同下标 i 的 x_i ,即 $p_i = x_i$ 。

设旋转变换向量为单位四元数 $q_R = [q_0 q_1 q_2 q_3]^T$, 其中 $q_0 \geq 0$, 并且 $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$, 可得 3×3 旋转矩阵 $R(q_R)$ 。设平移变换向量为 $q_T = [q_4 q_5 q_6]^T$, 可得完全坐标变换向量 $q = [q_R | q_T]^T$ 。则求对应点集间的最佳坐标变换向量问题可转化为求 q 使得函数

$$f(q) = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} \|x_i - R(q_R)p_i - q_T\|^2 \quad (2)$$

最小化的问题。

算法流程如下:

- (1) 得到对应点集 P 和 X ;
- (2) 计算目标点集 P 的重心和参考点集 X 的重心:

$$\mu_P = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} p_i \quad (3)$$

$$\mu_X = \frac{1}{N_X} \sum_{i=1}^{N_X} x_i$$

- (3) 由点集 P 和 X 构造协方差矩阵:

$$\Sigma_{P,X} = \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} [(p_i - \mu_P)(x_i - \mu_X)^T]$$

$$= \frac{1}{N_P} \sum_{i=1}^{N_P} [p_i x_i^T] - \mu_P \mu_X^T \quad (4)$$

- (4) 由协方差矩阵构造 4×4 对称矩阵:

$$Q(\Sigma_{P,X}) = \begin{bmatrix} \text{tr}(\Sigma_{P,X}) & \Delta^T \\ \Delta & \Sigma_{P,X} + \Sigma_{P,X}^T - \text{tr}(\Sigma_{P,X})\mathbf{I}_3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, \mathbf{I}_3 是 3×3 单位矩阵, $\text{tr}(\Sigma_{P,X})$ 是矩阵 $\Sigma_{P,X}$ 的迹, $\Delta = [A_{23} \ A_{31} \ A_{12}]^T$, $A_{i,j} = (\Sigma_{P,X} - \Sigma_{P,X}^T)_{i,j}$;

- (5) 计算 $Q(\Sigma_{P,X})$ 的特征值和特征向量, 其最大特征值对应的特征向量即为最佳旋转向量 $q_R = [q_0 q_1 q_2 q_3]^T$;

- (6) 计算最佳平移向量

$$q_T = \mu_X - R(q_R)\mu_P \quad (6)$$

其中

$$R(q_R) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

- (7) 得到完全坐标变换向量 $q = [q_R | q_T]^T = [q_0 q_1 q_2 q_3 q_4 q_5 q_6]^T$, 求得最小均方误差 $d_{ms} = f(q)$;

- (8) 结束。

把这种对应点集配准算法记为 $(q, d_{ms}) = Q(P,$

$X)$ 。并用 $q(P)$ 表示 P 根据坐标变换向量 q 变换后的点云。

3.2 改进的 ICP 算法

ICP 算法是当前应用最广的点云配准算法。ICP 算法虽然基本能够满足点云配准在精度上的要求, 但算法本身计算效率不高, 花费时间太多, 特别是对于实际测量中的海量数据无法直接使用。因此需要对其进行改进, 提高计算效率。

ICP 算法的时间代价是 $O(N_P N_X)$ 。在实际测量中, 当数据量很大时 (例如几十万甚至几百万个点), 所花费的时间将是惊人的。如果能够减少时间代价到 $O(N_P)$, 并且同时保证配准精度的话, 就能应用于实际测量的模型之中。由于 ICP 算法中主要是求最近点集的算法花费时间比较多, 如果能够把这个步骤的时间代价减少到 $O(N_P)$, 即可达到目的。

本文采用了基于特征点的 ICP 算法, 目的就在于解决传统 ICP 算法计算效率的问题。本文算法首先根据点的曲率特征, 在目标点云中寻找若干特征点。然后利用 $k-d$ tree 寻找这些特征点在参考点云中的最近点, 通过这些步骤可以减少算法的时间代价到 $O(\log N_X)$ 。

算法流程如图 1 所示。具体说明如下:

