

## 基于特征点的三维人脸形变模型<sup>\*</sup>

龚勋<sup>1,2+</sup>, 王国胤<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

<sup>2</sup>(重庆邮电大学 计算机科学与技术研究所, 重庆 400065)

### 3D Face Deformable Model Based on Feature Points

GONG Xun<sup>1,2+</sup>, WANG Guo-Yin<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

<sup>2</sup>(Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

+ Corresponding author: E-mail: gongxun@foxmail.com

**Gong X, Wang GY. 3D face deformable model based on feature points. *Journal of Software*, 2009,20(3): 724-733. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3317.htm>**

**Abstract:** The traditional 3D deformable model is inefficient in face reconstruction. To address this problem, a linear deformable model is proposed based on facial landmarks. First, a 2D template-based alignment algorithm is developed to process the correspondence between faces automatically, and a facial linear model is built. Then, a dynamic component-based deforming model is proposed to select the most correlative components as the basic space. Finally, the facial shape is reconstructed by a double deformation framework, a combination of the global deformation and local modification. Experimental results show that this method outperforms the conventional methods in modeling precision, and the 3D faces generated from real-world photos are rather realistic based on a few landmarks.

**Key words:** dense correspondence; 3D face reconstruction; linear regression; deformable model; radial based function

**摘要:** 针对传统三维人脸形变模型效率低的不足,提出了一个基于特征点的线性人脸形变模型.首先,提出一种基于平面模板的对应方法,自动地实现了三维人脸的稠密点对应,建立了人脸线性模型.然后,提出一个基于动态成分的线性形变模型,选择与目标人脸最相关的主成分作为形变模型的基空间.最后,采用一个全局与局部双重形变框架来完成人脸形状建模.实验结果表明,该方法能够获得较好的建模精度,可以通过真实照片上的少量特征点生成逼真的三维人脸模型.

**关键词:** 稠密对应;三维人脸重建;线性回归;形变模型;径向基函数

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

\* Supported by the Program for New Century Excellent Talents in University of China (新世纪优秀人才支持计划); the Open Funds of Chongqing Key Laboratory of Computer Network and Communication of China (重庆市计算机网络与通信重点实验室开放基金); the Natural Science Foundation of Chongqing of China under Grant No.CSTC2007BB2445 (重庆市自然科学基金)

Received 2007-07-18; Accepted 2008-03-14

人脸是人们身份和情感传递最重要、最直接的载体。从 20 世纪 70 年代开始,真实感人脸建模一直是计算机图形学、机器视觉等领域研究的热点问题。人脸建模过程包括形状重建和纹理合成,其中,三维形状是人脸的本质属性。本文主要研究基于特征点的人脸形状重建。

根据数据的来源不同,人脸形状建模方法可以大致分为两类:其一是利用三维数字扫描仪<sup>[1]</sup>获取人脸三维信息,该方法能够得到精确的人脸模型,但是由于硬件设备造价高且不够灵活,一般只适用于某些特殊场合。因此,目前的研究热点主要集中于另一类方法,即根据图像或者视频中的信息进行个性建模<sup>[2-12]</sup>。这类方法中具有代表性的是根据多视点人脸图像或视频序列,通过机器视觉算法来计算和恢复人脸特征点的三维信息,并通过修改中性人脸模型来生成特定三维人脸。Pighin 等人<sup>[2]</sup>提出了空间散乱数据插值方法,根据多张照片建立人脸三维模型的纹理映射,并采用 morphing 技术生成不同脸部表情间的过渡,能够生成真实感较好的人脸。Liu 等人<sup>[3]</sup>通过角点匹配和 structure from motion 算法实现了基于单个摄像头的人脸重建。Fua 等人<sup>[4]</sup>提出用光束法(bundle adjustment)与人脸库相结合的方法从视频流中恢复人脸形状,可以在光照条件变化的情况下得到较好的模型。总的来说,这类基于机器视觉的方法需要大量的人机交互来完成特征点对应,不易实现自动化。针对这一不足,许多学者提出基于单张图像的人脸建模算法<sup>[5-8]</sup>。一般而言,在没有任何假设约束的情况下,基于单张图像的三维形状重建是一个病态问题。Blanz 等人<sup>[8]</sup>提出的形变模型克服了这一问题,以三维人脸库作为先验知识对人脸模型进行约束,成功地实现了基于单张图像的三维人脸自动建模。但是,该模型还存在许多亟待改进的地方:迭代次数多、运算时间长是其主要不足;另外,模型匹配算法对初值依赖性强,往往会因为局部最优解而导致建模失败。在此基础上,Romdhani<sup>[6]</sup>采用多重特征对优化目标函数进行约束,在一定程度上缓解了形变模型的局部最优问题,但同时也使得计算更加复杂。尹宝才等人<sup>[7,8]</sup>从多分辨率、优化目标函数等方面对形变模型进行了改进,在一定程度上提高了算法的收敛速度和精度。

基于以上分析,我们认为只有充分利用人脸库的先验知识,才能从单张照片重建出真实感强的人脸模型。但是传统的形变模型处理速度慢,无法满足应用要求。而基于特征点的线性模型可以快速地完成建模:柴秀娟、姜大龙等人<sup>[9,10]</sup>提出了一种稀疏的形变模型(sparse deforming model,简称 SDM),能够在 1 秒内(P4 3.2G CPU 的机器上)完成形状参数估计;Vetter 等人<sup>[11,12]</sup>也提出了类似的基于稀疏数据的形状重建算法(surface reconstruction from sparse data,简称 SRSD)。但是往往由于特征点的过拟合,这些方法的重建精度与真实人脸存在较大的差距。

