

文章编号 1004-924X(2014)05-1388-07

## 三维颅骨特征点的自动标定

冯 筠<sup>1\*</sup>, 陈 雨<sup>1</sup>, 仝鑫龙<sup>1</sup>, 贺小伟<sup>1</sup>, 周明全<sup>2</sup>  
(1. 西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127;  
2. 北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

**摘要:**提出了颅骨特征点的全自动标定方法,该方法利用分区统计可变模型及模型相似性匹配的方法来标定颅骨特征点。首先,对颅骨分区样本进行统计建模;利用统计模型的形变控制生成基准模型和生成模型,并建立基准模型和生成模型间的映射关系。然后,定义了模型之间相似性。最后,利用模型相似度和映射关系,间接得到待测模型的特征点。实验结果表明:该方法定位眼眶模型特征点的位置平均误差值为 3.232 5 pixel;当距离阈值为 10 pixel(模型大小的 3%)时,有 90%的特征点的位置准确率达到 100%。与现有方法相比,本文方法标定的颅骨特征点的准确度和精确度都更高,并且可以标定颅骨模型平滑区域的特征点。

**关键词:**医学图像;特征点标定;统计可变形模型;相似性匹配

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1388

## Automatic feature point extraction for three-dimensional skull

FENG Jun<sup>1\*</sup>, CHEN Yu<sup>1</sup>, TONG Xin-long<sup>1</sup>, HE Xiao-wei<sup>1</sup>, ZHOU Ming-quan<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China;  
2. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

\* Corresponding author, E-mail: fengjun@nwu.edu.cn

**Abstract:** A fully automatic skull feature point extraction method was proposed, which extracts the skull feature points by a partitioned statistical deformable model and a model similarity matching method. First, the statistic models of skull partition were constructed, and a benchmark model and a series of generated models were built by statistical model deformation. Then the mapping relationship between models was established and the model similarity was defined. Finally, the feature points of the model to be measured were indirectly obtained with the model similarity and the projection relationship. Experimental results indicate that the location average error of the feature points for an eye socket model is about 3.232 5 pixels. When the distance threshold is 10 pixels (3% of the size of the model), the location accuracy for 90% of the feature points achieves 100%. The method proposed has higher accuracy and exaction for skull feature point extraction as compared with traditional methods, and can extract the feature points of smooth regions for skull models.

**Key words:** medical image; feature point extraction; statistical deformable model; similarity matching

收稿日期:2013-08-06;修订日期:2013-09-29.

基金项目:教育部虚拟现实应用工程研究中心(北京师范大学)2012年度开放基金资助项目;陕西省科技计划资助项目(科技新星 No. 2012KJXX-29);陕西省教育厅科学研究计划资助项目(No. 12JK0729)

## 1 引言

三维模型的特征点标定是计算机视觉领域的研究热点,可用于模型检索、模型配准和模型重建。关于自动颅骨特征点标定方法的研究对虚拟手术、颅骨面貌复原、整形外科手术、病灶定位、软组织厚度测量等应用技术都具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。

三维颅骨的特征点标定及匹配技术对于颅面形态学也至关重要<sup>[3-6]</sup>。由于颅骨模型的结构复杂,凹面空洞较多,三维颅骨模型的特征点自动化标定及匹配一直是研究难点,国内外在这方面的研究相对较少<sup>[7-10]</sup>。Ballerini 等人针对三维网格数据提出了模型峰线的方法来提取边缘曲线,从而间接得到模型特征点<sup>[9]</sup>。但是这种方法应用于颅骨模型特征点提取时,仅能得到眼眶处的边缘曲线,难以得到精确的颅骨特征点。Yan 等人提出采用基于统计方法标定颅骨的特征点,并实现了对双眼中间鼻梁处的特征点标定<sup>[10]</sup>。该方法的主要思想是先选取模型特征点的预匹配点集,之后在预匹配点集中提取特征点的几何信息,最后通过分类来提取精确的特征点。不过该方法不能提取平滑区域几何特征不明显的特征点;而且,其能否应用于其它特征点的标定也尚无定论。

综上所述,由于颅骨模型具有复杂的解剖结构和不规则的几何形状,且平滑区域的几何特征区别不明显,传统的利用几何特征进行分类的思想在处理这一区域的颅骨特征点提取时存在精确度低等问题。

