

文章编号 1004-924X(2018)02-0442-08

基于测地线的躺卧三维颅面模型矫正

白方域¹, 赵俊莉², 陈郁葱¹, 邓擎琮¹, 段福庆^{1*}, 周明全¹

(1. 北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875;

2. 青岛大学 数据科学与软件工程学院, 山东 青岛 266071)

摘要: 三维颅面软组织因受重力影响在躺卧与直立两种姿态下的差异较大, 为将躺卧姿态下获取的三维颅面模型矫正为直立姿态下的三维模型, 本文提出了一种基于测地线的躺卧三维颅面模型的直立矫正方法。首先利用测地距离的内蕴几何不变性, 建立两种姿态下面部特征点的点对应; 然后, 利用主成分分析建立颅面特征点运动模型; 最后, 对待矫正的躺卧颅面模型, 根据颅面特征点运动模型确定特征点的运动, 根据特征点的运动确定躺卧颅面模型到直立颅面模型的变形。所提方法将与直立姿态人脸模型间的平均误差从矫正前的 10^{-2} 数量级下降到矫正后的 10^{-4} 数量级。本文利用测地距离的内蕴几何不变性, 解决了两种姿态下面部特征点对应的难题; 所建立的颅面特征点运动模型, 能够较好地表示颅面在两种姿态下发生的形变, 从而能够实现有效地模型矫正。

关键词: 颅面重构; 测地线; 模型矫正

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20182602.0442

Rectification of 3D Lying Craniofacial Model Based on Geodesic

BAI Fang-yu¹, ZHAO Jun-li², CHEN Yu-cong¹,

DENG Qing-qiong¹, DUAN Fu-qing^{1*}, ZHOU Ming-quan¹

(1. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2. School of Data Science and Software Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

* Corresponding author, E-mail: fgduan@bnu.edu.cn

Abstract: The three-dimensional craniofacial soft tissue shapes in the upright and lying postures are different due to the gravity. In order to rectify the three-dimensional craniofacial model from the lying posture to one from the upright posture, a rectification technique of three-dimensional craniofacial models based on geodesic was proposed. Firstly, the correspondences of the craniofacial feature points under two postures were established by using the intrinsic geometric invariance of geodesic distance; Secondly, a statistical model of the feature point motion from lying to upright posture was established by using principal component analysis; Finally, for a craniofacial model in lying posture, the motion of the feature points was determined by the statistical model, and the deformation of the craniofacial model from lying posture to one from upright posture was determined according to the motion of the feature points. The mean error was decreased from 10^{-2} orders of magnitude before correction to 10^{-4}

收稿日期: 2017-06-06; 修订日期: 2017-08-28.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61572078); 国家自然科学基金青年基金资助项目 (No. 61702293); 北京市自然科学基金资助项目 (No. 4152028)

orders of magnitude after correction. The problem of point correspondence between two postures was well solved by using the intrinsic geometric invariance of geodesic distance. The established feature point motion model can well represent the deformation of the craniofacial model from lying posture to one from upright posture, and thus can achieve effective model correction.

Key words: craniofacial reconstruction; geodesic; model rectification

1 引 言

面貌是身份判别最直接的依据,人体面部的形态特征基本上由颅骨的形态特征所决定。基于颅骨的面部重构即颅面重构^[1]、面部软组织厚度统计分析^[2-5]等颅面形态学研究是法医人类学中的基本内容,在考古、公安刑侦、颌面医学、外科整容等领域有广泛的应用。早期的颅面重构是在待定颅骨的基础上,结合已有的关于人脸软组织厚度分布的知识,由法医学专家或艺术家根据自身对颅面形态特征的把握手工雕塑而成。人脸软组织厚度分布的知识是通过对一些遗体的一组面部测量点进行解剖测量和针刺测量而获得的统计测量数据。随着计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)、核磁共振扫描(Magnetic Resonance Imaging, MRI)等数字化技术的空前进步,以及计算机图形图像技术的飞速发展,人们可以获取到不同人、不同年龄段的数字化颅面数据,从而能够以科学的手段进行颅面形态学研究。以数字化颅面数据为研究对象的计算机辅助颅面重构^[6]已经成为国际上信息学、法医人类学等学科交叉领域的研究热点。早期的计算机辅助颅面重构^[7]是模拟人工重构的方式,通过数字化测量手段获取一定数量的颅面样本在颅骨上一些关键特征点处的软组织厚度作为经验知识,对于目标颅骨,首先根据软组织厚度经验知识确定颅骨关键特征点处的面部位置,然后通过插值、变形等技术得到整个颅骨的面皮。近年来,通过颅面样本库来学习颅骨和面部形态之间的统计规律并根据统计规律来预测面部形态已经成为颅面重构的主流方向^[8-12]。

