

# 基于统计形状模型的颅骨自动性别识别

杨 稳 刘晓宁 朱 菲 赵尚豪 王世雄

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710100)

**摘 要** 颅骨性别识别是法医人类学的热门研究课题之一,在刑侦、考古人类学等领域具有重要的研究价值。以往的颅骨性别识别是人类学家通过经验观察形态或对具有性别二态性差异的特征进行测量分析确定的,主观性较强。文中提出了一种用于三维数字化颅骨的自动性别识别方法。首先构建用于颅骨的统计形状模型,然后将高维颅骨特征投影到低维形状空间,最后使用 Fisher 判别分析在低维形状空间对颅骨进行分类。这种方法结合了测量法和形态学方法的优点,操作方便,无需专业人员和繁琐的手动测量。实验选择 267 个维吾尔族的颅骨模型,男性 114 个,女性 153 个。其中 76 个男性和 102 个女性的颅骨用来建立性别判别模型,其余的用来验证。实验结果表明,所提方法对维吾尔族男性和女性颅骨性别识别的正确率分别为 94.7% 和 92.1%,留一交叉检验表明该方法具有较高的准确率。

**关键词** 颅骨性别识别,统计形状模型,Fisher 判别分析,留一交叉检验

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.06.042

## Automatic Sex Determination of Skulls Based on Statistical Shape Model

YANG Wen LIU Xiao-ning ZHU Fei ZHAO Shang-hao WANG Shi-xiong

(College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710100, China)

**Abstract** The sex determination of skulls is one of the hot research topics in forensic anthropology. It has important research value in the field of criminal investigation and archaeological anthropology. Skull sex recognition is determined by anthropologists through empirical observation of morphology or measurement and analysis of characteristics with gender dimorphism differences. Which is with strong subjective. This paper proposed an automatic gender recognition method for three-dimensional digital cranium. Firstly, a statistical shape model for skulls is built. Then, the feature of high-dimensional skull is projected into low-dimensional shape space. Finally, Fisher discriminant analysis is used to classify the skull in low-dimensional shape space. This method combines the advantages of the measurement and morphological methods. It is easy to operate with no professional and tedious manual measurements. In the experiment, 267 Uygur cranium models were selected, including 114 male and 153 female. Of these, 76 male and 102 female skulls were used to establish gender discrimination models, and the rest were used to verify. The results show that the accuracy rate in Uygur males and females was 94.7% and 92.1%, respectively. Leave-one-out cross validation shows that this method has high accuracy.

**Keywords** Sex determination of skull, Statistical shape model, Fisher discriminant analysis, Leave-one-out cross validation

## 1 引言

未知颅骨性别的确定是法医人类学在进行身份认证中首要且重要的一步。研究表明<sup>[1-2]</sup>,骨盆是性别评估最可靠的指标,其次为颅骨。但骨盆不易保存且易碎,而在大多数情况下颅骨可以保存完好。因此,颅骨性别识别具有重要的研究意义和应用价值。

传统的颅骨性别识别主要依赖于人类学家对性别二态性特征的视觉评估,通过肉眼观察和经验得出结论。Krogman<sup>[3]</sup>利用形态学方法对 750 个已知性别的颅骨进行了性别

鉴定,正确率为 82%~87%。Ramsthaler 等<sup>[4]</sup>使用 kappa 统计量化两个不同观察者进行性别视觉评估的分歧,一致性只达到 90.8%。因此,视觉评估法主观性强、可靠性低、识别率不高且理论性不足。

随着统计学、医学数字成像技术的发展,利用计算机辅助技术实现颅骨性别鉴定是未来的主要趋势。一些研究学者使用人类学和形态学测量方法<sup>[5-7]</sup>进行颅骨性别鉴定。Hsiao 等<sup>[5]</sup>针对台湾地区的 50 名男性和 50 名女性成年颅骨的 X 线照片,测量了 18 个颅骨测量指标变量,建立了判别函数,识别准确率为 100%;但是其没有提到判别函数的泛化能力,通用

到稿日期:2018-05-04 返修日期:2018-08-15 本文受国家自然科学基金(61363065),陕西省自然科学基金(2018JM6061),研究生自主创新项目(YZZ17181)资助。

杨 稳(1993-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别;刘晓宁(1978-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理,E-mail: xhliu@nwu.edu.cn (通信作者);朱 菲(1994-),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形学;赵尚豪(1994-),男,硕士生,主要研究方向为机器学习;王世雄(1994-),男,硕士生,主要研究方向为模式识别。