针对上述问题,本文提出了一种基于分区统计可变形模型的颅骨特征点标定方法。该方法利用颅骨分区统计模型对颅骨区域强大的表达能力及其模型间的映射关系,结合模型相似性匹配原理,自动标定了颅骨模型特征点。

## 2 基于分区统计可变形模型的颅骨特征点标定

统计可变形模型(Statistical Deformable Model, SDM)是使用统计学方法,客观地反映对

象形态变化的一种模型。该模型于 90 年代由 Cootes<sup>[11]</sup>提出。该模型基于对象的点分布信息,应用主成分分析法处理的大量训练样本,从而得到对象样本集的活动形状模型(Active Shape Model, ASM)。统计可变形模型既可以表达对象的共性特征,同时也可以通过参数来控制生成的新模型的形变。近年来该方法被应用在图像、三维模型等相关领域,如人脸识别,图像分割,医学数据恢复等。该方法简化了复杂对象的边缘形状,提高了表达对象模型形变的精确度。

### 2.1 颅骨分区统计建模

在建立分区的颅骨统计模型时,首先将颅骨模型分成有生理解剖意义的、独立的、相关联的区域。本文将颅骨模型分为 7 个区域:脑颅区域(Brain Region, BR)、眼眶区域(Eye Socket Region, ESR)、左右对称的颧骨区域(Symmetrical Cheekbone Region, LCR, RCR)、鼻腔区域(Nose Cavity Region, NCR)、口腔区域(Mouse Cavity Region, MCR)以及下颌骨区域(Mandible Region, MR),如图 1 所示。颅骨分区模型的获取采用半自动方法:即先利用颅骨分区模板和相对角直方图特征把颅骨模型分割为 7 个区域<sup>[12]</sup>,最后手动修正分割结果<sup>[13]</sup>。

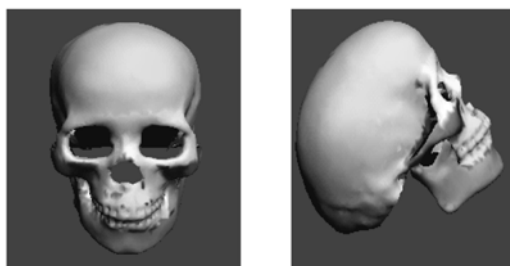


图 1 颅骨模型的 7 个区域

Fig. 1 Seven regions of skull model

假设有  $m$  个颅骨样本  $S, S_j (j = \{1, 2, 3, \dots, m\})$  代表第  $j$  套样本。每套样本都被分割为 7 个区域, 设为  $i = \{BR, ESR, LCR, RCR, NCR, MCR, MR\}$ ,  $S_{i,j}$  表示第  $i$  分区的第  $j$  套颅骨样本。设  $S_{i,j}$  共有  $n$  个顶点, 那么第  $i$  个区域的第  $j$  套颅骨样本可以转换为三维点坐标的行向量:  $T_{i,j} = (x_{i,j,1}, y_{i,j,1}, z_{i,j,1}, \dots, x_{i,j,n}, y_{i,j,n}, z_{i,j,n})$ 。则第  $i$  个区域的所有颅骨样本的均值为:

$$\bar{\mathbf{T}}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{T}_{i,j}, \quad (1)$$

而区域样本与其均值的偏离值为:  $d\mathbf{T}_{i,j} = \mathbf{T}_{i,j} - \bar{\mathbf{T}}_i$ , 设去除均值后第  $i$  个区域的颅骨样本集为:  $d\mathbf{T}_{i,j} = (d\mathbf{T}_{i,1}, d\mathbf{T}_{i,2}, \dots, d\mathbf{T}_{i,N})$ , 则第  $i$  个区域的协方差矩阵为:

$$\mathbf{A}_i = \frac{1}{m-1} (\mathbf{T}_i)^\top \mathbf{T}_i. \quad (2)$$

之后, 通过公式  $\mathbf{A}_i \mathbf{P}_{i,k} = \lambda_{i,k} \mathbf{P}_{i,k}$ , 求得  $\mathbf{A}_i$  的特征值和特征向量分别为:  $\lambda_{i,k}$  和  $\mathbf{P}_{i,k}$  ( $k=1, \dots, 3n$ ). 其中每套数据有  $n$  个点, 则  $k$  为选取特征向量的个数。

$$\mathbf{T} = \bar{\mathbf{T}}_i + \mathbf{P}_i \mathbf{b}_i, \quad (3)$$

最后, 通过公式(3)可以构造出新的区域颅

骨统计模型。其中:  $\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} P_{i,1,1} & \cdots & P_{i,1,t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{i,3n,1} & \cdots & P_{i,3n,t} \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{P}_i$