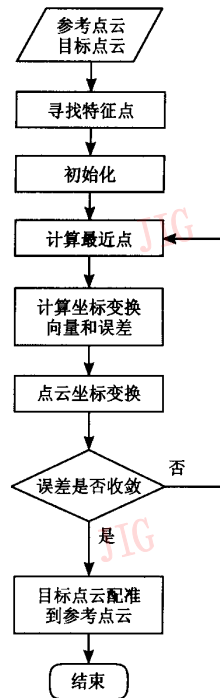


图 1 基于特征点的 ICP 算法流程图

Fig.1 The flow chart of the ICP algorithm based on feature points

(1) 得到目标点云 P (含有 N_p 个点) 和参考点云 X (含有 N_x 个点);

(2) 根据点的曲率特征, 在 P 中寻找 n 个特征点 (n 为常数, 例如 $n = 1000$), 得到特征点集 F ;

(3) 初始化:

$$F_0 = F, q_0 = [1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]^T, k = 0;$$

(4) 利用 $k-d$ tree 寻找 F 在 X 中的最近点 Y :

$$Y_k = C(F_k, X) \quad (\text{cost: } O(\log N_x));$$

(5) 计算坐标变换向量和误差:

$$(q_k, d_k) = Q(F_0, Y_k) \quad (\text{cost: } O(N_x));$$

(6) 特征点集坐标变换: $F_{k+1} = q_k(F_0)$;

(7) 判断误差是否收敛, 如果 $d_k - d_{k+1} < \tau$, τ 为设定值且 $\tau > 0$, 则收敛, 否则跳到步骤 4;

(8) 误差收敛于 τ , 目标点云坐标变换: $P' = q_k(P)$;