目前的颅面重构研究和大量关于软组织厚度分布的研究都依赖于颅面数据库,但是,由于数字采集设备本身的制约以及其他一些因素,所获取的颅面数据一般都是处于躺卧姿态的。由于重

力的作用,躺卧姿态和直立姿态下的数据会有很大的不同。De Greef 等人^[13]在一组人脸上手工贴上 52 个标志点,利用一种手持超声仪,在直立姿态下人采用半自动的方法测量这 52 个标志点的软组织厚度,并与躺卧姿态下的 CT 颅面数据进行统计比较,发现两种姿态下软组织厚度有较大差异。Claes 等人^[14]利用相同的方法构建了 118 个欧洲白人的软组织厚度样本库,并用一个三维成像设备获取这些人的三维颅面数据,利用这些标志点的软组织厚度和稠密的三维颅面数据, Claes 等人构建了一个颅面形变模型进行颅面重构。这种测量方法尽管可以获得直立姿态下的软组织厚度,但需要手工标定标志点,并且无法进行稠密点的软组织厚度测量。为了研究直立姿态下的颅骨和面部软组织的形态关系, Kustar 等人^[15]采集了 400 个匈牙利病人的头部 CT 数据,并用 3D 扫描仪获取了病人的面部 3D 数据,他们对躺卧姿态和直立姿态的人脸进行了配准,对 40 对不同姿态人脸曲面间的平均距离进行了统计分析,表明了重力对不同姿态人脸的形态有不可忽视的影响。

日常生活中所看到的都是直立姿态下的人脸,直立姿态下的人脸更符合大众的视觉习惯。然而,CT 扫描在获取颅骨和面部数据方面有着其它数据采集方式无可比拟的优势,因此躺卧姿态颅面数据的姿态矫正对颅面形态学的研究意义重大。目前国内外对躺卧颅面模型的直立矫正方法还鲜有研究。本文从生理学和几何学出发,将三维人脸曲面看作是嵌入在 R^3 空间中紧致、连通、零亏格的 2-黎曼流形,利用测地线找寻躺卧与直立两种姿态下容易发生形变的部位的特征点,通过建立特征点的统计运动模型来表示颅面在两种姿态下的形变,通过统计模型匹配来确定待矫正颅面上特征点的运动向量,根据特征点的运动确定躺卧颅面模型到直立颅面模型的变形。

2 面部特征点的提取

除了眼角、嘴角等生理特征点,人面部明显的特征点非常少。这些特征点很难反映人脸从躺卧姿态到直立姿态的模型形变。本节利用测地线找寻两种姿态下容易发生形变的面部区域的一组对应点,称之为弱特征点。人脸由躺卧姿态到直立姿态的形变是由重力作用引起的,可以看作等距形变,由于测地距离是曲面的几何内蕴量,度量了曲面上两点之间的最短路径长度,且测地距离具有在等距形变下保持不变的特性,因此可以很好地提取到躺卧与直立两种姿态下发生等距形变的面部特征对应点。

2.1 测地线的提取

颅面上鼻子区域由两侧鼻翼软骨内角和鼻尖部软组织组成,鼻尖不会受重力作用的影响,因此,当人脸姿态发生变化时,鼻尖不会发生形变。鼻尖点由于其生理特征和位置的特殊性,在很多三维颅面的相关研究中发挥着很大的作用。由于颅骨的支撑,面部边界的形变较小。本文将边界等分,以鼻尖点作为目标源点,求取鼻尖点与边界等分点间的测地线。

