



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 中国图形学报

2014

09

VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第19卷第9期 (总第221期)

2014年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

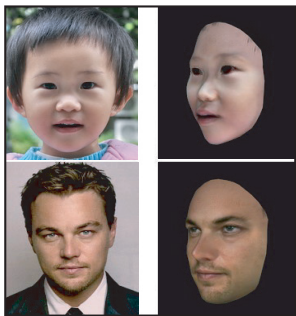
国内定价 50.00元



自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法(第1268页)



加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪算法(第1316页)



结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建(第1349页)

综述

能量泛函正则化模型在图像恢复中的应用分析

李旭超, 刘海宽, 宋博 1247

图像处理和编码

融合最小化失真与模型保持的隐写算法

高瞻瞻, 汤光明, 张伟伟 1260

自适应对称自回归模型的压缩图像内插方法

刘婧, 干宗良, 崔子冠, 陈昌红, 朱秀昌 1268

基于能量泛函和视觉特性的全变分图像降噪模型

郭从洲, 秦志远, 时文俊 1282

分块策略实现图像椒盐噪声密度估计

林亚明, 李佐勇, 林叶郁 1288

图像分析和识别

Dempster-Shafer证据融合金字塔韦伯局部特征的表情识别

王晓华, 金超, 任福继, 胡敏 1297

运动捕捉数据中足迹的谱聚类检测方法

刘晓平, 陆劲挺, 谢文军 1306

加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪

王飞, 房胜 1316

面向瓦当文字识别的改进水平集骨架提取

邓茜芸, 周明全, 武仲科, 王醒策 1324

改进复杂网络模型的形状特征提取

阮瑞, 江波, 汤进, 罗斌 1332

几何特性二元关系的直线匹配

胡海霞, 李钢 1338

图像理解和计算机视觉

结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建

张剑, 何骅, 詹小四, 肖俊 1349

利用背景加权和选择性子模型更新的视觉跟踪算法

黄安奇, 侯志强, 余旺盛, 刘翔 1360

计算机图形学

对可控Bézier曲线的改进

严兰兰, 韩旭里 1368

医学图像处理

结合区域生长与灰度重建的CT图像肺气管树分割

彭双, 肖昌炎 1377

检测肺结节的3维自适应模板匹配

高婷, 龚敬, 王远军, 聂生东, 孙希文 1384

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models(P1268)



Visual tracking based on discriminative dictionary and weighted local features (P1316)



Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation (P1349)

Review

- Application analysis of regularization model of energy functional to image restoration
Li Xuchao, Liu Haikuan, Song Bo 1247

Image Processing and Coding

- Steganographic method combining minimum embedding distortion and model preservation
Gao Zhanzhan, Tang Guangming, Zhang Weiwei 1260
- Novel compression image interpolation method using adaptive symmetrical autoregressive models
Liu Jing, Gan Zongliang, Cui Ziguan, Chen Changhong, Zhu Xiuchang 1268
- TV image denoising model based on energy functionals and HVS
Guo Congzhou, Qin Zhiyuan, Shi Wenjun 1282
- Image salt-and-pepper noise estimation based on partitioning strategy
Lin Yaming, Li Zuoyong, Lin Yeyu 1288

Image Analysis and Recognition

- Research on facial expression recognition based on pyramid Weber local descriptor and the Dempster-Shafer theory of evidence
Wang Xiaohua, Jin Chao, Ren Fuji, Hu Min 1297
- Foot plant detection based on spectral clustering algorithm for motion capture data
Liu Xiaoping, Lu Jintong, Xie Wenjun 1306
- Visual tracking based on the discriminative dictionary and weighted local features
Wang Fei, Fang Sheng 1316
- Skeleton extraction using improved level set methods in eaves' text recognition
Deng Qianyun, Zhou Mingquan, Wu Zhongke, Wang Xingce 1324
- Improved shape feature extraction using complex network model
Ruan Rui, Jiang Bo, Tang Jin, Luo Bin 1332
- Line matching based on binary relations of geometric attributes
Hu Haixia, Li Gang 1338

Image Understanding and Computer Vision

- Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation
Zhang Jian, He Hua, Zhan Xiaosi, Xiao Jun 1349
- Visual object tracking method based on weighted background and selective sub-model update strategy
Huang Anqi, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng, Liu Xiang 1360

