

# 基于 ICP 和 CPD 的颅骨自动配准算法

白茹意, 周明全, 邓擎琼

(北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

**摘要:** 颅骨配准是计算机辅助的三维颅面复原技术的重要研究内容之一。颅骨配准的准确与否会直接影响到将来颅面复原的准确性。为此, 提出一种新的 3D 颅骨自动配准算法。该算法考虑到颅骨模型的特殊结构与实现的简便性, 首先自动提取颅骨不光滑区域的脊线 (Crest lines) 以及光滑区域的顶点作为特征点, 然后利用迭代最近点 (ICP) 算法进行粗配准, 在此基础上, 再采用 CPD (Coherent Point Drift) 算法对颅骨进行精确配准。实验结果表明, 该算法能有效提高颅骨配准的准确性并对缺损颅骨具有一定的鲁棒性。

**关键词:** 配准; 特征点; Crest lines; CPD

**中图分类号:** TP301.6

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2011)02-0120-03

## Algorithm for Automated Skull Registration Based on ICP and CPD

BAI Ru-yi, ZHOU Ming-quan, DENG Qing-qiong

(College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** Skull registration is important in computer-aided three-dimensional craniofacial reconstruction. The accuracy of the skull registration will directly affect the validity of the reconstruction. In the paper, an automatic method for 3D skull registration is proposed. It consists of three steps. First, some points on the crest lines and the smooth surfaces of the skulls are defined as landmarks in consideration of the special structure of skulls. Then, ICP algorithm is applied to roughly align the two skulls. Finally, a fine registration based on the CPD algorithm is implemented. Experimental results demonstrate that the algorithm can effectively improve the accuracy of the skull registration and is robust in the presence of the partial skull.

**Key words:** registration; landmark; Crest lines; CPD

## 0 引言

颅面复原是对人类的颅骨进行面部容貌复原的技术。基于颅骨形态的颅面复原技术以颅骨的形状特征为基础, 以特定人群面部软组织统计厚度为依据, 采用一定的算法适当添加颅骨之上的软组织, 从而达到面貌复原的目的<sup>[1]</sup>。软组织的添加大致分为三种: 一种是 Michael 和 Chen 提出的颅骨变形法<sup>[2]</sup>, 用所谓的硬组织填软组织; 第二种是 Nelson 和 Michael 研究的三维体积变形原理<sup>[3]</sup>, 待复原颅骨的软组织厚度值从与其相似的参考颅骨中得到; 第三种是在人类学和法医学的基础上, 建立软组织厚度的数据库<sup>[4]</sup>, 根据具体的颅骨调用数据库中的资料, 定量填充软组织。目

前, 对前两种方法的研究比较广泛, 而这两种方法都要涉及参考颅骨与目标颅骨的配准, 因此, 颅骨配准对颅骨面貌复原有着重要的意义。

颅骨配准意味着参考颅骨上的每一点在目标颅骨上找到对应的点, 并且得到参考颅骨到目标颅骨的变换函数。然而, 颅骨配准算法依赖于颅骨模型的数据表示, 如体数据<sup>[5]</sup>或三角形网格模型<sup>[6,7]</sup>, 使用小的离散的三角片明确的表示颅骨表面, 文中实验所用的数据采用三角形网格模型描述。目前, 国内外基于三维网格模型的颅骨配准算法研究还处于初级阶段, 如文献[6]提出了基于 Crest lines 通过刚性变换和仿射变换进行配准, 它只考虑了曲率变化大的点, 因此对颅骨的不光滑区域能达到很好的配准效果, 但对光滑区域则会存在很大的配准误差; 文献[7]提出了基于 Crest lines 和颅骨表面部分光滑点采用 ICP<sup>[8]</sup>和 TPS<sup>[9]</sup>进行配准, 它进行了三次配准, 每次配准又包含两次 ICP 与一次 TPS 变换, 虽然在配准时该算法能兼顾光滑和非光滑区域, 但其配准过程复杂, 耗时长, 此外该算法没有对缺损颅骨进行研究。因此, 文中给出一种新的颅骨配准方法, 通过自动提取 Crest lines 和

收稿日期: 2010-06-27; 修回日期: 2010-09-08

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (60736008); 国家“863”高技术研究发展计划项目基金 (2008AA01Z301); 北京市自然科学基金重点项目 (4081002)