的列向量是由  $t$  个最大的  $\lambda_{i,k}$  对应的特征向量  $\mathbf{P}_{i,k}$  组成的。 $t$  是主成分的个数, 满足  $t < \min\{m, 2n\}$ 。 $\mathbf{b}_i = (b_{i,1}, b_{i,2}, b_{i,3}, \dots, b_{i,t})^\top$ , 其中: 元素  $b_{i,j}$  满足条件  $-3\sqrt{\lambda_{i,j}} < b_{i,j} < 3\sqrt{\lambda_{i,j}}$ 。通过调整参数向量  $\mathbf{b}_i$  就可以由分区统计模型生成新的区域颅骨模型。

## 2.2 基于颅骨分区模型相似性匹配的特征点标定

颅骨特征点自动标定的核心是利用颅骨特征点金标准对待测样本进行特征点定位。颅骨特征点金标准<sup>[14]</sup>如图 2 所示。本文的思想是利用颅骨模型相似性匹配实现颅骨特征点的自动标定。考虑到统计可变形模型对同类样本的形态表达能力强, 而现有模型对同类样本的形态特征难以表达, 所以对待测模型进行模型相似性匹配判断时, 利用统计可变形模型比利用现有模型更有优势, 匹配后模型间的误差更小。

本文利用公式(3)生成基准模型以及和基准模型存在映像关系的生成模型。对数目有限的基准模型以颅骨特征点金标准进行特征点手动标定, 即对待匹配样本与生成模型进行相似性判断, 选取与待匹配样本最为相似的模型。得到相似模型后, 把相似的模型映射到基准模型上。由于基准模型是已标定的, 这样就间接的得到了待匹配样本的特征点。