Computer Graphics

- Improvement of the modifiable Bézier curves
Yan Lanlan, Han Xuli 1368

Medical Image Processing

- Segmentation of pulmonary airway tree in CT images by combining region growing and grayscale reconstruction algorithms
Peng Shuang, Xiao Changyan 1377
- Three dimensional adaptive template matching algorithm for lung nodule detection
Gao Ting, Gong Jing, Wang Yuanjun, Nie Shengdong, Sun Xiwen 1384

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)09-1349-11

论文引用格式: Zhang J, He H, Zhan X S, Xiao J. Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(9): 1349-1359. [张剑, 何骅, 詹小四, 肖俊. 结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1349-1359.] [DOI:10. 11834/jig. 20140912]

结合特征适配与拉普拉斯形变的3维人脸重建

张剑¹, 何骅¹, 詹小四¹, 肖俊²

1. 浙江外国语学院科学技术学院, 杭州 310012; 2. 浙江大学计算机科学与技术学院, 杭州 310027

摘要: 目的 数字娱乐产业的发展要求3维人脸重建技术能重建高分辨率3维人脸,并具有较高计算效率和重建准确性。针对这一情况,提出一种基于单幅图像的高分辨率3维人脸重建方法。方法 该方法包含特征适配与拉普拉斯形变两部分。预先用1组3维人脸样本上的3维特征构造可变形模型。给定图像时,从其上自动提取2维特征点,并根据获得问题最优解的必要条件进行特征适配以重建个性化3维特征;然后基于拉普拉斯方法,用该3维特征对一般人脸模型进行变形以获得特定高分辨率3维人脸;最后通过纹理合成获得真实感人脸。结果 用本文方法和已有方法分别进行可变形模型适配和模型变形,本文的特征适配方法具有更快的收敛速度和更高的准确性,拉普拉斯方法具有更小的重建误差。纹理映射后的3维人脸具有很好的视觉效果。结论 本文方法将特征适配与拉普拉斯形变结合起来进行高分辨率3维人脸重建。实验结果表明所提出的方法具有较高的计算效率和准确性,能实现较为理想的高分辨率3维人脸重建。

关键词 可变形模型;特征适配;拉普拉斯方法;纹理合成;3维重建

Three dimensional face reconstruction via feature adaptation and Laplace deformation

Zhang Jian¹, He Hua¹, Zhan Xiaosi¹, Xiao Jun²

1. School of Science and Technology, Zhejiang International Studies University, Hangzhou 310012, China;

2. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract: **Objective** Three dimensional face reconstruction from single image is a classical problem, and has found its use in video game production and film production. The recent demands have upgraded to reconstructing high-resolution 3D face with high computational efficiency and accuracy. However, monocular 3D reconstruction is an ill-posed problem in nature. Meanwhile, high-resolution 3D reconstruction involves great computational cost. Aiming at these problems, we propose a method to achieve accurate and efficient high-resolution 3D face reconstruction from a single image. **Method** The proposed method is mainly based on feature adaptation and Laplace deformation. A morphable model is built using a group of 3D face samples for feature adaptation. In detail, we select a set of salient 3D features from each 3D sample, then a new face can be obtained through a linear combination of these 3D feature sets. The parameters of the morphable model are the linear combination coefficients. In feature adaptation, a scaled orthogonal projection is used to model the projection from 3D space to 2D plane, and we adjust the projection parameters and the model parameters, so that the 2D projection of the face generated by the morphable model is as close as possible to the 2D facial features extracted from a given image. After model ad-

收稿日期:2014-02-10;修回日期:2014-05-07

基金项目:国家自然科学基金项目(61303143);浙江省教育厅科研项目(Y201326609);浙江省自然科学基金项目(LY13F020001);国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2012AA011502);国家科技支撑计划项目(2013BAH59F00)

第一作者简介:张剑(1978—),男,副研究员,2008年于浙江大学计算机学院获计算机应用技术专业博士学位,主要研究方向为机器学习,多媒体分析、处理。E-mail: jeyzhang@outlook.com