性较差。张亚盟等<sup>[6]</sup>采用几何形态测量方法对头骨冠状面、矢状面的外轮廓形状的性别差异进行了比较,得到男女头骨在冠状面、正中矢状面顶部、正中矢状面枕骨部的形状上性别差异不显著,而在正中矢状面额骨部的形状上差异显著。Twisha 等<sup>[7]</sup>利用颅骨的 8 个测量项,通过建立判别函数和逻辑回归方程进行颅骨性二态性的判定,男性颅骨和女性颅骨的正确判别率分别为 92% 和 80.9%。还有一些学者<sup>[8-10]</sup>利用三维颅骨特征建立线性判别函数。Spradley 等<sup>[8]</sup>将法医人类学数据库的颅骨数据作为实验对象,对不同种族的颅骨数据进行测量,不同种族测量的变量也不同,进而构建多变量判别模型,其最高识别率不超过 90%。Janarthanan 等<sup>[9]</sup>提出了使用小波变换对年龄和性别二态特征进行客观鉴定的技术,其可以确定在各种分辨率下隐藏的形状变化,但是会丢失一些特征。任荣荣等<sup>[10]</sup>提出使用非线性降维方法和非线性分类器相结合的方法对颅骨的性别进行分类,该方法在一定程度上减少了人为误差,但操作复杂。在使用测量法和统计法使用之前需完成繁琐的颅骨预处理,上述方法均可达到较高的准确率,然而由于大量的人类干预,易产生不可预知的误差。

颅骨测量的判别分析方法需要高测量精度。然而,由于颅骨结构复杂,对颅骨的精确测量相当困难。Williams 等<sup>[11]</sup>指出,对于大多数的测量变量,通常情况下,不同观察者之间的测量误差大于 10%。另外,颅骨尺寸会随年龄的变化而变化,对结果也会产生影响。

本文第 2 节阐述了算法框架和数据预处理工作;第 3 节阐述统计形状模型和分类器的设计;第 4 节通过实验验证了所提方法的识别效果;最后总结全文。

## 2 方法框架和数据预处理

### 2.1 方法框架

针对上述问题,本文提出了基于统计形状模型的三维数字颅骨自动性别识别方法。首先,建立统计形状模型,描述颅骨形态的统计学特征;然后,将高维颅骨特征数据投影到低维形状空间;最后,采用 Fisher 判别分析对颅骨进行分类。这种方法操作方便,无需专业知识和繁琐的手动测量,受颅骨尺寸变化影响较小,识别率较高。本文算法的流程如图 1 所示。

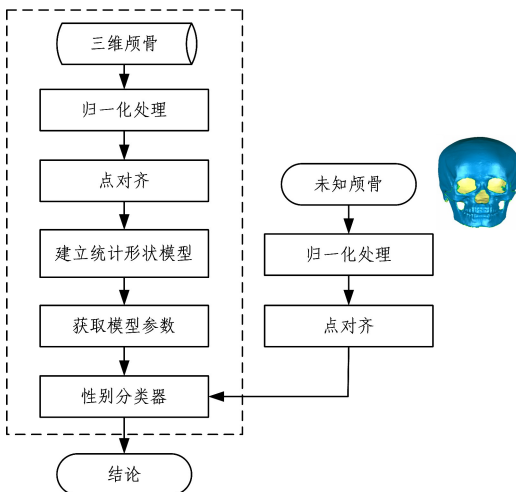


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

### 2.2 归一化处理

为了消除数据获取时因位置、姿态和尺度等因素造成的不一致,所有样本都被转换为到统一的法兰克福坐标系下。法兰克福坐标系是由左右双侧耳门上点、左眼眶下边缘点,以及眉间点 4 个颅骨特征点确定的,这 4 个特征点分别用  $L_p$ 、 $R_p$ 、 $M_p$  和  $V_p$  表示。法兰克福平面由  $L_p$ 、 $R_p$ 、 $M_p$  3 个点确定<sup>[12]</sup>。其中坐标原点为以  $\overrightarrow{L_p R_p}$  为法向量且过点  $V_p$  的平面与直线  $L_p R_p$  的交点,记为法兰克福平面的原点  $O$ ;记  $L_p$ 、 $R_p$  以及  $M_p$  3 点所构成的平面为坐标系中的  $XO'Y$  平面,左耳门上点  $L_p$  到右耳门上点  $R_p$  的方向记为  $X$  轴;将过原点  $O$  且与  $XO'Y$  平面垂直向上的方向记为  $Z$  轴;将同时垂直于  $X$  轴、 $Z$  轴的直线记为坐标系的  $Y$  轴, $Y$  轴的正方向由右手法则确定。