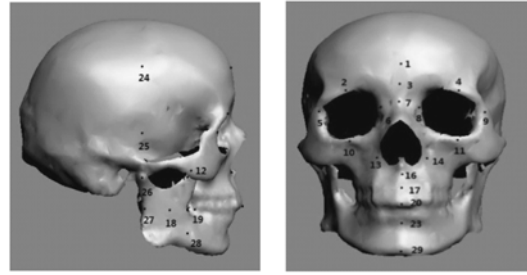


图 2 颅骨特征点定义标准

Fig. 2 Definition standard of skull feature points

本文提出的颅骨特征点自动标定方法流程如图 3 所示。

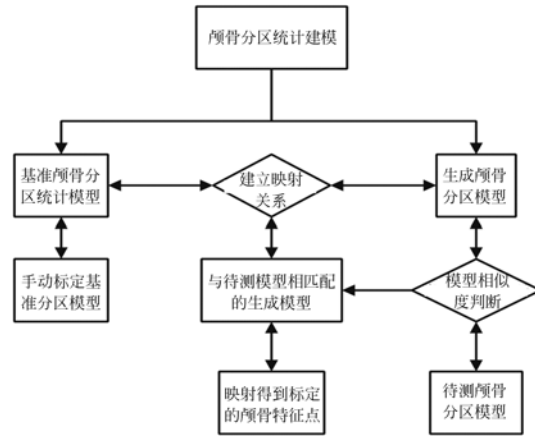


图 3 颅骨特征点自动标定方法流程图

Fig. 3 Flowchart of automatic extraction method for skull feature points

第一步, 生成基准颅骨分区模型和颅骨分区模型。

由公式(3)构造新的颅骨分区模型。其中: 元素  $b_{i,j}$  满足  $-3\sqrt{\lambda_{i,j}} < b_{i,j} < 3\sqrt{\lambda_{i,j}}$ 。本文假设  $b_{i,j} = \sqrt{\lambda_{i,j}}$  时为基准颅骨模型 BS, 此时, 可以生成  $t$  套颅骨模型,  $t$  是主成分的个数, 满足  $t < \min\{m, 3n\}$ ,  $BS_k$  为第  $k$  套模型; 当  $-3\sqrt{\lambda_{i,j}} < b_{i,j} < 3\sqrt{\lambda_{i,j}}$  时为生成颅骨模型 MS, 此时假设选取  $b_{i,j}$  为  $X$ , 则可生成  $tX_i$  套 ( $i$  表示第  $i$  个分区) 颅骨分区模型。生成颅骨分区模型后, 依据颅骨特征点的标准对基准颅骨分区模型 BS 进行手动特征点标定。

第二步, 建立生成颅骨分区模型与基准颅骨分区模型间的映射关系。

对于生成颅骨分区模型, 其可以表示为  $\mathbf{T}' = \overline{\mathbf{T}}_i + \mathbf{P}_i \mathbf{b}'_i$ , 其中:  $-3\sqrt{\lambda_{i,j}} < b_{i,j} < 3\sqrt{\lambda_{i,j}}$ 。对于基准颅骨分区模型, 同样可以表示为  $\mathbf{T}' = \overline{\mathbf{T}}_i + \mathbf{P}_i \mathbf{b}'_i$ , 其中  $b_{i,j} = \sqrt{\lambda_{i,j}}$ 。  $b_{i,j}$  及  $b'_{i,j}$  均表示第  $i$  个分区颅骨模型的第  $j$  个特征值。由于存在非零向量  $\alpha$ , 使得  $\alpha b_{i,j} - b'_{i,j} = 0$ , 即  $b'_{i,j}$  与  $b_{i,j}$  线性相关。由于  $\overline{\mathbf{T}}_i$  和  $\mathbf{P}_i$  相同, 那么基准颅骨分区模型  $T$  与生成颅骨分区模型  $T'$  线性相关, 即生成颅骨分区模型与基准颅骨分区模型存在映射关系, 可以得到其映射关系为  $b'_{i,j} = \alpha b_{i,j}$ 。因此, 就可以得到生成颅骨分区模型的特征点。

第三步, 待测颅骨样本与生成颅骨分区模型的相似性判断。

设待测颅骨样本为 NS, 对待测颅骨样本依照图 2 分成 7 个分区。假设每个分区中均含有  $n$  个点数据, 则第  $i$  个分区可以表示为  $MS_i$ 。对同类分区进行相似判断。给定距离阈值  $\epsilon$ , 若待测颅骨分区样本和生成颅骨分区模型的欧氏距离小于  $\epsilon$ , 则初步判断分区模型相似, 否则, 不相似。其中  $\epsilon = \theta \Delta$ ,  $\Delta = \frac{1}{iX} \sum_{j=1}^{\alpha_i} \|NS_i - MS_{i,j}\|$ ,  $\theta$  为一个松弛因子。

判断分区模型相似性步骤如下: 设与待测颅骨分区样本相似的生成颅骨分区模型集合  $\Phi$  初始为空, 其距离阈值也为  $\epsilon$ 。生成颅骨分区模型  $tX_i$  套, 第  $j$  套的点集为  $R_{i,j}$ , 坐标为  $\{R_{i,j,k} | k=1, 2, 3, \dots, n\}$ 。待测颅骨分区样本有一套为 NS, 该样本的点集为  $Q_i$ , 其坐标为  $\{Q_{i,k} | k=1, 2, 3, \dots, n\}$ 。

(1) 选取  $j=0$  的生成颅骨分区模型;

(2) 计算待测颅骨 NS 的第  $i$  分区的样本与生成颅骨 MS 相同分区模型每个点的距离:

$$d_{i,j} = \sum_{k=1}^n \sqrt{\|R_{i,j,k} - Q_{i,k}\|^2};$$

(3) 判断距离阈值  $\epsilon$  与  $d_{i,j}$  的大小, 若  $\epsilon > d_{i,j}$ , 则把第  $j$  套生成颅骨分区模型加入到集合  $\Phi$  中; 否则, 继续下一步;