adaptation, the personalized 3D features are reconstructed by linearly combining 3D feature sets with the computed coefficients. To achieve high-resolution 3D reconstruction, we use the reconstructed 3D features to deform a generic 3D face of high-resolution. The deformation is based on Laplacian method which uses Laplacian coordinates to represent the local geometric characteristics at each 3D point of face model. According to this method, the Laplacian coordinates of all the points should remain unchanged after model deformation, and also, a set of 3D features should be very close to the reconstructed 3D features after model deformation. Then high-resolution and personalized 3D face can be obtained by solving a least square problem. At last, the realistic 3D face is obtained through texture synthesis. Content of main experiments: Experiments aim to test the accuracy and efficiency of the proposed method by comparing it to existed methods. To this end, we project a group of 3D facial feature sets onto 2D plane, and reconstruct 3D features from these 2D projections. The accuracy of feature adaptation is evaluated by comparing the reconstructed features with the true features. The execution time is recorded to represent the efficiency of feature adaptation. Then, we use 3D features extracted from a set of 3D faces to deform a generic 3D face, and compare the deformation results with the original faces to evaluate the effect of model deformation methods. At last, texture mapped realistic 3D face are demonstrated. **Result** Compared with alternating least square method, the proposed feature adaptation method converges faster with lower reconstruction error because our model fitting process is guided by the necessary condition of the optimal solution. Compared with interpolation method based on radial basis function, the Laplacian method can deform face model in more reasonable way so that the reconstructed faces are closer to the original faces. This is because Laplacian method maintains local geometric characteristics at every 3D point during face deformation, thus leads to better result than interpolating using Euclidean distance metric. Also, the textured 3D faces have decent visual appearance owing to the high resolution of the face. **Conclusion** This paper proposes to combine feature adaptation and Laplacian deformation for high-resolution 3D face reconstruction. Quantitative experiments indicate that our method has better efficiency and accuracy compared with existed methods. Also, qualitative experiments demonstrate impressive visual effect of the textured 3D face. Therefore, the proposed method is very suitable for high-resolution 3D face reconstruction.

Key words: morphable model; feature adaptation; Laplace method; texture synthesis; 3D reconstruction

0 引 言

3 维人脸重建是指根据给定的 2 维人脸图像, 恢复对应的真实感 3 维人脸, 这是计算机视觉和动画领域内的经典问题, 该技术在影视制作、动漫游戏产业中具有重要应用价值。目前, 该领域研究的发展趋势是高分辨率高效率的 3 维人脸重建。当前的 3 维人脸重建可大体划分为单视图重建和多视图重建两类方法。

Shape-from-Motion (SfM) 方法是一种常见的多视图重建方法。最初的 SfM 方法^[1] 能根据刚体的具有不同投影参数的 2 维图像特征点同时估算投影参数和 3 维形状。文献[2-4] 分别对 SfM 方法进行了拓展, 使之能对具有非刚性形变的人脸进行姿态参数和 3 维人脸特征的估算。SfM 方法要求有多幅图像作为输入, 而且仅能恢复少量稀疏分布的 3 维人脸特征, 利用这些特征无法构造高分辨率的 3 维人脸。为克服此缺点, Pighin^[5] 利用多视图重构的 3 维人脸特征点, 根据散乱点插值方法对高分辨率的一般性人脸进行变形以得到特定人脸。但该插值

是基于欧氏距离, 使得人脸形变不够自然。同时由于特征点数量的局限, 该插值需要反复迭代进行, 影响了计算效率。目前亟需有效的方法, 根据少量特征点对高分辨率一般性人脸进行高效变形。

针对多视图重建的局限性, 一些学者提出了单视图 3 维重建。Vetter 的可变形模型方法^[6] 最具代表性。该方法利用一组高分辨率的 3 维人脸样本建立参数化的统计模型, 通过将模型适配至给定图像进行 3 维人脸重建。由于利用了先验信息, 可变形模型方法重建出的 3 维人脸具有高度真实的视觉外观。然而该方法需要分别对形状和纹理进行建模, 并将模型中每个顶点的几何位置和颜色分别适配至图像像素。由于模型的分辨率很高, 模型适配过程需要同时求解大批参数, 导致迭代优化的计算复杂度非常高。为了提高可变形模型方法的计算效率, 有些学者对其进行了改进^[7-11]。对 3 维人脸样本建模后, 不是针对所有顶点进行模型适配, 而是选择少量特征顶点并将其适配至对应的 2 维人脸特征点, 然后利用得到的模型参数和可变形模型得到特定 3 维人脸特征或特定 3 维高分辨率人脸, 在第 1 种情况下需再利用插值技术根据 3 维特征获得高分辨

率人脸。尽管提高了计算效率,但上述方法采用交替最小二乘法求解模型参数,该方法并非由目标函数达到最优的必要条件导出,收敛性可能受到影响。另一类单视图3维重建方法^[12-13]将未知的个性化3维人脸看做一个已知的一般性3维人脸经过轻微扰动后的结果,从而利用给定图像上的2维特征点构造约束条件以求得扰动参数。其中文献[12]所述方法仅适用于正面人脸图像,文献[13]基于图像特征点之间的几何位置关系进行姿态估算,因此并不准确。