本文主要探索如何提高基于特征点的形变模型的建模精确度,以满足实际应用中对面脸建模的精度与速度两方面的要求。因为三维人脸库是形变模型的基础,为了创建一个标准化、能够线性操作的三维人脸数据库,我们提出一个基于平面模板重采样的方法,自动地实现了原始数据点的稠密对应,克服了传统方法需要大量人工操作的不足。在人脸重建方面,我们首先在 SRSD 基础上提出一个基于动态主成分的形变模型,该模型通过计算与目标人脸的相关性,选择相关度最高的一组主成分作为形变模型的基空间,进行全局的形变计算。最后,我们提出一个双重形变框架把全局与局部形变结合起来进行最终建模。实验数据表明了本文方法的有效性——在特征点数目较少的情况下,本文算法仍表现出较好的鲁棒性。研究结果还表明,只要合理地利用人脸库信息,通过单张图片上的少量特征点仍然可以重建出真实感较好的人脸模型。

本文第 1 节介绍基于平面模板的重采样方法,解决三维人脸库的稠密点对应问题。第 2.1 节简要描述基于特征点的形变模型。第 2.2 节和第 2.3 节分别对本文提出的基于动态主成分的形变模型和双重形变框架进行详细介绍。第 3 节给出实验结果及与相关算法的性能比较。最后,第 4 节对本文进行总结和展望。

## 1 基于平面模板的稠密对应

本文采用 BJUT-3D Face Database<sup>[13]</sup>三维人脸数据库为原始人脸模型。由于个体不同,扫描得到的三维人脸数据之间存在很大差异,三维人脸间的顶点不仅没有对应关系,而且人脸间的顶点和三角片数目不一致,这些都影响了数据的可操作性。因此,原始三维人脸库有待标准化,即建立三维人脸顶点之间的一一对应(也称稠密对应)。Blanz<sup>[5]</sup>提出了用光流算法及其 Bootstrapping 算法来解决三维人脸的稠密对应,但光流算法理论本身存在局限性,对与参考人脸相似的人脸有效,而对于与参考人脸差异明显的人脸就会产生较大的误差。胡永利等人<sup>[7]</sup>提

出一种基于网格重采样的方法,能够产生比较精确的结果,但该方法需要大量的人工交互,处理复杂.本文在文献[7]的启发下,提出一种基于平面模板的重采样方法,自动地实现了三维人脸间的对应.该方法分为三维人脸特征定位、人脸分割和重采样 3 个过程,流程如图 1 所示.

首先,对三维人脸 5 个主要特征区域(眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴、耳朵)进行定位.当前,精确人脸特征定位仍然是图像领域的一个难题.由于本文处理的对象是三维人脸,一方面能够通过三维数据准确地找到人脸的显著特征;另一方面,可以从该库获得光照条件较好的二维纹理图像.通过三维信息与纹理信息相结合,从而实现对该数据库人脸特征区域的定位<sup>[14]</sup>:(1) 搜索鼻尖:因为三维人脸是经过校正的,我们把 Z 轴方向最大的顶点当作鼻尖,准确率可以达到 99.2%;(2) 根据鼻尖,获取 X,Y 轴方向过鼻尖的垂直、水平等值线(isoline).通过垂直等值线(如图 1(a)所示)上的曲率变化可以大致定位鼻子、嘴巴、眼睛的位置;同时,通过水平等值线上的曲率变化定位耳朵和鼻子的水平位置;(3) 根据(2)中所确定的眼睛处的粗略位置,将该处的纹理图进行二值化处理,采用水平方向和垂直方向的投影积分来定位眼睛和眉毛.

其次,根据特征区域把人脸划分为 36 个分片,过程如图 1(b)所示.如果把每一个分片当成一个顶点,对人脸库中的所有人脸都进行相同的分片后,可以认为所有三维人脸之间的对应关系已经建立,即每个人脸都有相同的顶点数目,并且顶点之间从特征意义上已经一一对应,如图 1(c)所示.

最后,为了得到精细的人脸还需要对分片进行细分:(1) 把所有三维人脸进行柱面展开,得到三维人脸的纹理图;(2) 对所有纹理图进行统计,得到每一分片的平均大小,以此建立一个平面模板,该模板定义了重采样的数目及拓扑结构,图 1(d)是平面模板和第 1 分片的详细图,其中封闭黑线内部代表有效的顶点;(3) 用插值算法对纹理图上每一分片按照模板进行重采样,由于三维顶点与纹理图像素之间是一一对应的,从而确定了重采样的三维顶点;(4) 最后,对每一分片按照模板定义的拓扑结构进行网格重建,并将所有分片合并生成最终的标准化人脸,如图 1(e)所示.