统一坐标系后,再进行尺度归一化。设定所有颅骨模型的  $L_p$  与  $R_p$  之间的距离为 1,则对颅骨每一个顶点  $(x, y, z)$  进行尺度变换  $(x/|L_p - R_p|, y/|L_p - R_p|, z/|L_p - R_p|)$ ,结果如图 2 所示。

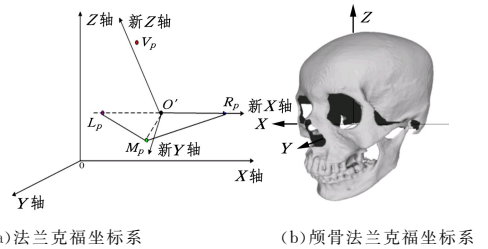


图 2 归一化坐标图

Fig. 2 Normalized coordinates

### 2.3 稠密点对齐

本文使用的颅骨数据都是以三角网格表示的,每个颅骨大约有 220000 个顶点,这些顶点能够充分地表征颅骨的形状多样性。由于整个颅骨顶点众多且数据量大,而与性别相关的特征主要集中在颅骨前部,因此将参考颅骨后部切掉,如图 3 所示。原始颅骨网格具有不同数量和顶点的不同连接,在建立统计模型之前,必须在训练集上建立稠密点对应关系,即根据人体解剖学特征建立所有训练样本的点对应关系。针对稠密网格或点云的对象,有许多非刚性配准方法<sup>[14-16]</sup>。本文提出了一种两步网格配准算法来解决颅骨的点对应问题:第一步,通过非刚性配准算法完成两个颅骨样本的配准;第二步,在第一步的基础上,运用线性组合模型对配准进行改进。

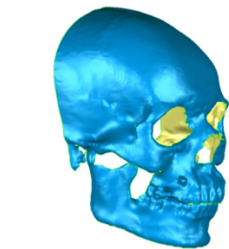


图 3 参考颅骨的前半部分

Fig. 3 Former part of reference skull

为了模拟颅骨的非刚性形态,采用 TPS (Thin Plate Spline)<sup>[17]</sup>完成从参考颅骨到目标颅骨的变形。由于 TPS 取决于一组控制点,因此我们使用随机方法生成 TPS 的控制点

来获得自动点配准。将非刚性 TPS 方法和 ICP (Iterative Closest Point) 算法<sup>[18]</sup>相结合, 以实现参考颅骨和目标颅骨的逐渐对齐。由于 ICP 算法的搜索过程非常耗时, 因此在点对方法中采用  $K$  维二叉搜索树 (K-D 树) 来提高搜索效率。文献<sup>[19]</sup>已经证明了 K-D 树算法在最近邻搜索中具有良好的性能。参考颅骨  $S_1$  和目标颅骨  $S_2$  的非刚性配准过程的步骤如下:

(1) 创建目标颅骨的 K-D 树, 用  $T$  表示;

(2) 对  $S_1, S_2$  使用 ICP 对齐, 然后通过 ICP 的刚性变换转换  $S_1$ , 转换颅骨用  $S_1'$  表示;

(3) 对  $S_1'$  用随机方法生成 TPS 的控制点, 生成的点集用  $M_1'$  表示;

(4) 对  $M_1'$  中的每个点, 用  $T$  在  $S_2$  上搜索其对应点, 对应点的集合用  $M_2$  表示;

(5) 通过对应的控制点集  $M_1', M_2$  确定 TPS 的转换函数  $f$ ;

(6) 对  $S_1'$  使用转换函数  $f, S_1'' = f(S_1')$ ;

(7) 通过添加并移动每一个点  $P_1'$  来更新  $S_1'$ , 其中,  $P_1' \in S_1', P_1'' = P_1' + \delta(P_1'' - P_1'), P_1'' = f(P_1') \in S_1'', \delta$  表示步长;

(8) 如果迭代次数小于给定的最大循环次数或对应点距离大于给定阈值的均方根 (RMS) 误差, 则转到步骤 (3);

(9) 对  $S_1'$  上的每个点, 使用  $T$  来搜索其在  $S_2$  上的对应点, 可以从  $S_1'$  和  $S_2$  的对应关系中获得  $S_1$  和  $S_2$  的最终对应关系。