综上所述,采用可变形模型方法仅需1幅图像作为输入,具有较强的适用性,同时能较为鲁棒地进行人脸参数估算和3维重建,适合基于图像的3维人脸重建。为提高计算效率,本文基于少量稀疏分布的人脸特征建立可变形模型,并根据获得最优解的必要条件提出一个迭代求解的方法以获得人脸姿态和模型参数。然后,用重建出的3维特征点对一般性的高分辨率3维人脸进行变形以得到特定3维人脸。其原因在于本文找到了一种有效的方法,能够根据少量特征对高分辨率模型进行更为合理与自然的形变,且使变形后的人脸能突显人脸的个性化特征,该方法即为拉普拉斯(Laplace)方法^[14-15]。拉普拉斯方法利用3维模型各顶点处的局部拓扑结构构造形变的几何约束,由于各顶点处的局部拓扑结构相互叠加,能将少量3维特征顶点的位移有效传递至整个模型,因此具有所述优点。最后,本文结合纹理映射与修补技术,生成具有照片真实感的高分辨率3维个性化人脸。

本文的主要创新处在于将基于可变形模型的特征适配与拉普拉斯形变方法结合起来用于个性化3维人脸重建,其优点是:1)根据获得最优解的必要条件提出的模型适配方法能准确、快速地估算人脸姿态参数与重建3维特征;2)拉普拉斯方法能够根据少量特征对高分辨率一般人脸模型进行合理的形变,使形变后的人脸能够准确匹配指定的个性化特征,因而在高分辨率人脸重建方面具有较大优势。

1 3维重建方案

本文提出的3维重建方案包含3个步骤:基于可变形模型的特征适配;基于拉普拉斯方法的人脸形变;纹理合成。第1步的目的是根据给定图像上的2维特征点估算人脸姿态参数与3维特征,第2步的目的是根据重建的少量3维特征得到高分辨率

的个性化3维人脸模型,纹理合成的目的是生成具有照片真实感的3维人脸。图1为方法流程图。

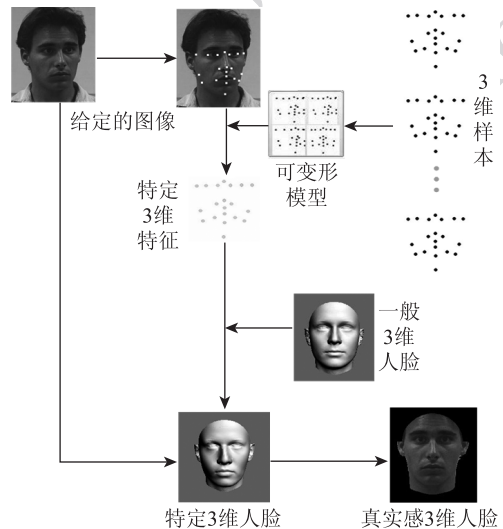


图1 方法流程图

Fig. 1 The flow chart of the proposed method

2 基于可变形模型的特征适配

假设有 n 个3维人脸样本模型,每个模型包含若干3维顶点。从每个模型上抽取一组少量的具有鲜明个性化特点的3维特征(如眼角、嘴角等),利用这些特征构造可变形模型,并从给定的人脸图像中提取相应的2维特征,将可变形模型适配至图像特征以估算给定人脸的姿态参数和3维特征。

采用主动外观模型(AAM)^[16]方法进行图像特征的提取。Cootes在文献[16]中指出,一个用正面的样本人脸图像训练得到的AAM不仅能准确提取正面图像的人脸特征,还能对水平方向姿态变化在 45° 之内的非正面人脸图像进行有效的特征提取。为了应对输入图像具有较大人脸偏转角度的情况,Cootes等人提出了基于视图的AAM方法。分别利用水平方向人脸偏转角度为 $\pm 90^\circ$, $\pm 45^\circ$ 和 0° 的样本图像建立了5个AAM,并证明了用这5个AAM即能对具有任意水平偏转角度的人脸图像进行特征提取。

沿用文献[16]中基于视图的AAM方法。选择IMM人脸数据库(http://www2.imm.dtu.dk/~aam/datasets/imm_face_db.zip)中的30幅正面人脸图像、30幅向左偏转的半侧面人脸图像和30幅向右偏转的半侧面人脸图像分别训练AAM,每幅样本图像上标注的特征点数量为38个。这3个AAM用