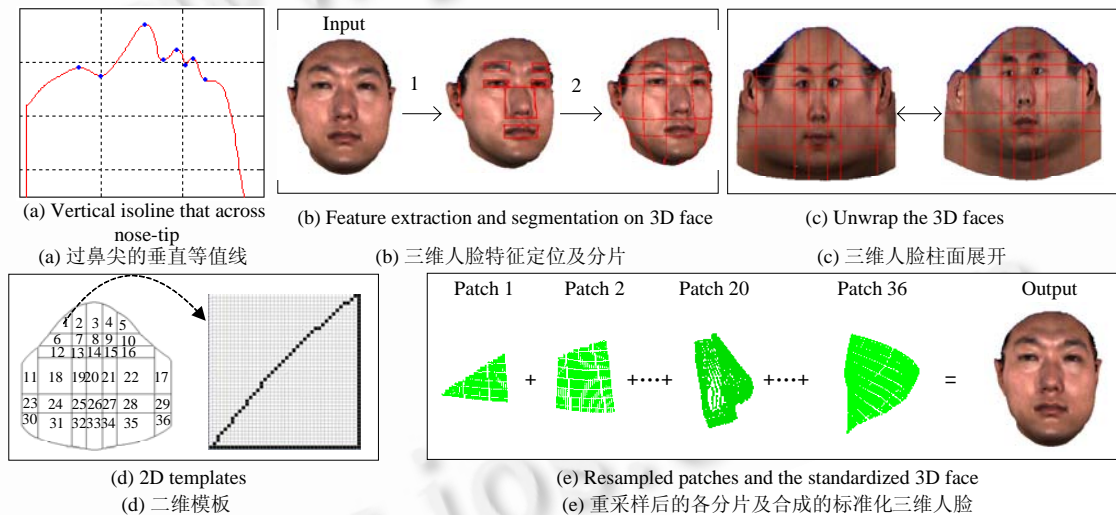


Fig.1 3D face correspondence based on planar templates

图 1 基于平面模板的三维人脸稠密对应

## 2 形状恢复

本节主要讨论人脸形状的重建,首先对基于特征点的线性人脸模型<sup>[11]</sup>进行简单介绍;然后,提出一个基于动态成分的可变模型对传统算法加以改进,并在此基础上提出一种双重形变方法以实现相对精确的人脸形状建模.

### 2.1 基于特征点的形变模型

对于已经建立了稠密对应的人脸形状  $s_i$  可以用向量表示为

$$s_i = (x_1, y_1, z_1, \dots, x_k, y_k, z_k, \dots, x_n, y_n, z_n)^T \in \mathcal{R}^{3n}, i=1, \dots, m \quad (1)$$

其中,  $(x_k, y_k, z_k)$  是第  $k$  个顶点  $v_k$  的坐标值,  $n$  是顶点数目. 把人脸当成一个线性类,  $m$  个人脸形状是一个线性子空间, 可以用矩阵  $S=(s_1, \dots, s_m) \in \mathcal{R}^{3n \times m}$  表示. 对于任意一个新的人脸形状,  $s_{new}$  都可以由下式表示:

$$s_{new} = S \cdot \alpha, \alpha = (a_1, \dots, a_i, \dots, a_m)^T \text{ 且 } a_i \in [0, 1], \sum_{i=1}^m a_i = 1 \quad (2)$$

为了消除原始人脸数据之间的相关性并降低数据量, 用主成分分析 (PCA) 对原始数据进行变换, 取前  $m' (\leq m-1)$  个最大特征值  $\sigma = (\sigma_1^2, \dots, \sigma_{m'}^2)$  (其中  $\sigma_1^2 \geq \dots \geq \sigma_{m'}^2$ ) 所对应的特征向量 (主成分) 构成形状特征矩阵  $Q = (q_1, \dots, q_{m'})$ . 以特征矩阵  $Q$  为基底, 那么, 式 (2) 可以改写为

$$s_{new} = \bar{s} + Q \cdot \beta = \bar{s} + \Delta s \quad (3)$$

其中,  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_i, \dots, \beta_{m'})^T \in \mathcal{R}^{m'}$ ,  $\bar{s} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m s_i$ . 同时, PCA 给出了组合系数  $\beta$  的统计特征, 即  $\beta_i$  服从方差为  $\sigma_i$ 、均值为 0 的高斯分布, 图 2 演示了部分主成分及系数  $\beta$  在人脸变形中的作用 (详细分析见第 2.2 节).

式 (3) 指出, 对中性人脸进行大小为  $\Delta s$  的变形可以生成特定人脸. 基于特征点的人脸形状重建就可以描述为根据已知的  $k$  个特征点的形变量  $\Delta s^f$  来计算全局形变量  $\Delta s$ . 特定人脸上的特征点坐标用向量  $s^f \in \mathcal{R}^l$  (对于二维特征点  $l=2k$ , 三维点  $l=3k$ ) 表示, 那么

$$s^f = Ls, L: \mathcal{R}^{3n} \mapsto \mathcal{R}^l \quad (4)$$

$L$  是一个隐含的映射关系, 在本文中是一个投影操作, 表示选择特征点. 同样地, 对特征向量矩阵  $Q$  进行  $L$  变换得到基于特征点的特征矩阵:

$$Q^f = LQ = (q_1^f, \dots, q_{m'}^f) \in \mathcal{R}^{l \times m'} \quad (5)$$

由式 (3)、式 (4) 可知,

$$\Delta s^f = L(s - \bar{s}) = L(Q \cdot \beta) = Q^f \cdot \beta \quad (6)$$

如果直接根据式 (6) 进行矩阵运算<sup>[9,10]</sup> 计算  $\beta$  往往会产生对特征点的过拟合, 而对其他顶点的预测性不准确. Vetter 等人<sup>[11]</sup> 提出将问题转化为计算目标函数的最优解, 通过贝叶斯 (Bayes) 方法建立目标函数:

$$E(\beta) = \|Q^f \cdot \beta - \Delta s^f\|^2 + \eta \cdot \|\beta\|^2 \quad (7)$$

其中第 1 项重建误差, 第 2 项描述了随机波动, 用于增强模型对噪音的鲁棒性,  $\eta \geq 0$  是调整参数. 已经证明<sup>[11]</sup>:

$$\arg \min \|E(\beta)\| = V \cdot \left( \frac{\lambda_i}{\lambda_i^2 + \eta} \right) \cdot U^T \cdot \Delta s^f \quad (8)$$

其中,  $U \in \mathcal{R}^{l \times l}$ ,  $V \in \mathcal{R}^{m' \times m'}$ ,  $A = \text{diag}(\lambda_i) \in \mathcal{R}^{l \times m'}$ , 根据奇异值分解 (SVD),  $Q^f = UAV^T$ .