(4) 令  $j=j+1$ ; 如果  $j$  小于给定的生成颅骨

分区模型数  $tX_i$ , 返回第二步; 直到比较完所有生成颅骨分区模型和待测颅骨分区样本, 即  $t=tX_i$ , 则继续下一步;

(5)  $\Phi$  中选取  $d_{i,j}$  最小的  $z$  套模型  $\sigma_i$ ,  $\sigma_i = \min(\Phi)$ ; 则选取的  $z$  套  $\sigma_i$  模型为待测颅骨分区样本的最相似模型。

第四步, 待测颅骨样本的颅骨特征点自动标定及匹配。

假设第一步中基准模型的特征点已知, 第二步的生成模型与基准模型的映射关系  $b'_{i,j} = \alpha b_{i,j}$  已知, 则可以映射得到生成模型的特征点。若在第四步中与待测颅骨分区样本最相似的  $z$  套生成模型  $\sigma_i$  已知。则通过索引  $z$  套生成模型  $\sigma_i$  的特征点, 可以得到  $z$  套特征点的索引值  $\omega_i$ , 并求出其均值  $\omega'_i$ , 则  $\omega'_i$  为待测颅骨分区样本的特征点的索引值。

### 3 实验结果分析

本文的实验数据是直接来自医院获取的 30 套颅骨 CT 数据。经过三维重建、模型配准、点对齐后得到三维颅骨点数据。本文对眼眶分区进行了实验, 眼眶区域包含 1 076 个点, 其中特征点有 10 个, 分别为第 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 和 11 号颅骨特征点。由于颅骨大小因人而异, 本文首先将颅骨模型统一缩放为  $300 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$ 。

由 2.1 节所述, 对 30 套眼眶分区数据统计建模, 得到眼眶模型的  $3\ 228 \times 30$  维特征向量, 其中特征值有 30 个。由于特征值越大, 其对应的特征向量, 即主成分对模型的形变影响程度越大, 故本文眼眶模型主成分的百分比选为 90%, 共 18 个主成分。之后, 由 2.2 节所述, 生成了 18 套基准模型和  $18 \times n$  套生成模型。如图 4 所示, 左图为手动标注特征点的基准眼眶模型, 右图为映射得到的特征点的生成眼眶模型。

本文依次生成了 18、180、540、900 和 1 800

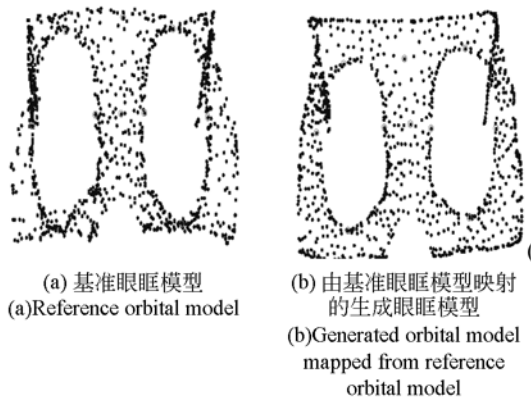


图 4 基准眼眶模型及其映射的生成眼眶模型

Fig. 4 Reference orbital model and its mapping orbital model

个样本来进行模型相似性匹配判断误差分析,见表 1。通过对表格中的数据分析得出,当生成眼眶模型数由 18 个增加到 1 800 个时,眼眶模型形状的表达准确程度也随之提高,与待测试模型的模型间误差由 4 531.7 pixel 降低到 3 376.5 pixel。当模型数较少时,进一步增加模型数会使得模型间误差大大降低。当模型数量较大时,进一步增加模型数,模型间的误差也会降低,只是相对不明显。

表 1 待测眼眶模型与生成眼眶模型的相似性匹配误差分析

Tab. 1 Similarity matching error analysis of tested and generated orbital models (pixel)

$n$ 值	生成模型数	点的平均误差	相似模型序号	相似模型总误差
1	18	4.211 6	14	4 531.7
10	180	3.227 6	52	3 472.8
30	540	3.142 2	135	3 381.0
50	900	3.138 4	219	3 377.0
100	1 800	3.138 0	41	3 376.5

本文实验中生成的模型数量为 1 800 个,通过实验可知,当  $\epsilon = 3n \times 1.06$ , 即  $\epsilon = 3 421$  时,  $\sigma_i$  的个数非空。本文随机选取了与待测眼眶模型最