于人脸主要特征未被遮挡的图像进行特征提取。另外,选择 INRIA 人脸姿态数据库^[17]中水平偏转角为 $\pm 90^\circ$ 的人脸图像分别训练 AAM, 每幅样本图像上标注的特征点数量为 20 个。这 2 个 AAM 用于对存在严重遮挡的图像进行人脸特征提取。实际操作时,用这 5 个 AAM 对给定图像进行拟合,选择拟合误差最小的 AAM 进行特征提取。在提取到的特征点中选择部分最显著的特征点进行模型适配和 3 维重建。当图像中人脸存在遮挡时,可利用人脸对称性,根据重建后一侧人脸的 3 维特征合成对侧 3 维特征。特征提取的方法如图 2 所示。

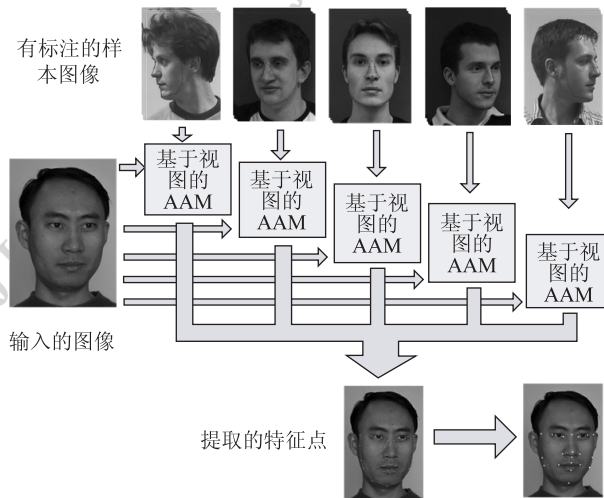


图 2 基于 AAM 的图像特征提取

Fig. 2 AAM-based image feature extraction

特征适配的问题描述与求解过程如下:

假设某个模型上的特征组 S_k 包含 m 个 3 维特征点 $p_{1k}, \dots, p_{mk}$, 即 $S_k = [p_{1k}, \dots, p_{mk}]$, $p_{ik} = [x_{ik}, y_{ik}, z_{ik}]^T$, 则任意人脸的相应 3 维特征组 S 可用这组已知特征组的线性组合近似表示为 $S \approx \sum_{k=1}^n a_k S_k$, a_k 是组合系数。

一个 3 维特征点 p 到 2 维平面的投影过程可用一个带比例因子的正交投影来近似表示,即

$$F(p) = \lambda R p + t \quad (1)$$

式中, λ 为比例因子, t 是平移向量, R 为投影矩阵 (人脸姿态参数):

$$R = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \end{bmatrix}, RR^T = I \quad (2)$$

式中, I 为单位矩阵。这样,整个 3 维特征组 S 的 2 维投影可表示为

$$F(S) = \lambda R S + t e^T \quad (3)$$

式中, $e = [1, 1, \dots, 1]^T$ 。

给定人脸图像上的 2 维特征点表示为 $F = [f_1, f_2, \dots, f_m]$, $f_i = [x_i, y_i]^T$, 其最佳投影参数与 3 维估计可以通过极小化 2 维投影误差得到

$$\min_{a_k, \lambda, H, R} \left\| \lambda R \sum_{k=1}^n a_k S_k + t e^T - F \right\|_F^2 \quad (4)$$

通过变换,可以将平移 t 用其他量表示,即

$$t = \bar{f} - R \sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k \quad (5)$$

式中, $b_k = a_k \lambda$, $\bar{f} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f_i$, $\bar{s}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_{ik}$ 。将其代入式(4)可得

$$\min_{b_k, R: RR^T = I} \left\| R \sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k - \bar{F} \right\|_F^2 \quad (6)$$

式中, $\bar{S} = S - \bar{s} e^T$, $\bar{F} = F - \bar{f} e^T$ 。这样做的物理意义是分别将 3 维特征 S 与图像特征 F 进行平移,使它们所在的坐标系的原点与它们的几何中心重合,从而消除未知量 t ,对原问题进行了简化。

根据拉格朗日乘法,目标函数式(6)的拉格朗日函数为

$$L(b, R) = \frac{1}{2} \left\{ \left\| R \sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k - \bar{F} \right\|_F^2 - \text{tr}(\Lambda(RR^T - I)) \right\} \quad (7)$$