由于参考颅骨和目标颅骨之间可能存在很大的差异, 我们对两步网格配准算法第一步对齐的颅骨不使用固定参考, 而是为目标颅骨产生动态参考, 采用迭代策略来逐步优化非刚性配准结果。对第一步对齐的颅骨  $S_i^0$ , 可以通过线性组合生成一个新的颅骨, 线性组合公式如式 (1) 所示:

$$S_{\text{new}}(a) = \sum_{i=1}^n a_i S_i^0 \quad (1)$$

其中,  $n$  是样本个数,  $\sum_{i=1}^n a_i = 1, S_i^0$  是第一步对齐的颅骨,  $a$  是权重。

对于每一个  $S_i^0$ , 将最小误差  $\|S_i^0 - S_{\text{new}}(a)\|$  定义为对应点的平均距离, 生成一个新的参考颅骨  $S_i^*$ 。由于新的参考颅骨  $S_i^*$  与原始颅骨  $S_i^0$  更接近, 因此将  $S_i^*$  和  $S_i^0$  对齐可获得更好的点对结果, 记为  $S_i^1$ ; 然后使用新对齐的颅骨  $S_i^1$  作为输入, 继续更新线性组合模型, 迭代此过程, 点对应的精确度会越来越高。

### 3 统计形状模型和性别分类器

#### 3.1 统计形状模型的构建

统计形状模型在医学图像分析中应用广泛, 它能有效地描述模型的形状变化。主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)<sup>[13]</sup> 是一个用来建立统计模型强有力的工具, 它能够发现训练数据中主要和次要的形状变化模式。因此, 我们构造了一个颅骨数据集  $\{S_i = (x_{i1}^s, y_{i1}^s, z_{i1}^s, \dots, x_{im}^s, y_{im}^s, z_{im}^s)^T | i=1, 2, \dots, N\}$ , 其中  $N$  和  $m$  分别表示训练样本的个数和颅骨的顶点数, 每个坐标索引对应于训练集中与其对应的点。

对于颅骨数据集, 计算其均值  $\bar{S}$  和协方差矩阵  $\Sigma$ 。PCA

实质上是将平均归一化形状数据转换成由正交单位特征向量  $U_k$  (其中  $k=1, 2, \dots, N-1$ ) 所组成的子空间, 协方差矩阵根据它们的相关特征值  $\lambda_k$  降序排列, 表示数据的变化模式。然后构建颅骨统计形状参数化模型, 如式 (2) 所示:

$$S(a) = \bar{S} + \sum_{k=1}^M a_k U_k \quad (2)$$

其中,  $M$  是模式数, 通常由从累积特征值计算的方差贡献率确定, 即特征值累积所选取主成分的比例, 增加主成分能够增加贡献率, 组合系数  $a = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T$  是模型参数。显然, 这种统计形状模型假设形状向量  $S$  遵循平均值  $\bar{S}$  和协方差矩阵  $\Sigma$  的正态分布, 因此, 合理的颅骨参数  $a$  符合正态分布, 且均值为零, 协方差矩阵为  $\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$ 。

#### 3.2 统计形状模型匹配

模型匹配是确定给定颅骨的模型参数。若颅骨数据  $S$  是对齐的, 则可以通过 PCA 变换来确定模型参数。根据统计形状模型 (式 (2)), 假设  $P_s = [U_1, U_2, \dots, U_M]$  表示颅骨的 PCA 变换矩阵, 模型参数可以由式 (3) 确定:

$$a = P_s^T (S - \bar{S}) \quad (3)$$

其中,  $P_s$  表示颅骨的 PCA 变换矩阵,  $S$  表示颅骨样本,  $\bar{S}$  表示颅骨样本均值。

给定一个未知的原始颅骨数据  $S_0$ , 首先要将其转换到法兰克福坐标系下, 然后才能进行后续操作。图 4 展示了基于统计形状模型的配准算法流程。如图 4 所示, 动态参考颅骨  $S_r$  通过每次循环中的统计形状模型进行更新, 其模型参数由上次迭代的相应对齐样本  $S$  的 PCA 变换确定。选择初始参考颅骨作为颅骨平均形状模型, 并使用 ICP 算法<sup>[18]</sup> 将目标颅骨与参考颅骨对齐。通过迭代, 参考颅骨会越来越接近目标颅骨, 迭代将会收敛。当对齐的样本没有变化时, 迭代停止。