相似的  $\epsilon = 5$  套眼眶模型,它们的误差见表 2。由表 2 可以看出,在 1 800 套生成眼眶模型中的第 41 号模型与待测眼眶模型最为相似,而在以第 41 号模型为中心的局部范围内的模型,局部范围的误差以 41 号模型为中心交错地向两边逐渐增大。

表 2 在 1 800 套生成眼眶模型中与待测眼眶模型最相似的 5 套模型的误差分析

Tab. 2 Error analysis of 5 sets models mostly similar to tested orbital models in the 1 800 sets of generated orbital models (pixel)

序号	相似模型点平均误差	相似模型序号	相似模型总误差
1	3.138 0	41	3 376.5
2	3.142 5	42	3 381.4
3	3.144 7	40	3 383.7
4	3.158 8	43	3 398.8
5	3.162 5	39	3 402.8

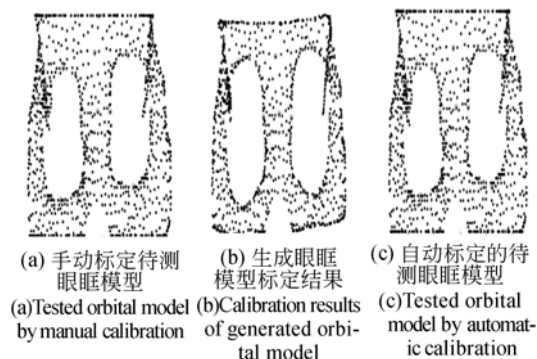


图 5 不同标定方法获得的眼眶模型比较图

Fig. 5 Comparison of orbital models obtained by different methods

实验最终完成了待测眼眶样本的特征点自动标定。实验结果如图 5 所示,第一幅图是手动标定待测眼眶模型,第二幅图是与待测眼眶模型相似性匹配的生成模型的标定结果,第三幅图是对待测眼眶模型自动标定结果。表 3 为待测眼眶模型自动标定与手动标定距离的误差。通过表 3 可以看出,在实验中待匹配的 10 个特征点中,本方

法精确地找到了其中的6个特征点,其余的3个特征点为相邻点,最后一个特征点为间隔点。这些特征点的平均误差为3.232 5 pixel。当距离阈值为5 pixel时,有70%的特征点准确率达到100%;当距离阈值为10 pixel时,有90%的特征点准确率达到100%。

传统的利用贝叶斯分类器进行颅骨特征点提取的实验结果见表4。实验中对22套颅骨数据的7号特征点的分类精度进行了统计。由表4可知,当距离阈值在10 pixel内时,传统的特征点提取准确率为55%,而本文的眼眶模型特征点定位的准确率达到90%。对比实验结果可以看出本文的自动匹配方法可行,比传统分类方法具有更高的精确度。

表3 自动标定的眼眶模型特征点与金标准的误差值

Tab.3 Error values of automatic calibration with gold standard orbital models

特征点号	3, 5, 6, 7, 8, 10	2	4	9	11
误差值/ pixel	0	12.60	7.35	4.77	7.58

#### 参考文献:

- [1] CHEN D Y, TIAN X P, SHEN Y T, *et al.*. On visual similarity based 3D model retrieval [J]. *Computer Graphics Forum*, 2003, 22(3):223-232.
- [2] XU H K, JIANG M Y, YANG M Q. A new landmark selection method for non-rigid registration of medical brain images [C]. 2010 *IEEE 10<sup>th</sup> International Conference on Signal Processing (ICSP)*, 2010, 920-923.
- [3] 刘志文,刘定生,刘鹏.应用尺度不变特征变换的多源遥感影像特征点匹配[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(8):2146-2153.
- LIU ZH W, LIU D SH, LIU P. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8):2146-2153. (in

表4 7号特征点提取精度

Tab.4 Extraction accuracy of feature point 7

阈值/pixel	5	10	15	20
分类后精度	0.23	0.55	0.59	0.64

## 4 总 结

本文提出了基于分区统计可变形模型的颅骨特征点标定方法。首先对颅骨数据进行分区,并对颅骨分区数据进行统计建模。然后利用统计模型的形变控制生成基准模型和生成模型,并建立基准模型和生成模型间的映射关系。最后应用基于眼眶模型相似性匹配的特征点标定方法得到待标定眼眶模型的特征点。实验证明,该方法定位眼眶模型特征点的平均误差值为3.232 5 pixel,当其距离阈值在10 pixel内时,90%眼眶模型特征点的定位准确率达到100%,比传统分类方法的特征点匹配效果精度更高。