鼻尖是整个三维颅面模型上最突出的点,根据这一几何特征,可以很容易地提取到鼻尖点。由于所有人脸模型的坐标系 Z 方向均指向人脸外侧(见图 1,坐标系的建立见实验部分),本文取 Z 坐标值最大的点为鼻尖点。要提取边界等分点,需要先确定模型的边界。将三维模型沿着鼻尖点的法方向投影到其切平面上,则二维投影的边界点对应的三维点构成三维模型的边界。切平面上的边界点确定之后,以鼻尖点为起始点,以其最大主曲率对应的主方向为起始方向,在其切平面上沿顺时针方向每间隔一定角度 θ 发出一条射线,则可以得到 $K = \frac{2\pi}{\theta}$ 条射线,然后计算每条射线与二维投影区域边界的交点 $P_i (i=1, 2, \dots, K)$,将这些交点反投影到三维模型上,它们在三维模型上的投影点 P_i' 即为所要确定的三维模型上有着相同角度间隔的边界等分点。

三维人脸曲面可以看作是嵌入在 R^3 空间中紧致、连通、零亏格的 2-黎曼流形,由于本文采用

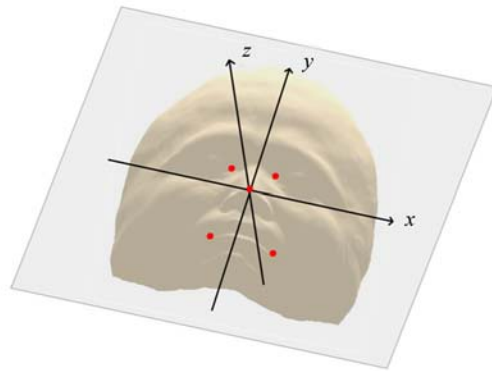


图 1 坐标系示意图

Fig. 1 Coordinate system illustration

的颅面模型均为完整的三维网格模型,因此,在求解鼻尖点到各等分点的测地线时,可以选用适合流形曲面完整模型的测地线求解算法,如 MMP^[17], ICH^[18] 等算法。本文采用经典的测地线求解算法 MMP。利用 MMP 算法提取到的测地线效果如图 2 所示。

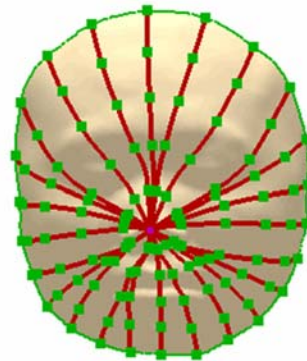


图 2 测地线和测地线特征点提取效果图

Fig. 2 Geodesic and extracted geodesic feature points

2.2 特征点提取

利用 MMP 算法提取到鼻尖点到边界等分点的测地线后,计算每个边界等分点到鼻尖点的测地距离。然后根据测地距离值对第 i 条测地线进行 L 等分,则测地线上的等分点即为获取到的弱特征点。其中测地线的等分份数 L 的值要根据具体的三维模型和计算复杂度选定,若 L 值过小,所选取的特征点会过密,其中的一部分特征点在整个矫正过程所发挥的作用并不大,而且增加了计算复杂度;如果 L 值过大,所提取到的表征整个三维面貌模型的特征点的数目就会减少,这

样就无法准确表征整个三维模型。图2中显示了测地线的五等分效果,图中可以看出特征点覆盖了鼻子的部分区域。由于鼻子区域在两种姿态下基本不会发生形变,因此鼻子区域的特征点在矫正中的作用很小。为了降低计算的复杂度,本文选择去除鼻子区域的特征点。最终的特征点显示在图3中。