作者简介: 白茹意 (1987-), 女, 山西榆社人, 硕士研究生, 研究方向为计算机图形学、虚拟现实与可视化; 周明全, 博士生导师, 教授, 研究方向为计算机图形学、数字图像处理、科学计算可视化。

光滑表面的点作为特征点,采用ICP和CPD算法对完整和缺损颅骨都进行自动配准研究。相比较文献[7],它能同时保证配准的效率和准确度,具有一定的鲁棒性。

## 1 CPD基本原理

CPD<sup>[10]</sup>是一种基于概率的点集非刚性配准算法。该算法被视为基于速度场运动一致性约束的最大似然估计问题,通过变分的方法表达运动一致性约束并得到规则化最大似然估计。在CPD算法中,一个点集作为高斯混合模型的内核,另一个点集作为高斯混合模型的数据,采用确定性退火的EM算法<sup>[11,12]</sup>对最大似然估计进行最优化,从而找到两个点集的对应关系与非刚性变换,即内核点集向数据点集配准。这种方法可以估计复杂的非线性非刚性变换,而且在含有噪声和溢出点的情况下有较强的鲁棒性。

假设两个点集,其中模板点集(内核点集) $Y = (y_1, \dots, y_M)^T$ (表示 $M \times D$ 的矩阵),参考点集(数据点集) $X = (x_1, \dots, x_N)^T$ (表示 $N \times D$ 的矩阵), $M$ 与 $N$ 可以不相等, $D$ 是点的维数。定义 $Y_0$ 为内核的初始位置,即内核的当前位置定义为 $Y = v(Y_0) + Y_0$ 。

高斯混合模型中点的概率密度为 $p(x) = \sum_{m=1}^M \frac{1}{m} p(x|m)$ ,其中 $x|m \sim N(y_m, \sigma^2 I_D)$ 。使用贝叶斯理论,要得到参数 $Y$ 可以最大化后验概率或最小化下面的能量函数:

$$E(W) = - \sum_{n=1}^N \log \sum_{m=1}^M e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{x_n - y_{0m} - \sum_{k=1}^M w_k G(y_{0k} - y_{0m})}{\sigma} \right\|^2} + \frac{\lambda}{2} \text{tr}(W^T G W) \quad (1)$$

其中 $G_{M \times M}$ 是对称Gram方阵,元素 $g_{ij} = e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{y_{0i} - y_{0j}}{\beta} \right\|^2}$ ,  $W_{M \times D} = (w_1, \dots, w_M)^T$ 是高斯内核矩阵, $\lambda$ 是常数。

### (1) 优化:

通过高斯混合模型聚类的EM算法<sup>[13]</sup>推导,能得到公式(1)的上界(E-step):

$$Q(W) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P^{\text{old}}(m|x_n) \cdot \frac{\|x_n - y_{0m} - G(m, \bullet)W\|^2}{2\sigma^2} + \frac{\lambda}{2} \text{tr}(W^T G W) \quad (2)$$

其中 $P^{\text{old}}$ 表示由之前的参数值计算的后验概率, $G(m, \bullet)$ 表示 $G$ 的第 $m$ 行。最小化 $Q$ 就相当于最小化公式(1)的能量函数。将公式(2)关于 $W$ 求导,得到如下方程(M-step):

$$\frac{\partial Q}{\partial W} = \frac{1}{\sigma^2} G(\text{diag}(P1))(Y_0 + GW) - PX + \lambda GW = 0 \quad (3)$$

其中 $P$ 是后验概率,

$$p_{mn} = e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{y_m^{\text{old}} - x_n}{\sigma} \right\|^2} / \sum_{m=1}^M e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{y_m^{\text{old}} - x_n}{\sigma} \right\|^2}$$

$\text{diag}(\bullet)$ 表示对角矩阵, $1$ 表示 $P$ 的列向量。两边同乘以 $\sigma^2 G^{-1}$ ,得到方程的线性系统:

$$((\text{diag}(P1))G + \lambda \sigma^2 I)W = PX - \text{diag}(P1)Y_0 \quad (4)$$

从公式(4)中解出 $W$ 就是EM算法的M-step,E-step要求计算后验概率矩阵 $P$ 。

### (2) 对噪声的鲁棒性:

考虑到混合模型中的溢出点,改变后验概率矩阵 $P$ (公式(4)),

$$p_{mn} = e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{y_m^{\text{old}} - x_n}{\sigma} \right\|^2} / \left( \frac{(2\pi\sigma^2)^{\frac{D}{2}}}{\alpha} + \sum_{m=1}^M e^{-\frac{1}{2} \left\| \frac{y_m^{\text{old}} - x_n}{\sigma} \right\|^2} \right) \quad (5)$$