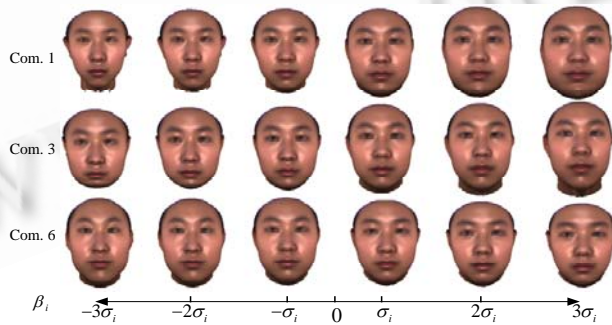


Fig.2 Deforming effect of eigenvectors,  $\beta_i \in [-3\sigma_i, +3\sigma_i]$

图 2 主成分的形变效果,  $\beta_i \in [-3\sigma_i, +3\sigma_i]$

## 2.2 成分的动态选择

文献[11]方法的实质是利用先验知识对计算结果进行调整,也就是在平均人脸和计算结果取折衷——通过调节  $\eta$  值来实现.在式(8)中,当  $\eta=0$  时,计算结果与文献[9,10]一致,过拟合现象严重,误差较大;当  $\eta$  取较大值时,建模结果就往往失去了个性特征,而与平均人脸更为相近,也会产生较大的误差(关于  $\eta$  的讨论见文献[11]),这两种基于特征点的形变模型从本质上是一致的.为了从根本上提高建模精度,本节在文献[11]方法的基础上提出一种筛选策略,选择与目标人脸相关度最高的一组主成分作为线性变换的基空间.

PCA 处理后的主成分之间是正交的.从图2可以看到不同的主成分从不同角度对人脸形状产生了影响:第1主成分主要描述了性别的差异,第3主成分主要控制嘴部以下的长度,第6主成分主要调节人脸的宽度(不同人脸库训练得到的主成分效果会有所区别,但当人脸库足够大时,这种效果会趋于稳定).基于 PCA 的算法<sup>[5,9,11]</sup>通常是选择最大的  $m'$  个特征值对应的主成分构成特征矩阵进行人脸建模.特征值代表了其所对应的主成分在训练库中的信息含量,但是由于训练库样本量的限制,特征值大的主成分与一个新的测试人脸不一定相关,也就是说,在训练库相对重要的成分而对一个新的人脸却并不重要,反之,在训练库中并不突出的特征可能对新的人脸影响较大.因此,如果完全按照特征值大小选取特征矩阵,可能会引入不相关信息或者丢失有用信息,为后续建模带来误差.另外,在式(8)中,当  $\eta=0$  时,  $\beta$  可以看成一般的多元线性回归方程的解.根据统计理论,选择自变量的原则是少而精,如果模型中包含过多的无效成分,反而会降低模型的预测精度.

基于以上考虑,我们提出基于动态成分的形变模型(dynamic component based deforming model,简称 DCDM),采用  $t$  检验对每个成分进行线性相关显著性检验,选择与当前特定人脸最相关的成分来构成特征矩阵.令  $R = \|\mathbf{Q}^f \cdot \beta - \Delta s^f\|^2$  是特征点重建误差平方和,其自由度  $f_R = (l - m' - 1)$ ,  $\mathbf{Q}^f$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}_{\mathbf{Q}^f} = (\mathbf{Q}^f)^T \cdot \mathbf{Q}^f$ . 对第  $i$  成分 ( $q_i^f$ ),我们提出假设:

$$H_{0,i} : \beta_i = 0, 1 \leq i \leq m' \quad (9)$$

根据  $t$ -检验,  $H_{0,i}$  的拒绝域为

$$W = \{t_i > t_{\alpha/2}(f_R)\} \quad (10)$$

$$t_i = (|\beta_i| \cdot \sqrt{f_R}) / (R \cdot c_{i,i}) \quad (11)$$

其中,  $\alpha$  是显著性水平,  $c_{i,i}$  是矩阵  $(\mathbf{C}_{\mathbf{Q}^f})^{-1}$  主对角线上第  $i$  个元素.

关于  $H_{0,i}$  的检验如果被接受,则表明第  $i$  个成分与当前人脸形状线性相关关系不显著,应该从线性模型中将其剔除,然后重新计算新的  $\beta$  值.如果同时有多个成分与当前形状线性相关性不显著,则采用分步检验的策略,即选取  $t_i$  值最小的成分加以剔除,更新  $\beta$  后继续检验,直到余下的成分全部显著为止.虽然经 PCA 处理后的各个主成分之间不具有相关性,但是由于我们只使用主成分的部分数据(式(5)),这些局部数据之间仍存在相关性,去除其中一个必然会影响到其他成分的  $t$  值.给定特定人脸上的  $k$  个特征点(向量形式为  $s^f$ ),采用 DCDM 进行完整人脸形状  $s_{new}$  重建的过程如下:

- a. 根据式(5)、式(6)分别计算  $\mathbf{Q}^f$  和  $\Delta s^f$ ;
  - b. 根据式(8)计算  $\beta$  的初值;
  - c. 根据式(11)为  $\beta$  的每一分量  $\beta_i$  计算相应的  $t_i$ , 如果  $\forall t_i > t_{\alpha/2}(f_R), 1 \leq i \leq m'$ , 转步骤(e); 否则,从矩阵  $\mathbf{Q}$  和  $\mathbf{Q}^f$  中删除最小  $t_j$  所对应的列向量,得到新矩阵  $\mathbf{Q}^*$  和  $(\mathbf{Q}^f)^*$ , 转步骤(d);
  - d. 更新  $\beta$  系数: 新系数  $\beta^*$  的每一分量  $\beta_i^* = \beta_i - \frac{c_{j,i}}{c_{j,j}} \beta_j, 1 \leq i \leq m'$ , 其中  $c_{j,i}$  是矩阵  $(\mathbf{C}_{\mathbf{Q}^f})^{-1}$  第  $j$  行第  $i$  列上的元素;
- 然后,将  $\beta_j^*$  从  $\beta^*$  中剔除,转步骤(c);
- e. 由最终的  $\beta^*$  和  $\mathbf{Q}^*$  计算形变量  $\Delta s = \mathbf{Q}^* \cdot \beta^*$ , 则新的人脸形状  $s_{new} = \bar{s} + \Delta s$ .



### 2.3 双重形变框架

为缓解特征点的过拟合现象并进一步提高形状曲面的平滑度,我们提出一个双重形变框架(double deforming framework,简称 DDF),把两个本身差异较大、互补性好的算法(DCDM 和径向基函数 RBFs)结合起来进行最终的模型重建.对相同的特征点集进行建模.径向基函数插值是一种局部性方法,可以实现特征点的精确形变,并通过基函数来控制其他点的形变,正好弥补全局算法 DCDM 而无法考虑到的细节部分.此外,RBFs 平滑性好.二次形变在一些方法<sup>[9,10,12]</sup>中被采用,其基本思想是在第 1 次建模结果的基础上直接进行第 2 次运算.我们认为这样的处理方法不仅会带来运算量的增加,而且会因为误差累积而导致最终建模结果误差较大.在 DDF 中,我们对两个独立的形变结果用加权求和来生成最终的形变.

RBFs 采用一个插值函数  $f(\mathbf{v})$  来计算曲面上任意顶点  $\mathbf{v}$  形变后的位置, $f(\mathbf{v})$  插值函数可以定义如下<sup>[2]</sup>:

$$f(\mathbf{v}) = p(\mathbf{v}) + \sum_{j=1}^k \lambda_j \cdot \varphi(\|\mathbf{v} - \mathbf{v}_j\|) \quad (12)$$

其中  $\mathbf{v}_j$  是第  $j$  个特征点, $k$  是特征点的个数, $\|\mathbf{v} - \mathbf{v}_j\|$  表示任意顶点  $\mathbf{v}$  与  $\mathbf{v}_j$  之间的距离,多项式  $p(\mathbf{v}) = \mathbf{M} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{t}$  描述了仿射变换部分, $\varphi(\cdot)$  是基函数,参考文献[2]的结果以及通过我们的实验验证,本文选取  $\varphi(r) = \exp(r/40)$ ,其特点是计算量小且具有较好的局部性.

双重形变计算过程为:用 DCDM 算法计算  $\mathbf{Q}^*$  和  $\boldsymbol{\beta}^*$ ;同时,对特征点集根据式(12)建立方程组,并求解得到参数  $\mathbf{M}, \mathbf{t}$  和  $\lambda = [\lambda_1, \dots, \lambda_k]$ ,得到  $f(\mathbf{v})$  的表达式;最后,每一个点的形变值可由下式计算:

$$\Delta \mathbf{v}_i = \mu \cdot (\mathbf{Q}^*)_{i,:} \cdot \boldsymbol{\beta}^* + (1 - \mu) \cdot f(\mathbf{v}_i), 1 \leq i \leq n \quad (13)$$

其中,  $(\mathbf{Q}^*)_{i,:}$  是在矩阵  $\mathbf{Q}^*$  中第  $i$  个顶点对应的行, $\mu$  是调节系数,  $0 \leq \mu \leq 1$ .

图 3 演示了用双重形变框架在过鼻子尖的水平曲线上的重建效果,其中粗实线是基准值,来自三维人脸库的数据.从图中可以看出由 DDF 可以产生出与基准最为接近的重建结果,如图 3(c)中的细实线所示.

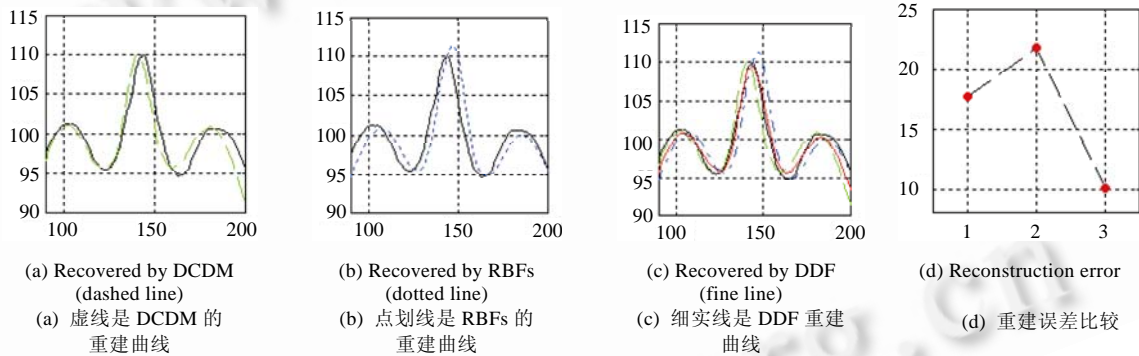


Fig.3 Comparison of the curves reconstructed by different methods and their ground truth (fine line)

图 3 过鼻子尖曲线(实线)及其重建曲线对比图

## 3 实验与分析

本节首先采用第 1 节提出的基于平面模板的重采样方法对 BJUT-3D Face Database 三维人脸数据库进行标准化,并验证该方法的有效性.然后,对本文的形变算法(DCDM 和 DDF)与其他相关算法的重建性能进行比较.最后,我们对一组真实人脸照片进行重建.