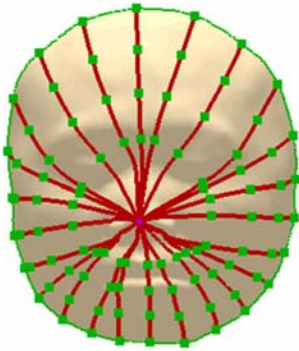


图3 面部特征点

Fig. 3 Craniofacial feature points

3 基于特征点运动模型的躺卧三维颅面模型矫正

当确定了躺卧和直立姿态下的面部特征点,颅面在两种姿态下的形变就可以由特征点的运动来控制。本节首先对特征点的运动进行统计建模,然后利用特征点的运动模型对任一躺卧三维颅面模型上的特征点的运动进行估计,最后根据特征点的运动来估计直立姿态下的颅面模型。

3.1 特征点运动模型的建立

主成分分析 PCA^[8]是建立统计模型的通用方法。对于高维数据,PCA 寻找能够反映训练样本数据分布的一组正交轴,这组正交轴原点设在数据集的中心,表示训练数据中具有最大方差的一组方向,能够使得数据以最小方差重构。在训练样本数据集中,每个样本均包含躺卧姿态和直立姿态的颅面模型。由于测地距离在等距形变下保持不变,因此在两种姿态下提取的面部特征点是对应的,其躺卧姿态的特征点到直立姿态对应

的特征点的平移构成了特征点的运动向量。假定躺卧姿态下的特征点 $P(x, y, z)$ 对应的直立姿态下的特征点为 $P'(x', y', z')$, 则该特征点的运动向量为 $V(v_x, v_y, v_z) = V(x' - x, y' - y, z' - z)$ 。本文对这些躺卧姿态下的特征点及其运动向量建立统计模型。假定有 N 个训练样本,按照 2.2 节方法,每个模型总共提取到 m 个特征点,由每个训练样本的躺卧模型上的所有特征点 $P_i(x_i, y_i, z_i), i=1, 2, \dots, m$ 及其运动向量 $V_i(v_{ix}, v_{iy}, v_{iz})$, 可为该模型构造一个 $6m$ 维的运动向量 $\mathbf{H} = [x_1, y_1, z_1, v_{1x}, v_{1y}, v_{1z}, \dots, x_m, y_m, z_m, v_{mx}, v_{my}, v_{mz}]$ 。对 N 个训练样本的运动向量数据 $H_j, j=1, 2, \dots, N$ 进行 PCA 分析,假定 U_1, U_2, \dots, U_i 是 PCA 变换得到的单位正交的主方向, $\bar{\mathbf{H}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N H_i$ 是样本运动向量的均值。PCA 可以将每一个运动向量 \mathbf{H}_j 通过下述变换投影到以均值 $\bar{\mathbf{H}}$ 为原点,以这些主方向为坐标轴的坐标系中。对每个运动向量 \mathbf{H}_j , 变换为

$$\mathbf{h}_j = \mathbf{U}^T (\mathbf{H}_j + \bar{\mathbf{H}}), \quad (1)$$

其中: $\mathbf{U} = [U_1, U_2, \dots, U_i]$, $\mathbf{h}_j \in R^l$ 称为运动向量 \mathbf{H}_j 的主成分向量,根据主成分向量可以近似重构运动向量 \mathbf{H}_j 如下:

$$\mathbf{H}_j \approx \bar{\mathbf{H}} + \mathbf{U} \mathbf{h}_j, \quad (2)$$

颅面特征点的运动模型可近似表示为主方向的组合形式:

$$\mathbf{H}_{\text{model}}(\mathbf{b}) = \bar{\mathbf{H}} + \sum_{i=1}^l b_i \mathbf{U}_i = \bar{\mathbf{H}} + \mathbf{U} \mathbf{b}, \quad (3)$$