其中 $\alpha = \frac{(1 - \text{outlier}) \cdot N}{\text{outlier} \cdot M}$ ,  $\text{outlier} \in [0, 1]$ 表示噪声的概率。

CPD算法流程如下:

- 初始化参数 $\lambda, \beta, \sigma$
- 构建 $G$ 矩阵,初始化 $Y = Y_0$
- 确定性退火 $\sigma = \alpha \sigma$ ,直到收敛
  - E-step: 计算 $P$
  - M-step: 从公式(4)中解出 $W$
  - 更新 $Y = Y_0 + GW$

其中 $\alpha$ 表示退火率, $\sigma$ 表示确定性退火算法中的温度, $\lambda$ 表示权值, $\beta$ 表示两个点之间相互影响的力度。

## 2 颅骨特征点的确定

颅骨特征点是颅骨表面的一些在颅骨几何形体上或解剖学上有意义并且容易定位的点,通过这些特征点,能够唯一的标识特定的个体,并且满足重建三维人脸造型的需要。

### 2.1 Crest lines

Crest lines<sup>[14]</sup>是颅骨表面的脊线,该脊线上点的最大主曲率(绝对值)沿主方向上局部最大,因此Crest lines的计算与颅骨表面的偏导数有关。由于颅骨是网格模型,所以采用一种简单的方法,通过两个相邻三角片的夹角大小来估计Crest lines,如果夹角大于设定的阈值,则将相邻三角片的交线作为Crest lines,取Crest line的两个顶点作为颅骨特征点。如图1所示为提取Crest lines特征点的颅骨。图中左侧为参考颅骨提取的Crest lines特征点,右侧为目标颅骨提取的Crest lines特征点。

### 2.2 颅骨光滑表面特征点

文中颅骨光滑表面特征点的提取与顶点的法线有

关,如果某顶点的法线与其所有相邻顶点的法线夹角都小于设定的阈值,则将该顶点作为颅骨光滑表面特征点。如图 2 所示为提取光滑表面特征点的颅骨。图中左侧为参考颅骨提取的光滑表面特征点,右侧为目标颅骨提取的光滑表面特征点。

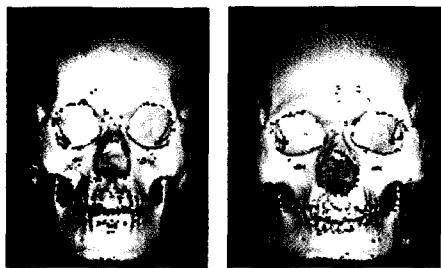


图 1 提取 Crest lines 特征点的颅骨



图 2 提取光滑表面特征点的颅骨

### 3 算法步骤

选取两个颅骨模型,其中  $S_0$  表示目标颅骨,  $S_K$  表示参考颅骨,参考颅骨向目标颅骨配准,即得到变换函数  $T$  满足  $S_0 \approx T(S_K)$ 。

1) 分别提取参考颅骨和目标颅骨的 Crest lines 对应的顶点作为特征点,阈值为  $\eta_1$ 。

2) 将  $S_0$  与  $S_K$  利用从 1) 中提取的特征点进行 ICP 配准  $S_0 \approx S_K^{lcp1} = r_1(S_K)$ 。

3) 从 ICP 配准后的特征点中选取对应特征点距离较近的点作为新的特征点,对  $S_0$  与  $S_K$  进行 CPD 配准  $S_0 \approx S_K^1 = d_1(S_K^{lcp1}) = T_1(S_K)$ 。

4) 由于之前提出的 Crest lines 都是曲率比较大的点,所以在 Crest lines 的基础上增加颅骨光滑表面的点,阈值为  $\eta_2$ ,然后重复 2) 和 3) 的操作,最终得到  $S_0 \approx S_K^2 = d_2(S_K^{lcp2}) = d_2(r_2(S_K^1)) = T_2(S_K^1)$ 。