(9) 结束。

4 实验数据与应用效果

由图 2 可知, 仅用初始配准会造成配准精度不够, 不能满足要求。

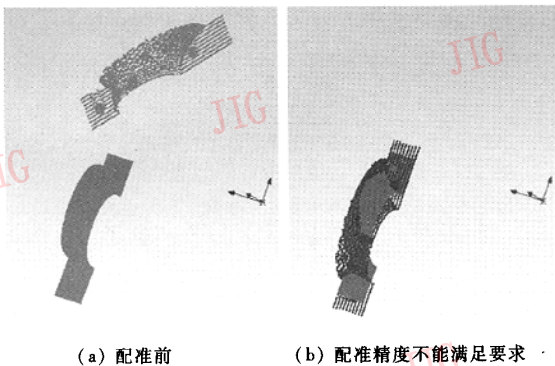


图 2 仅用初始配准的点云数据对齐

Fig. 2 The result of using initial registration separately to align point clouds

由图 3 可知, 仅用精确配准会使得配准趋向一个错误的方向, 导致无法实现良好的配准效果。

由图 4、图 5 可知, 先使用初始配准再使用精确配准不仅能大幅提高配准精度而且可以保证配准方向的合理性, 能够得到良好的配准效果。

由图 6 可知, 本文算法对于局部点云配准也有令人满意的效果。另外, 在实验中也发现, 先执行初始配准后还能提高精确配准算法的收敛速度。

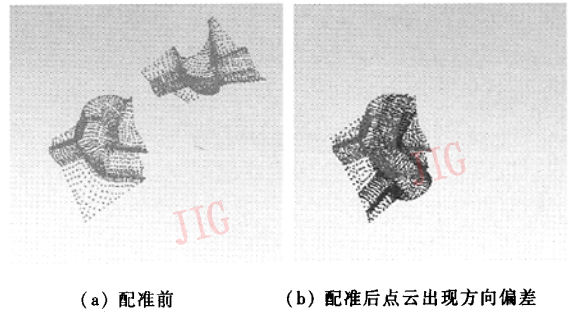


图 3 仅用精确配准的点云数据对齐

Fig. 3 The result of using precise registration separately to align point clouds

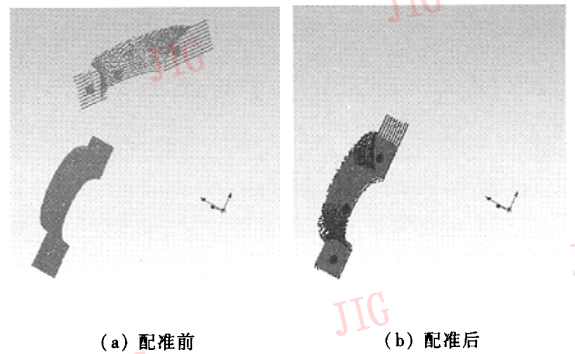


图 4 图 2 数据采用本文算法后的配准

Fig. 4 The result of using our algorithm to align the point cloud data in Fig. 2

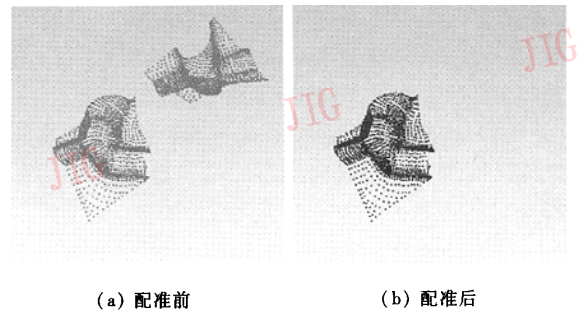


图 5 图 3 数据采用本文算法后的配准

Fig. 5 The result of using our algorithm to align the point cloud data in Fig. 3

本文算法不仅具有良好的配准精度, 也具有令人满意的配准速度。与原来的 ICP 算法相比, 基于特征点的改进 ICP 算法在海量数据下的效率较高。

由表 1 中的比较分析可以看出, 点云数据点数量越大, 本文的改进 ICP 算法与原算法在配准速度上的优势越明显。

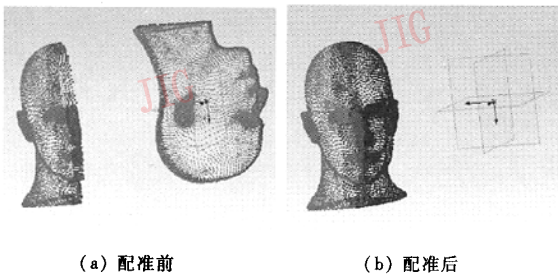


图 6 局部点云的配准

Fig. 6 The result of using our algorithm to align the point cloud data partly

表 1 海量数据两种算法配准速度比较

Tab.1 The performances comparison between the two algorithms of huge data

数据点数	平均花费时间(s)	
	ICP 算法	改进算法
11 703	9.462	0.115
20 631	59.099	0.344
63 868	286.204	0.610
127 060	1 099.422	1.204
215 347	>2 000	2.079
705 821	>2 000	6.906

5 结 论

本文提出的主方向贴合法和基于特征点的改进 ICP 算法的结合,可以快速消除点云模型之间的错位,能够使同一个模型的多次测量数据之间保持一致性和完整性,在海量数据的计算中尤其具有优势,是逆向工程点云处理过程中相当有用的一个算法。

在实际应用中,本算法有较好的配准精度和收敛速度,具有较高的实际应用价值。

参考文献 (References)

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 Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [A]. In: Proceeding of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation [C], Sacramento, CA, USA, 1991; 2724 ~ 2729.

3 Blais G, Levine M D. Registering multiview range data to create 3D computer graphics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 820 ~ 824.

4 Li Q, Griffiths J C. Iterative closest geometric objects registration [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2000, 40(10): 1171 ~ 1188.

5 ZHANG Xue-chang, XI Jun-tong, YAN Jun-qi. 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.]

6 LUO Xian-bo, ZHONG Yue-xian, LI Ren-ju. Data registration in 3-D 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.]

7 WU Min, ZHOU Lai-shui, WANG Zhan-dong, et al. Research of multi-view registration and integration on measured point cloud data [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 35(5): 552 ~ 557. [吴敏, 周来水, 王占东等. 测量点云数据的多视拼合技术研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2003, 35(5): 552 ~ 557.]

8 HE Wen-feng, ZHA Hong-bin. Registration of range data based on planar features [A]. In: The Advancement of Artificial Intelligence in China: 2003 [C], Beijing: The Publishing Company of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2003; 643 ~ 648. [何文峰, 查红彬. 基于平面特征的深度图像配准[A]. 见: 中国人工智能进展 2003(上卷)[C]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2003: 643 ~ 648.]

9 Yang R, Allen P. Registering, integrating, and building cad models from range data [A]. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation [C], Leuven, Belgium, 1998; 3115 ~ 3120.