其中 $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_l)^T$ 是组合参数。

3.2 躺卧三维颅面模型矫正

对于任一待矫正的躺卧姿态的三维颅面模型,利用上面所述方法进行特征点的提取,然后利用运动模型(3)估计这些特征点的运动向量。特征点运动向量的估计就是根据这些特征点进行运动模型匹配,寻找合适的模型参数来生成特征点及其运动向量,并使生成的特征点与待矫正的躺卧颅面模型的特征点间的误差尽可能小,因此目标函数可以定义为:

$$E(\mathbf{b}) = \sum_{i=1}^m \| (P_i^m, P_i) \|^2, \quad (4)$$

其中: P_i^m 为特征点运动模型(3)确定的特征点, P_i

为待矫正的躺卧颅面模型的特征点, $\|(\cdot, \cdot)\|$ 表示对应点间的距离, 采用欧氏距离。该最小化问题可以采用经典的梯度下降法来求解。

特征点的运动向量确定以后, 根据这些运动向量可以计算出待矫正躺卧模型在直立姿态下的特征点的位置, 如何根据特征点的运动确定人脸在躺卧与直立两种姿态下的非刚性形变是本文要解决的问题。薄板样条 (Thin-Plate Spline, TPS) 变换^[19]是一种具有很好的平滑性约束的非刚性变换, 可以将形变分解为仿射变换和非仿射变换两部分, 而重力作用引起的颅面形变主体为仿射变换, 因此采用 TPS 来确定两种姿态下颅面的形变, 以在直立与躺卧两种姿态的特征点对应作为控制点即可确定一个 TPS 变换, 根据确定出的 TPS 变换将躺卧三维颅面模型矫正到直立姿态下的模型。

4 实验结果

本文采用西门子多排螺旋 CT 扫描仪和 Cyberware 三维激光扫描仪采集了 100 名志愿者的躺卧和直立姿态的三维颅面数据。获取的颅面原始模型往往有空洞、裂缝、杂乱点等各种问题, 因此首先需要对获取到的模型进行补洞、去噪^[20]、裁剪及修复不完整部分等操作。这些操作可以在一些专用软件如 Geomagic 中以人机交互的方式来完成。由于本文是对特征点的运动进行统计分析, 因此要求所有的颅面模型必须是建立在同一个坐标系下。由于三维激光扫描仪获取的数据仅包括颅面面部数据, 而颅面重构一般只重构面部数据, 因此本文选取一个三维扫描获取的颅面模型作为参考, 将其它数据均与该参考模型对齐配准, 目的是在同一个坐标系下得到姿态一致的颅面模型。为方便数据配准^[21], 先将所有的颅面模型进行如下姿态调整: 在参考颅面模型上以人机交互的方式标定两个内眼角点和两个嘴角点, 由这 4 个点拟合一个平面, 然后将原始坐标系原点平移到这 4 个点的中心, 并进行旋转, 使得生成的新坐标系 Z 方向指向颅面外侧且与该平面法方向平行, 并将模型变换到该坐标系。这样得到的

颅面模型姿态基本一致。最后采用 Hu 等人提出的基于 TPS 薄板样条变形的三维稠密点云非刚性颅面配准算法^[22]将其它颅面数据与姿态调整后的参考模型进行对齐配准, 得到姿态一致、连接一致的颅面模型。然后按照第 2 节的步骤对每个颅面模型提取面部特征点。

利用其中的 90 个样本作为训练数据, 建立特征点运动模型, 另外 10 个样本作测试。表 1 为 4 个不同的三维躺卧模型矫正对比图, 其中第 1 行为待矫正的躺卧姿态的三维模型, 第 2 行为对应的直立扫描颅面模型, 第 3 行为两个模型的叠加。表 2 显示了矫正后的结果, 其中第 1 行为直立扫描颅面模型, 第 2 行为躺卧姿态矫正后的三维模型, 第 3 行为两个模型的叠加。其中从蓝色到黄色表示误差逐渐增大(彩图见期刊电子版)。从表 1 中可以看出, 躺卧和直立姿态的三维颅面数据有较大形变, 尤其是脸颊靠近下巴的区域, 这是因为脸颊区域是软组织最为丰富的部分, 受重力作用影响较大, 这也是本文工作的出发点。表 2 显示了矫正后的结果, 其中第 1 行为直立扫描颅面模型, 第 2 行为躺卧姿态矫正后的三维模型, 第 3 行为两个模型的叠加。可以看出姿态矫正后的颅面模型和真实采集到的直立姿态颅面模型在脸颊靠近下巴的区域的形变得到了矫正, 两者比较接近。表 1 和表 2 中也分别给出了矫正前和矫正后颅面模型与直立姿态扫描得到的颅面模型间的平均误差。10 个测试样本矫正前颅面模型与直立姿态扫描得到的颅面模型间的平均误差的均值为 0.68×10^{-2} , 矫正后的平均误差的均值为 0.76×10^{-4} , 平均误差从矫正前的 10^{-2} 数量级下降到矫正后的 10^{-4} 数量级, 这说明所提出的模型矫正方法是有效的。