### 3.1 实验1——建立标准化人脸库

为了建立标准化的三维人脸库,我们用本文第 1 节提出的基于平面模板的重采样方法对 BJUT-3D Face Database 中全部 500 个人脸(男女各 250)进行了标准化处理,处理后的每个人脸包含 57 657 个顶点,114 357 个三角片.人脸标准化的平均处理时间见表 1,我们可以看到,由于不需要人工交互,该方法可以快速地实现人脸重

采样。  
变,我  
晰.同  
个)合  
准确  
率的,  
法<sup>[7]</sup>家  
刺或  
进行

进形  
常清  
(250  
应是  
分辨  
应方  
的毛  
后再

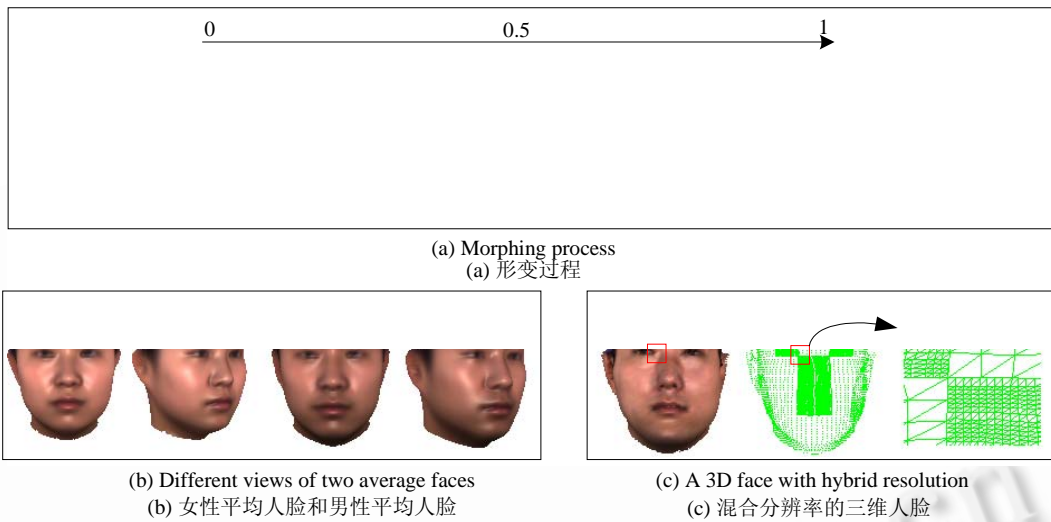


Fig.4 Operations on standardized 3D face database

图 4 标准化人脸效果示意图

### 3.2 实验2——重建性能评估

从标准化后的 BJUT-3D Face Database 中随机选择 200 个三维人脸(男女各 100)作为训练集,按照第 2.1 节介绍的方法建立线性模型,从剩下的部分中同样选择 200 个作为测试集.为评价重建误差,我们首先把测试集中的三维人脸进行正交投影,创建一个二维相片测试集(如图 5 所示);然后,对二维测试集进行重建,并与其对应的三维人脸模型(在下文中称其为基准模型)进行对比,从而得到重建误差.为了从点、线、面对建模效果进行全面评估,我们采用重建模型与其基准模型顶点间的平均欧氏距离(Euclidean distance)误差  $e_{euc}(\cdot, \cdot)$ 、曲线导数距离(derivative distance)误差  $e_{der}(\cdot, \cdot)$ <sup>[12]</sup>以及三角面法向量(normal distance)误差  $e_{nor}(\cdot, \cdot)$  共同作为形状相似度评估函数,分别定义如下:

$$e_{euc}(s_r, s_t) = \frac{1}{|V|} \sum_{i \in V} \|v_{r,i} - v_{t,i}\| \quad (14)$$

$$e_{der}(s_r, s_t) = \frac{1}{|E|} \sum_{i,j \in E} \|(\mathbf{v}_{r,i} - \mathbf{v}_{r,j}) - (\mathbf{v}_{t,i} - \mathbf{v}_{t,j})\| \quad (15)$$



Fig.5 Examples of 3D faces in testing set (with background) and their 2D projections (no background)  
图 5 测试集中的三维人脸(有背景色)及其二维投影图(无背景色)示例

$$e_{nor}(s_r, s_t) = \frac{1}{|T|} \sum_{i \in T} \|\mathbf{n}_{r,i} - \mathbf{n}_{t,i}\| \quad (16)$$

其中  $s_r$  和  $s_t$  是两个形状曲面,  $V, E, T$  分别是曲面上顶点、边线和三角面的集合,  $\mathbf{v}_{r,i}, \mathbf{v}_{t,i}$  分别是  $s_r$  和  $s_t$  上的顶点,  $\mathbf{n}_{r,i}, \mathbf{n}_{t,i}$  分别是  $s_r, s_t$  上相应三角片上的单位法向量.我们选用与本文相关的 Surface Reconstruction from Sparse Data(简称 SRSD)<sup>[11]</sup>算法以及 Sparse Deforming Model(简称 SDM)<sup>[9]</sup>算法作为对比算法.