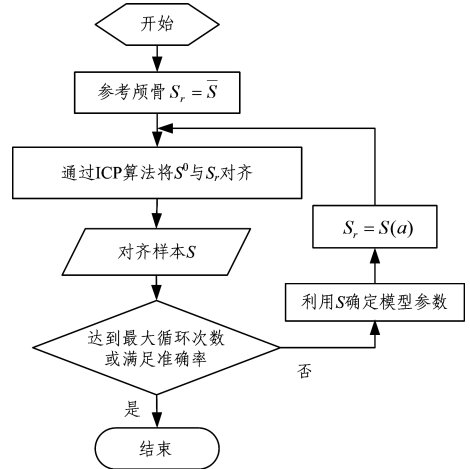


图 4 模型匹配流程图

Fig. 4 Flowchart of model matching

#### 3.3 形状参数空间中的 Fisher 判别分析

Fisher 判别分析被越来越多地应用于颅骨性别确定。Fisher 判别分析是将高维空间数据映射到一维空间中, 然后通过线性分类器实现分类。本文方法不同于其他方法<sup>[20-21]</sup>, 无需对颅骨进行测量, 仅需要颅骨的形状参数。

根据统计形状模型式 (2) 可知, 颅骨被表示为特征向量  $a = (a_1, a_2, \dots, a_M)^T$ 。令  $m_i, n_i (i=1, 2)$  分别表示第  $i$  类的训

训练样本的均值和个数,令  $\mathbf{X}_j^i$  为第  $i$  类的第  $j$  个样本的特征向量。那么类内分散矩阵和类间分散矩阵可以定义为:

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^2 \left( \sum_{j=1}^{n_i} (\mathbf{X}_j^i - m_i) (\mathbf{X}_j^i - m_i)^T \right) \quad (4)$$

$$\mathbf{S}_b = (m_1 - m_2) (m_1 - m_2)^T$$

其中,  $\mathbf{S}_w$  表示类内分散矩阵,  $\mathbf{S}_b$  表示类间分散矩阵,  $m_1$  表示第一类训练样本的均值,  $m_2$  表示第二类训练样本的均值。

Fisher 准则是相同类的样本在 Fisher 向量空间中聚合,而不同类的样本尽可能地分离。因此目标函数的定义为:

$$J_F(\mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}^T \mathbf{S}_b \mathbf{W}}{\mathbf{W}^T \mathbf{S}_w \mathbf{W}} \quad (5)$$

其中,  $J_F(\mathbf{W})$  表示目标函数,  $\mathbf{W}$  表示 Fisher 向量。

通过拉格朗日乘法,这个最大化问题的 Fisher 向量可表示为:

$$\mathbf{W} = \mathbf{S}_w^{-1} (m_1 - m_2) \quad (6)$$

然后,每个颅骨特征向量  $\mathbf{a}$  可以投影到 Fisher 向量,这样两类样本可以很好地分离:

$$t = \mathbf{W}^T \mathbf{a} \quad (7)$$

其中,  $t$  表示颅骨特征向量投影到 Fisher 向量上的投影值。

最后,通过使用一些先验知识来选择阈值,如式(8)所示:

$$t_0 = \mathbf{W}^T \frac{(m_1 + m_2)}{2} \quad (8)$$

其中,  $t_0$  表示分类的阈值。

给定一个未知的头骨,执行统计形状模型匹配,确定形状参数后,将形状参数投影到 Fisher 向量,得到投影值  $t$ 。若  $t$  值大于阈值,则颅骨的性别是男性;否则颅骨的性别是女性。

## 4 实验结果与分析

本文使用的颅骨数据均采集于新疆吐鲁番地区维吾尔族的志愿者,女性 18—88 岁,男性 20—84 岁,共有 153 名女性,114 名男性。CT 图像由新疆托克逊县人民医院使用西门子多排探测器螺旋 CT 机采集获得,每个颅骨图像以 DICOM 格式存储,大小约为  $512 \times 512 \times 250$ 。每个 3D 颅骨表面都是从 CT 图像中提取得到,并以三角形网格表示,包括约 220 000 个顶点,如图 5 所示。所有的颅骨都基本完整,包含从颅骨到下颚的所有骨骼,并且具有完整的牙齿。Isreal<sup>[22]</sup> 的研究结果表明,随着年龄的增长,在 30—80 岁间,人的颅骨可增大 3%~5%。因此年龄、颅骨大小等信息是颅骨性别识别的影响因素,尤其是在使用测量法时,影响很大。但本文方法使可以有效地减少或避免年龄和颅骨大小对颅骨性别判定的影响,因为本文方法使用的是颅骨的点集信息,并且在模型匹配阶段会进行动态调整,参考颅骨会越来越接近目标颅骨,所以本文方法会减少或避免这些因素的影响,鲁棒性更好。