本文算法的特点在于: 首先, 在两种姿态下面部易发生形变的面颊区域没有明显的生理特征点, 因而很难获取点对应, 本文利用测地距离的内蕴几何不变性, 能够准确提取两种姿态下的特征点对应; 其次, 本文利用 PCA 建立颅面的特征点运动模型, 能够较好地表示颅面在两种姿态下发生的形变, 因而能够实现有效地模型矫正。

表 1 2 种姿态模型对比图

Tab. 1 Comparison of two posture models

	1	2	3	4
Standing Posture				
Lying Posture				
Shape Variant				
Mean Error/ $\times 10^{-2}$	0.71	0.37	0.91	0.40

表 2 矫正模型效果对比

Tab. 2 Comparison of rectified model results

	1	2	3	4
Grand Truth				
Adjusting Result				
Shape Variant				
Mean Error/ $\times 10^{-4}$	0.692	0.771	0.732	0.769

5 结 论

面貌是身份识别最直接的依据,由于数据采集条件的制约,颅面重构通常采用躺卧姿态下采集的颅面数据。由于重力的作用,三维颅面在躺卧与直立两种姿态下的差异较大,因而重构出的颅面模型在视觉效果上与日常看到的直立姿态颅面有一定差别,不利于身份鉴别。本文提出了一种基于测地线的躺卧三维颅面模型的直立矫正方法,首先从鼻尖点出发提取颅面模型的等角度测

地线,并将测地线进行等分,将测地线上的等分点作为三维颅面模型的特征点;根据同一颅面模型两种姿态下的特征点的运动变化建立统计模型,对于待矫正的躺卧颅面模型,先根据统计模型确定特征点的运动,再根据特征点的运动,利用 TPS 变换确定躺卧颅面模型到直立颅面模型的变形。通过在真实的三维颅面库上进行了实验验证,实验结果表明该模型矫正方法使平均误差从矫正前的 10^{-2} 数量级下降到矫正后的 10^{-4} 数量级,证明了所提出的模型矫正方法的有效性。

参考文献:

- [1] WILKINSON C. Computerized forensic facial reconstruction: A review of current systems[J]. *Forensic Science, Medicine, and Pathology*, 2005, 1(3): 173-177.
- [2] HWANG H S, PARK M K, LEE W J, *et al.*. Facial soft tissue thickness database for craniofacial reconstruction in Korean adults[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2012, 57(6): 1442-1447.
- [3] SHUI W Y, ZHOU M Q, DENG Q Q, *et al.*. Densely calculated facial soft tissue thickness for craniofacial reconstruction in Chinese adults[J]. *Forensic Science International*, 2016, 266:573. e1-573. e12.
- [4] BULUT O, SIPAHI O G L U S, HEKIMO G L U B. Facial soft tissue thickness database for craniofacial reconstruction in the Turkish adult population[J]. *Forensic Science International*, 2014, 242: 44-61.
- [5] DONG Y, HUANG L, FENG Z, *et al.*. Influence of sex and body mass index on facial soft tissue thickness measurements of the northern Chinese adult population[J]. *Forensic Science International*, 2012, 222(1-3):396. e1-396. e7.
- [6] CLAES P, VANDERMEULEN D, DE GREEF S, *et al.*. Computerized craniofacial reconstruction: conceptual framework and review[J]. *Forensic Science International*, 2010, 201(1-3): 138-145.
- [7] 祝午阳,周明全,武仲科,等. 数据配准的颅骨面貌复原方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2011, 23(4): 607-614.
SHUI W Y, ZHOU M Q, WU ZH K, *et al.*. An approach of craniofacial reconstruction based on registration[J]. *Journal of Computer-Aided Design* & *Computer Graphics*, 2011, 23(4): 607-614. (in Chinese)
- [8] DUAN F Q, HUANG D H, TIAN Y, *et al.*. 3D face reconstruction from skull by regression modeling in shape parameter spaces[J]. *Neurocomputing*, 2015, 151: 674-682.
- [9] LEE W J, YOON A Y, SONG M K, *et al.*. The archaeological contribution of forensic craniofacial reconstruction to a portrait drawing of a Korean historical figure[J]. *Journal of Archaeological Science*, 2014, 49: 228-236.
- [10] DENG Q Q, ZHOU M Q, WU ZH K, *et al.*. A regional method for craniofacial reconstruction based on coordinate adjustments and a new fusion strategy [J]. *Forensic Science International*, 2016, 259: 19-31.
- [11] LEE W J, WILKINSON C M, HWANG H S, *et al.*. Correlation between average tissue depth data and quantitative accuracy of forensic craniofacial reconstructions measured by geometric surface comparison method[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2015, 60(3): 572-580.
- [12] BERAR M, TILOTTA F M, GLAUNÈS J A, *et al.*. Craniofacial reconstruction as a prediction problem using a Latent Root Regression model[J]. *Forensic Science International*, 2011, 210(1-3): 228-236.
- [13] DE GREEF S, CLAES P, MOLLEMANS W, *et al.*. Semi-automated ultrasound facial soft tissue depth registration: method and validation [J]. *Journal of Forensic Science*, 2005, 50(6): 1282-1288.
- [14] CLAES P, VANDERMEULEN D, DE GREEF S, *et al.*. Craniofacial reconstruction using a combined sta-

- tistical model of face shape and soft tissue depths: methodology and validation[J]. *Forensic Science International*, 2006, 159(S1): S147-S158.
- [15] KUSTÁR A, FORRÓ L, KALINA I, *et al.*. FACE - R-A 3D database of 400 living individuals' full head CT - and face scans and preliminary GMM analysis for craniofacial reconstruction[J]. *Journal of Forensic Sciences*, 2013, 58(6): 1420-1428.
- [16] 赵俊莉, 武仲科, 刘翠婷, 等. 形状空间下的 3D 面貌相似性比较[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(4): 1138-1145.
- ZHAO J L, WU ZH K, LIU C T, *et al.*. 3D facial similarity comparison in shape space[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(4): 1138-1145. (in Chinese)
- [17] MITCHELL J S, MOUNT D M, PAPADIMITRIOU C H. The discrete geodesic problem[J]. *SIAM Journal on Computing*, 1987, 16(4): 647-668.
- [18] XIN S Q, WANG G J. Improving Chen and Han's algorithm on the discrete geodesic problem[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(4): 104.
- [19] BOOKSTEIN F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(6): 567-585.
- [20] 吴禄慎, 史皓良, 陈华伟. 基于特征信息分类的三维点数据去噪[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(6): 1465-1473.
- WU L SH, SHI H L, CHEN H W. Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(6): 1465-1473. (in Chinese)
- [21] 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)
- [22] HU Y L, DUAN F Q, YIN B C, *et al.*. A hierarchical dense deformable model for 3D face reconstruction from skull[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2013, 64(2): 345-364.

作者简介:



段福庆(1973—),男,陕西人,博士,教授,博士生导师,1995年、1998年于西北大学分别获得学士、硕士学位,2006年于中科院自动化所获得博士学位,担任 Springer 国际期刊《Frontiers of Computer Science》青年 Associate Editor;担任多个国际会议 ACCV、HCII、CAA、ICONIP 等程序委员会委员、组织委员会委员、分会主席;中国计算机学会计算机视觉专业组委员,中国图象图形学学会医学影像专业委员会委员,主要研究方向包括摄像机标定,模式识别与机器学习。E-mail: fqduan@bnu.edu.cn



白方域(1991—),男,甘肃张掖人,硕士研究生,2014年于北京师范大学攻读硕士学位,主要从事图像处理、机器学习、计算机视觉等方面的研究。E-mail: bfy122@hotmail.com