对二维测试集进行建模,在图 6 比较了各种算法的重建精度.特征点数目  $k$  分别取 18,29,44,80,160,200(前两个选取人脸显著特征点,其他各组是随机选择的), $k=18$  时,  $m'=35$ ,其他各组主成分数目  $m'=50$ ,对于 SRSD,DCDM 算法,调节参数  $\eta=0.0001$ ,显著性水平  $\alpha=0.05$ .我们从图中可以看到,随着特征点数目的减小,SRSD 及 SDM 算法的重建性能下降得很快,而且由于它们对特征点的选择相对敏感,故在  $k=29$  处出现较大的误差.DCDM 和 DDF 的曲线波动不大,表现出了较好的鲁棒性.相对 DCDM,DDF 的平滑性更好.另外,在图 6 中我们也给出了二次变形方法(同样采用 DCDM 和 RBFs 两个形变方法,简称为 D+R,二次变形的介绍见本文第 2.3 节)的测试结果.很明显,通过 D+R 重建的模型相对 DDF 具有较大的欧氏距离误差.

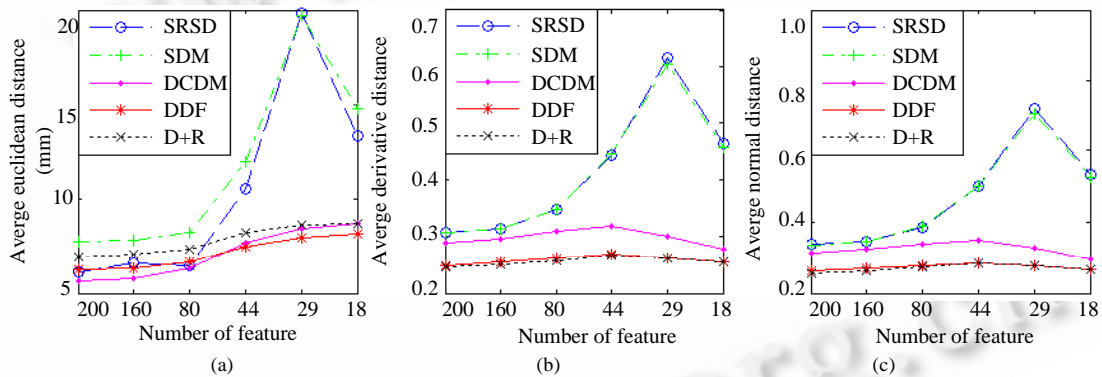


Fig.6 Comparison of reconstruction error

图 6 重建误差对比图

两方面原因导致 DCDM 算法在重建精度上优于 SRSD:其一是主成分数目;其二是主成分与新人脸的相关性.为了排除第一个因素的影响,验证 DCDM 算法对主成分选择的有效性,我们对 SRSD 和 DCDM 算法都采用相同数目的主成分进行形状重建.首先记录 DCDM 在重建时筛选的主成分数目  $m'$ ,然后在 SRSD 建模时直接选用同样数目的前  $m'$  个主成分,其他参数与前面实验一致,结果见表 2.从实验数据可以看出,通过 DCDM 选择的主成分对形状建模相对有效.

表 3 中给出了各算法的计算速度,采用二维特征点,  $k=29, m'=50$ .我们可以看到 SDM 算法(只进行一步形变)具有最快的运算速度,SRSD 次之,本文的 DCDM 及 DDF 算法因选择过程需要数次迭代,速度相对较慢,但在代码未经优化的情况下仍然控制在 2s 以内,可以满足实际应用的要求.



**Table 2** Comparison of Euclidean distance error. Both SRSD and DCDM use same number of components which are listed in the first row. The last row provides the improvement of DCDM comparing SRSD

**表 2** 采用相同数目主成分,SRSD 与 DCDM 的重建的欧氏误差对比.第 1 行是主成分的数目  
最后一行是 DCDM 相对 SRSD 误差降低的比率

	$k=18$	$k=29$	$k=44$	$k=80$	$k=160$	$k=200$
Component Number	16	24	24	24	24	24
SRSD (mm)	12.20	11.31	9.81	7.65	7.08	6.55
DCDM (mm)	8.65	8.39	7.70	6.30	5.80	5.62
Improvement (%)	29.11	25.82	21.52	17.63	18.03	14.10

**Table 3** Comparison of reconstruction time (CPU: AMD2500+, RAM: 512M)

**表 3** 重建时间对比(CPU:AMD2500+, RAM:512M)

Method	SRSD	SDM	DCDM	DDF
Time costs (s)	0.825	0.68	1.49	1.55

### 3.3 实验3——基于DDF的真实照片重建

前面的实验结果表明,在合成的二维人脸库上,本文算法能够取得较好的建模精度.据此,我们认为该算法也能够有效地应用在基于单张真实人脸照片的形状恢复上.图 7 是我们用本文算法对一组真实人脸照片的重建结果.首先用 DDF 算法根据 10 个主要特征点(眉角,眼角,鼻尖,嘴角等)进行形状重建,然后通过正交投影将原始照片投影到三维人脸形状上以产生相应的纹理.从结果可以看到,重建的人脸模型在一定角度内具有非常真实的效果.