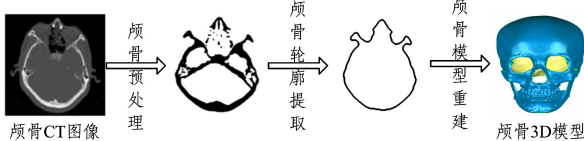


图 5 颅骨 CT 图像 3D 模型的重建

Fig. 5 Reconstruction of 3D model of skull CT image

### (1) 实验一:两步网格配准算法

本文在数据预处理阶段需要对所有颅骨样本建立点对应关系。针对此问题,文中提出了一种两步网格配准算法。为了证明两步网格配准算法的有效性,本实验使用上述的 267 套完整的维族成人颅骨三维模型,对两步网格配准算法的性能进行验证。在颅骨集中随机取一个颅骨,用提出的两步网格配准算法和文献[18]中的方法实现配准。表 1 给出了两种方法配准的效果。其中颜色一致表示配准效果好,颜色出现差异表示配准效果较差。在两步网格配准算法中,第一步的非刚性配准的效果不是很好,颅骨还有一部分区域未匹配,而在第二步引入线性模型改进后,效果得到了明显的提升,几乎没有或很少有未配准的区域。表 2 是两种方法性能的比较。对于同一颅骨模型,分别记录了它们的迭代次数和运行时间。从表 2 中可以看出,对于同一模型,本文方法比文献[18]方法减少了 4 次迭代,且本文算法的运行时间较短。这是因为本文方法采用 K-D 树提高了搜索效率,而文献[18]方法采用了比较耗时的 ICP 算法,所以本文的两步网格配准算法应用于颅骨点对应时具有良好的性能。

表 1 两种方法配准结果的比较

Table 1 Comparison of registration results for two methods

方法	正面	侧面
第一步,非刚性配准算法配准结果		
两步网格配准算法		
第二步,引入线性组合模型改进结果		
文献[18]方法		

表 2 两种方法性能的比较

Table 2 Comparison of performance of two methods

比较项目	结果
模型点数	219364
待配准模型点数	204287
文献[18]方法迭代次数	67
本文方法迭代次数	63
文献[18]方法运行时间/s	2.89
本文方法运行时间/s	1.66

### (2) 实验二:维吾尔族人颅骨性别识别

根据年龄分布,我们选择了 2/3 的颅骨作为训练样本,其中包括 76 名男性和 102 名女性,其余颅骨作为测试样本。为了选择一个合适的模式数来构建统计形状模型,我们使用了试错技术,并通过实验来分析测试样本的分类正确率的变化,以指导模式数的设置。在 PCA 中,通常只有对应于协方差矩阵的大特征值的一些特征向量表示数据变化的模式,而其他的代表噪声。我们将模式数从 30 变为 130,而其对应的方差贡献率从 96%变为 100%,测试样本的分类正确率如图 6 所

示。从图6可以看出,大多数情况下,男性的分类正确率总是高于女性,当模式数大于70时,女性和男性的正确率均高于86%;当模式数为95,108,109和110时,所有测试样本的总体正确率达到极大值。当模式数从108变为110时,正确率保持稳定,因此我们选择模式数为109来构建统计形状模型。

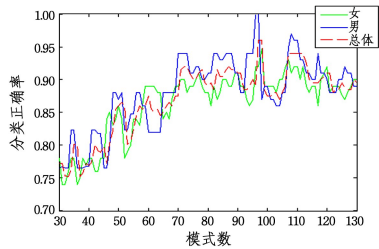


图6 测试样本的正确分类率与模式数的变化

Fig. 6 Change of correct classification rate and model number of test samples

图7和图8分别为训练样本的分类情况和测试样本的分类情况,阈值都为-0.05。图7显示了模式数为109时训练样本的分类,分类正确率为100%。图8显示了模式数为109时测试样本的分类情况,其中有2名男性颅骨和4名女性颅骨被误判,男性和女性的正确率分别为94.7%和92.1%。我们使用留一交叉验证法对267个颅骨数据进行分类,模式数仍为109,选择266个样本作为训练样本,剩余的一个作为测试样本,重复此操作,得到男性和女性的分类正确率分别为91.2%和90.8%。