### 4 实验结果

文中算法在 VS. NET 平台下实现,实验所用的颅骨三维模型:参考颅骨由 168604 个顶点,335232 个三角片构成,目标颅骨由 176567 个顶点,351410 个三角片构成。如图 3 所示为两次颅骨配准的结果,(a) 表示配准前两个颅骨的重叠结果,(b) 表示以 Crest lines 为特征点的第一次配准结果,用于 CPD 配准的特征点数为 350,(c) 表示增加颅骨光滑表面特征点的第二

次配准结果,用于 CPD 配准的特征点数为 500。实验中,特征提取的阈值参数设置为  $\eta_1=0.8$ ,  $\eta_2=0.9$ ,CPD 算法参数设置为  $\sigma=3.0$ ,  $\lambda=1.0$ ,  $\beta=2.0$ , outlier = 0.1,迭代次数为 150。

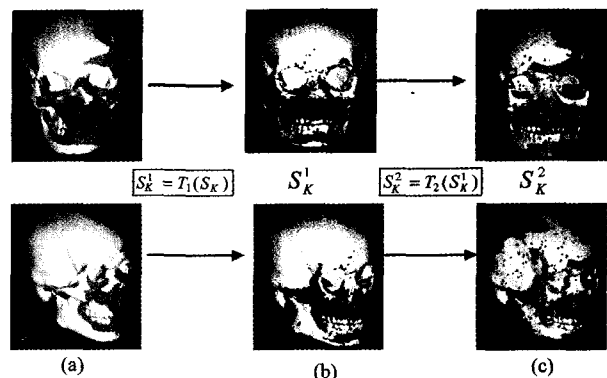


图 3 颅骨配准流程图

除此之外,将此算法作用于参考颅骨有缺损的情况,体现了 CPD 算法的鲁棒性,实验结果如图 4 所示。参考颅骨由 151318 个顶点,310755 个三角片构成。

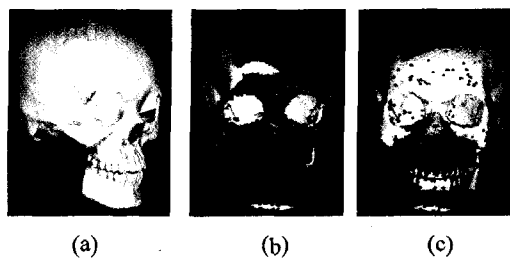


图 4 缺损颅骨配准结果

图中 (a) 表示有缺损的参考颅骨,(b) 表示以 Crest lines 为特征点的第一次配准结果,(c) 表示增加颅骨表面光滑特征点的第二次配准结果。

经实验证明,文中的优势在于:(1) 算法中涉及的特征点都采用自动提取方式,操作简便易行。(2) 与文献[7]相比,文中算法省去了第二次配准过程,即计算目标颅骨到参考颅骨的变换,将其逆变换作用于参考颅骨。这样节省配准时间,提高了配准效率。(3) 由于 CPD 算法的鲁棒性,该算法在缺损颅骨中也得到很好的效果。但是,该算法中 crest lines 的提取方法用相邻三角片的夹角来估计,之后将对 crest lines 的提取方法进行进一步的研究。

### 5 结束语

阐述了一种基于 CPD 的颅骨自动配准算法,重点介绍了特征点的自动提取方法,CPD 算法的基本原理及配准算法流程。特征点采取自动提取方式,简便易行,非刚性配准算法 CPD 的引入使得该方法具有一定的鲁棒性,实验结果表明,文中的配准方法有效的提高了颅骨配准的准确性,基本达到预期效果。

(下转第 126 页)

### 3 结束语

针对在实际应用 Lucene 时可能存在的性能瓶颈问题,提出了一种以内存为缓冲区建索引文件的分布式并行索引技术,并对不同待索引文件数在不同索引技术下建立索引进行了对比实验。实验表明:随着索引文件的不断增多,以内存为缓冲区建索引文件的分布式并行索引的优势越来越明显。因此,以内存为缓冲区建索引文件的分布式并行索引技术能够有效缓解在搜索引擎应用中建索引的性能瓶颈问题。但该技术是以牺牲内存为代价来换取时间的:内存越大时间效率越高,故而对硬件要求相对较高,需要较高性能的计算机才能更好的实现该技术。

#### 参考文献:

- [1] 吴宝贵. 搜索引擎中索引技术与实现[D]. 西安:西安电子科技大学,2008.
- [2] 林 浩. 基于综合倒排索引的个性化搜索技术研究[D]. 贵阳:贵州大学,2008.
- [3] 张淳晟,郑丽英. 基于 XML 的搜索引擎倒排索引研究[J]. 太原科技,2009(1):64-66.
- [4] Liu Chun, Guo Qing Ping. Analysis and Research of Web Chinese Retrieval System Based Lucene[J]. Computer society, 2009(12):1051-1055.