Fig.7 Examples of reconstruction on real-world photographs

图 7 真实人脸照片的重建结果

## 4 结论与未来的工作

本文主要研究基于特征点的人脸形状重建,探索在现有方法的基础上进一步提高建模精度.为了解决人脸库中人脸数据的对应问题,本文提出一个基于平面模板的稠密对应方法,与现有方法相比,该方法具有自动化、处理速度快等优点.在人脸形状建模方面,本文提出的 DCDM 模型通过动态地选择与目标人脸最相关的主成分进行形变计算,有效地提高了建模的精度.为缓解特征点的过拟合现象并提高形状曲面的平滑程度,本文进一步提出了一个双重形变方案,把 DCDM 与 RBFs 结合起来进行最终模型重建.为了检验本文方法的有效性,我们对三维人脸库的人脸进行基于特征点的重建.实验结果表明,本文方法相对传统方法极大地提高了重建精度,在特征点数目较少的情况下,仍具有较好的鲁棒性.通过对真实人脸照片的重建进一步验证了本文方法对二维照片进行形状恢复的有效性.本文的研究结果表明,只要合理地利用人脸库信息,通过单张图片上的少量特征点仍然可以比较准确地恢复出完整的人脸形状.另外,本文算法实现了基于局部特征点的整体形状重建,故还可以应用于二维、三维遗失信息的弥补等问题.

探索在姿态、光照变化情况下的二维照片建模以及三维模型在人脸检测、人脸识别和人脸动画上的应用是我们下一步工作的重点.

致谢 特别感谢北京工业大学多媒体技术与图形学实验室提供的 BJUT-3D Face Database 三维人脸库,并衷心地感谢重庆邮电大学计算机学院的何琨和罗亮同学以及四川大学锦城学院的李昕昕老师为本文提供的照片。

#### References:

- [1] Zha HB, Wang P. Realistic face modeling by registration of 3D mesh models and multi-view color images. In: Proc. of the 8th Int'l Conf. Computer Aided Design and Computer Graphics. Macao: Welfare Printing Limited, 2003. 217–222.
- [2] Pighin F, Hecker J, Lischinskiy D, Szeliskiz R, Salesin D. Synthesizing realistic facial expressions from photographs. In: Proc. of the 25th Annual Conf. on Computer Graphics. Orlando: ACM Press, 1998. 75–84.
- [3] Liu ZC, Zhang ZY, Jacobs C, Cohen M. Rapid modeling of animated faces from video. The Journal of Visualization and Computer Animation, 2001,12(4):227–240.
- [4] Dimitrijevic M, Ilic S, Fua P. Accurate face models from uncalibrated and ill-lit video sequence. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2004. 188–202.
- [5] Blanz V, Vetter T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003,25(9):1063–1074.
- [6] Romdhani S. Face image analysis using a multiple feature fitting strategy [Ph.D. Thesis]. Brussel: University of Basel, 2005.
- [7] Hu YL, Yin BC, Gu, CL, Cheng SQ. 3D Face reconstruction based on the improved morphable model. Chinese Journal of Computers, 2005,28(10):1671–1679 (in Chinese with English abstract).
- [8] Wang CZ, Yin BC, Sun YF, Hu YL. An improved 3D face modeling method based on morphable model. Acta Automatica Sinica, 2007,33(3):232–239 (in Chinese with English abstract).
- [9] Chai XJ, Shan SG, Qing LY, Chen XL, Gao W. Pose and illumination invariant face recognition based on 3D face reconstruction. Journal of Software, 2006,17(3):525–534 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/525.htm>
- [10] Jiang DL, Hu YX, Yan SC, Zhang L, Zhang HJ, Gao W. Efficient 3D reconstruction for face recognition. Pattern Recognition, 2005,38(6):787–798.
- [11] Blanz V, Vetter T. Reconstructing the complete 3D shape of faces from partial information. Informationstechnik und Technische Informatik, 2002,44(6):295–302.
- [12] Knothe R, Romdhani S, Vetter T. Combining PCA and LFA for surface reconstruction from a sparse set of control points. In: Proc. of the IEEE Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition. Southampton: IEEE Computer Society, 2006. 637–644.
- [13] Hu YL, Yin BC, Cheng SQ, Gu CL, Liu WT. Research on key technology in construction of a Chinese 3D face database. Journal of Computer Research and Development, 2005,42(4):622–628 (in Chinese with English abstract).
- [14] Gong X, Wang G. Automatic 3D face segmentation based on facial feature extraction. In: Proc. of the IEEE Conf. on Industrial Technology. Mumbai: IEEE Computer Society, 2006. 1154–1159.

#### 附中文参考文献:

- [7] 胡永利,尹宝才,谷春亮,程世铨.基于形变模型的三维人脸重建方法及其改进.计算机学报,2005,28(10):1671–1679.
- [8] 王成章,尹宝才,孙艳丰,胡永利.改进的基于形变模型的三维人脸建模方法.自动化学报,2007,33(3):232–239.
- [9] 柴秀娟,山世光,卿来云,陈熙霖,高文.基于 3D 人脸重建的光照、姿态不变人脸识别.软件学报,2006,17(3):525–534. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/525.htm>
- [13] 胡永利,尹宝才,程世铨,谷春亮,刘文韬.创建中国人三维人脸库关键技术研究.计算机研究与发展,2005,42(4):622–628.



龚勋(1980—),男,湖南永顺人,博士生,主要研究领域为三维建模,模式识别。



王国胤(1970—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为模式识别,神经网络,粗糙集,粒计算。