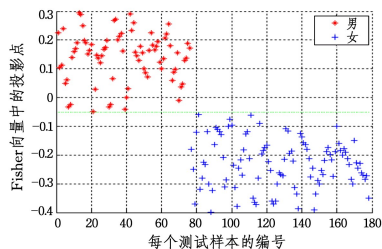


图7 训练样本的分类情况

Fig. 7 Classification of training samples

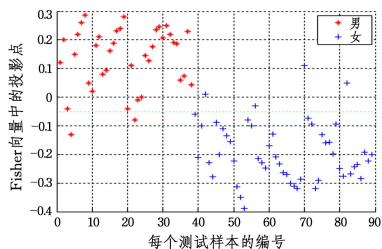


图8 测试样本的分类情况

Fig. 8 Classification of test samples

为了验证本文方法的普适性,表2列出了文献[3]的方法、文献[12]的方法和本文方法的颅骨识别正确率。文献[3]的方法是形态学的方法,利用视觉形态特征评估完成颅骨的性别识别;文献[12]的方法是测量的方法,通过测量颅骨的12项几何测量指标和2项角度测量指标,利用步进Fisher方法建立多元性别判别函数,取得了较高的识别正确率。因此,选取这两种方法与本文方法作对比更能验证本文方法的普适性。

表3 不同方法颅骨性别识别率的比较

Table 3 Comparison of skull gender recognition for different methods

方法	文献[3]的方法	文献[12]的方法	本文方法
识别正确率/%	M:86.1 F:85.4	M:87.5 F:86.7	M:94.7 F:92.1

从表3中可以看出,本文方法的识别正确率明显高于其他两种方法,这是因为本文方法避免了主观因素的影响和人工测量的误差,所以识别率较高;并且本文方法可自动完成颅骨性别识别,操作简便,不受颅骨尺寸等信息的干扰,适用性更强。

**结束语** 传统的形态学方法在很大程度上依赖人类学家对颅骨性二态性差异的主观认识,理论性不足;不熟悉或没有经验的观察者在进行颅骨形态特征的视觉评估时,通常会有显著的差异,结果差别很大。另外,颅骨测量的判别分析方法需要高精度的测量,但这取决于专业人员的实际经验,测量精度会对结果产生较大影响。大多数学者认为,将测量法和形态学方法结合是性别识别中最好的方法<sup>[23]</sup>。因此本文使用3D稠密点云数据来构建统计形状模型,从某种意义上说,模型参数能够精确地描述颅骨的形态。该方法结合了测量法和形态学方法的优点,与其他方法相比,这种方法不是测量距离或体积相关的变量,而是描述颅骨全局形状的变化。当建立统计形状模型和判别函数时,未知颅骨性别的确定变得很容易,不需要专业知识和繁琐的手动测量,还能保证较高的正确率。另外,构建统计形状模型的三维模型可以有多种方式,本文使用CT扫描重建得到颅骨的三维点云模型,但是用其他方式建构三维模型也是可以的,如激光扫描、3D相机等。

研究表明<sup>[24]</sup>,对样本人群建立的判别函数用于除样本人群外的其他样本人群时,判别函数的性能较差。如何选择训练样本是确实存在的问题,越完整的训练样本,判别正确率越高,因为训练样本越完整,就越可能全面地描述形状变化。由于缺乏另一种族或人群的颅骨样本,因此还不能确定本文方法是否也有这个问题,因此下一步可以收集其他人群的颅骨样本对本文方法进行验证。另外,由于目前国内外的研究者都是使用自己收集的数据进行研究,未公开其数据集,因此本文也是在自己收集的数据集上进行实验,没有可用的公开数据集来进一步验证。

## 参考文献

- [1] ISCAN M Y. Forensic anthropology of sex and body size[J]. Forensic Sci Int, 2005, 147(2): 107-112.
- [2] ROBINSON M S, BIDMOS M A. The skull and humerus in the determination of sex; reliability of discriminant function equations [J]. Forensic Science International, 2009, 186(86): e1-e5.
- [3] KROGMAN W M. Book Reviews: The Human Skeleton in Forensic Medicine[M]. 3th ed. US: Charles C Thoms, 1962(4): 287-288.
- [4] RAMSTHALER F, KETTNER M, GEHL A, et al. Digital forensic osteology: morphological sexing of skeletal remains using volume-rendered cranial CT scans[J]. Forensic Science International, 2010, 195(1-3): 148-152.
- [5] HSIAO T H, CHANG H P, LIU K M. Sex determination by