另外,由于本文利用统计模型生成的新模型是通过修改模型单一主成分的参数得到的,因此很容易求得多套模型间的映射参数。而由多个主成分生成的新模型可以更好地表达颅骨形态,从而减小匹配误差,但是在表达待匹配颅骨模型时,需要对各个主成分的参数进行优化,这是下一步工作将要解决的问题。

Chinese)

- [4] 王欣,张明明,于晓,等.应用改进迭代最近点方法的点云数据配准[J]. *光学精密工程*, 2012, 20(9):2068-2077.
- WANG X, ZHANG M M, YU X, *et al.*. Point cloud registration based on improved iterative closest point method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(9):2068-2077. (in Chinese)
- [5] DAMAS S, CORDÓN O, SANTAMARIA J, *et al.*. *Forensic Identification by Computer-Aided Craniofacial Superimposition: A Survey* [M]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2011, 27.
- [6] AIBERT A M, JR K R, PATTERSON E. A review of the literature on the aging adult skull and face: Implications for forensic science research and applications [J]. *Forensic Science International*, 2007, 172(1):1-9.

- [7] PARZIANELLO L C, SILVEIRA M AM, FURUIE S S, *et al.* Automatic detection of the craniometric points for craniofacial identification [J], ANAIS DO IX SIBGRAPI, 1996, 189-196.
- [8] 刘晓宁, 周明全, 高原. 一种自动标定颅骨特征点的方法[J]. 西北大学学报, 2005, 35(3):258-260.  
LIU X N, ZHOU M Q, GAO Y. A method of automatic calibration skull feature points[J]. *Journal of Northwest University*, 2005, 35 (3): 258-260. (in Chinese)
- [9] BALLERINI L, CALISTI M, CORDON O. Automatic feature extraction from 3D range images of skulls [J]. *Computational Forensics*, 2008, 5158: 58-69.
- [10] 严默涵. 基于统计方法的颅骨特征点提取方法研究[D]. 西安:西北大学, 2011.  
YAN M H. *Study on the extraction method of skull feature points based on statistical methods* [D], Xi'an: Northwest University, 2011. (in Chinese)
- [11] COOTES T F, TAYLOR C J. Active shape models-their training and application [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995, 61 (1): 38-59.
- [12] FENG J, IP H S, LAI L Y, *et al.* Robust point correspondence matching and similarity measuring for 3D models by relative angle-context distributions [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(6): 761-775.
- [13] 全鑫龙. 基于分区统计可变模型的颅骨特征点匹配算法研究[D]. 西安:西北大学, 2013.  
TONG X L. *Research on the feature points matching of skull based on statistical variable model* [D]. Xi'an: Northwest University, 2013. (in Chinese)
- [14] 闵建雄, 张继宗, 陈世贤. 人类颅骨面貌复原研究现状[J]. 中国法医学杂志, 1990, 5(1):45-49.  
MIN J X, ZHANG J Z, CHEN SH X. Situation of human facial reconstruction research [J]. *Chinese Journal of Forensic Medicine*, 1990, 5(1):45-49. (in Chinese)

#### 作者简介:



冯 筠(1972—), 女, 江苏邳州人, 教授, 博士生导师, 1994 年于西安电子科技大学获得学士学位, 1997 年于西北大学获得硕士学位, 2006 年于香港城市大学获得博士学位, 主要从事图像、图形处理, 三维重建、人工智能及模式识别等, 特别是在医学影像处理、识别和可视化等方面已有十多年的研究经验。E-mail: fengjun@nwu.edu.cn



陈 雨(1989—), 女, 贵州六枝人, 学士, 2012 年于西北大学获得学士学位, 现为西北大学信息学院在读硕士研究生, 主要从事图像、图形处理, 三维重建等方面的研究。E-mail: 378207418@qq.com

(版权所有 未经许可 不得转载)