- [5] Zhang Yong, Li Jian-lin. Research and Improvement of Search Engine Based on Lucene [C] // International Conference on Intelligent Human - Machine Systems and Cybernetics. Zhejiang: [s. n. ], 2009:270-273.
- [6] Zhou Ning, Wu JiaXin, Zhang ShaoLong, et al. Mining Weighted Association Rules with Lucene Index [J]. Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007(9):3697-3700.
- [7] Kim Min-Soo, Whang Kyu-Young, Lee Jae-Gil, et al. n-Gram/2L: A Space and Time Efficient Two-Level n-Gram Inverted Index Structure [C] // Proceedings of the 31st international conference on Very large data bases. Trondheim, Norway: [s. n. ], 2005:325-336.
- [8] Hatcher E, Gospodnetic O. lucene in action [M]. Greenwich, CT, USA: Manning Publications Co, 2004.
- [9] Baeza-Yates R, Gionis A, Junqueira F P, et al. Design Trade-Offs for Search Engine Caching [J]. ACM Transactions on the Web, 2008(10):1-28.
- [10] 江毅铭. 专业搜索引擎所以技术的设计与实现[D]. 北京:北京化工大学,2005.
- [11] 樊景超,周国民. 基于 Lucene 的“农搜”并行索引技术研究[J]. 农业网络信息, 2009(8):30-31.
- [12] 曾晔垠. 全文索引技术中索引归并算法的研究与分析[D]. 成都:电子科技大学,2007.

(上接第 122 页)

#### 参考文献:

- [1] 王银燕,梁荣华,吴福理,等. 基于 RBF 插值的颅面复原算法[J]. 系统仿真学报,2008,20(增刊):404-410.
- [2] Michael S D, Chen M. The 3D reconstruction of facial features using volume distortion [C] // in: Proceedings of the 14th Annual Conference of Eurographics. UK Chapter, London: [s. n. ], 1996:297-305.
- [3] Nelson L A, Michael S D. The application of volume deformation to 3D facial reconstruction: a comparison with previous techniques [J]. Forensic Sci. Int. 1998, 94:167-181.
- [4] Lan Yuwen, Li Yuewei, Chen Shourong, et al. The research of 3D craniofacial reconstruction's Indication [C] // In: Proceedings of the 11th Biennial Scientific Meeting of the International Association for Craniofacial Identification. DaLian: [s. n. ], 2004:102-121.
- [5] Jones M W. Facial reconstruction using volumetric data [C] // in: Ertl T, Girod B, Greiner G, et al. Proceedings of the Vision, Modeling, and Visualization 2001, Germany, November 21-23, 2001. Amsterdam: IOS Press, 2001:135-142.
- [6] Quatrehomme G, Cotin S, Subsol G, et al. A fully 3D method for facial reconstruction based on deformable models [J]. J. Forensic Sci, 1997, 42(4):649 - 652.
- [7] Turner W D, Brown R E, Kelliher T P, et al. A novel method of automated skull registration for forensic facial approximation [J]. Forensic Sci. Int, 2005, 54:49-58.
- [8] 刘清华. 三维人脸模型的配准研究[D]. 北京:北京交通大学,2006.
- [9] Bookstein F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1989, 11(6):567-585.
- [10] Myronenko A, Song X, Carreira-Perpinan M. Nonrigid point set registration: Coherent point drift [C] // In Schölkopf B, Platt J, Hoffman T. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 2007.
- [11] 王爱平,张功营,刘 方. EM 算法研究与应用[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(9):108-110.
- [12] 张祥德,唐青松. 确定性退火技术在点配准中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2003, 24(11):1119-1122.
- [13] 王 源,陈亚军. 基于高斯混合模型的 EM 学习算法[J]. 山西师范大学学报(自然科学版), 2005, 19(1):46-49.
- [14] Guézic A, Ayache N. Large deformable splines, crest line and matching [C] // in: Proceedings of the SPIE '93 on Geometric Methods in Computer Vision II, vol. 2031-28. San Diego California, USA: [s. n. ], 1993:316-327.