- discriminant function analysis of lateral radiographic cephalometry[J]. *Journal of Forensic Sciences*,1996,41(5):792-795.
- [6] ZHANG Y M, WEI P P, WU X J. Sex determination of cross-sectional outlines in modern human skulls; A study based on geometric morphometrics [J]. *Anct Anthropologica Sinca*, 2016, 35(2):172-180. (in Chinese)  
张亚盟,魏偏偏,吴秀杰. 现代人头骨断面轮廓的性别鉴定——基于几何形态测量的研究[J]. *人类学学报*, 2016, 35(2):172-180.
- [7] TWISHA S, PATEL M N, NATH S, et al. Determination of sex using cephalo-facial dimensions by discriminant function and logistic regression equations[J]. *Egyptian Journal of Forensic Sciences*, 2016, 6(2):114-119.
- [8] SPRADLEY M K, JANTZ R L. Sex estimation in forensic anthropology; skull versus postcranial elements[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2015, 56(2):289-296.
- [9] JANARTHANAN R, ASHA J. Supraorbital Margins for Identification of Sexual Dimorphism and Age Detection from Human Skull Using Wavelets[J]. *Asian Journal of Applied Science and Technology*, 2017, 1(2):279-282.
- [10] REN R R, ZHOU M Q, GENG G H, et al. Three Dimensional Skull Morphological Quantification and NonlinearSex Determination[J]. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 2017, 53(1):19-23. (in Chinese)  
任荣荣,周明全,耿国华,等. 三维颅骨形态量化表示与非线性性别判定[J]. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 2017, 53(1):19-23.
- [11] WILLIAMS B A, ROGERS T. Evaluating the accuracy and precision of cranial morphological traits for sex determination[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2006, 51(4):729-735.
- [12] SHUI W Y, YIN R C, ZHOU M Q, et al. Sex determination from digital skull model for the Han people in China[J]. *Chin J Forensic MED*, 2013, 28(6):461-464. (in Chinese)  
税午阳,殷荣超,周明全,等. 中国汉族人颅骨数字模型的性别判别方法[J]. *中国法医学杂志*, 2013, 28(6):461-464.
- [13] LIU X H, SUN Y, WU Y. Reduction of hyperspectral dimensions and construction of discriminating models for identifying wetland plant species[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2012, 32(2):459-464.
- [14] DENG Q, ZHOU M, SHUI W, et al. A novel skull registration based on global and local deformations for craniofacial reconstruction[J]. *Forensic Science International*, 2011, 208(1-3):95-102.
- [15] HU Y, DUAN F, YIN B, et al. A hierarchical dense deformable model for 3D face reconstruction from skull[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2013, 64(2):345-364.
- [16] HU Y, DUAN F, ZHOU M, et al. Craniofacial reconstruction based on a hierarchical dense deformable model[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012, 2012(1):217.
- [17] BOOKSTEIN F L. Principal warps; thin-plate splines and the decomposition of deformations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1989, 11(6):567-585.
- [18] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1992, 14(2):239-256.
- [19] DROST B, LLIC S. A Hierarchical Voxel Hash for Fast 3D Nearest Neighbor Lookup[J]. *Springer Berlin Heidelberg*, 2013, 8142(1):302-312.
- [20] DEVADAS P, JANARDHAN R M, YESENDER M, et al. Study on the morphometric analysis of the foramen magnum as an indicator for sex determination[J]. *International Journal of Anatomy & Research*, 2017, 5(3):4163-4167.
- [21] SHAH T, PATEL M N, NATH S, et al. Determination of sex using cephalo-facial dimensions by discriminant function and logistic regression equations [J]. *Egyptian Journal of Forensic Science*, 2016, 6(2):114-119.
- [22] ISRAEL H. Age factor and the pattern of change in craniofacial structures [J]. *American Journal of Physical Anthropology*, 1973, 39(1):111-128.
- [23] SEJRSEN B, LYNNERUP N, HEJMADI M. An historical skull collection and its use in forensic odontology and anthropology [J]. *Journal of Forensic Odonto-Stomatology*, 2005, 23(2):40-44.
- [24] GUYOMARC' H P, BRUZEK J. Accuracy and reliability in sex determination from skulls; a comparison of Fordisc 3.0 and the discriminant function analysis[J]. *Forensic Science International*, 2011, 208(1):180. e1-180. e6.