式中, Λ 是对称的拉格朗日参数矩阵, $b = \{b_1, \dots, b_n\}$ 。对式(7)中的未知量求偏导,并令其为零,得到获取最优解的必要条件

$$\frac{\partial L}{\partial R} = \left(R \sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k - \bar{F} \right) \left(\sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k \right)^T = \Lambda R \quad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \text{tr} \left(\left(R \sum_{k=1}^n b_k \bar{s}_k - \bar{F} \right) (R \bar{s}_j)^T \right) = 0 \quad (9)$$

$$j = 1, \dots, n$$

$$\frac{\partial L}{\partial \Lambda} = RR^T = I \quad (10)$$

式(9)等价于

$$A b = g \quad (11)$$

式中, $A = A(R) = \{a_{jk}\}$, $b = [b_1, \dots, b_n]^T$, $g = g(R) = [g_1, \dots, g_n]^T$, $a_{jk} = \text{tr}((R \bar{s}_j)^T (R \bar{s}_k))$, $g_j = \text{tr}((R \bar{s}_j)^T \bar{F})$ 。

随机为 R 选择初始值,可用下述方式迭代地估计 b 和修正 R :

1) 计算 A 和 g 。

2) 用最小二乘法求解式(11), 得到 $\mathbf{b}$ 。

3) 计算式(8)左边的矩阵 $\mathbf{D} = \left(\mathbf{R} \sum_{k=1}^n b_k \bar{\mathbf{S}}_k - \bar{\mathbf{F}} \right) \left(\sum_{k=1}^n b_k \bar{\mathbf{S}}_k \right)^T$ 。

4) 令 $[\mathbf{U}, \mathbf{\Sigma}, \mathbf{V}] = \text{svd}(\mathbf{D})$, $\text{svd}(\mathbf{D})$ 表示对 $\mathbf{D}$ 进行奇异值分解, $\mathbf{U}$ 是 $\mathbf{D}$ 的左奇异向量, $\mathbf{V}$ 是 $\mathbf{D}$ 的右奇异向量, $\mathbf{\Sigma}$ 是对角阵, 对角线元素为 $\mathbf{D}$ 的奇异值。 $\mathbf{D}$ 的极分解为 $\mathbf{D} = \mathbf{A} \hat{\mathbf{R}}$, 式中 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{U}^T$, $\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{U} \mathbf{V}^T$, $\hat{\mathbf{R}}$ 是行单位正交矩阵, $\hat{\mathbf{R}} \hat{\mathbf{R}}^T = \mathbf{I}$ 。

5) 将 $\mathbf{R}$ 替换为 $\hat{\mathbf{R}}$ 。

6) 回到步骤1), 重复执行上述步骤, 直到估算出的 $\mathbf{b}$ 不再变化。

式(4)中的 λ 代表3D人脸投影到2D平面上

时几何尺度的变化, 可近似用 $\| \bar{\mathbf{F}} \| / \| \sum_{k=1}^n \bar{\mathbf{S}}_k / n \|$ 表示, 这是因为3D形状和2D特征的范数是二者几何尺度大小的较好度量方式。在求得 $\mathbf{b}$ 后, $\mathbf{a} = \mathbf{b} / \lambda$, 给定人脸的个性化3D特征即为 $\sum_{k=1}^n a_k \mathbf{S}_k$ 。

基于单幅图像的3D人脸重建是个病态问题, 尤其是在没有任何先验知识可用的情况下。本文方法的数学模型是基于特征的可变形模型适配。可变形模型为一组样本人脸的线性组合, 因此模型适配时只需计算模型参数 $\mathbf{b}$ 。该数学模型最明显的优点在于重建结果不会偏离人脸的形状, 因为样本人脸作为先验知识起到了形状约束的作用。

对于可变形模型适配问题, 传统的方法常采用交替最小二乘法求解, 基本思想是先预估一个投影矩阵 $\mathbf{R}$, 然后根据目标函数用最小二乘法计算可变形模型参数 $\mathbf{b}$, 接下来固定 $\mathbf{b}$, 重新用最小二乘法计算 $\mathbf{R}$, 如此迭代一定次数后结束。与传统方法不同, 本文利用拉格朗日乘子法求解未知数, 在拉格朗日函数中加入了投影矩阵 $\mathbf{R}$ 的正交性约束。拉格朗日乘子法是求解最优化问题的常用方法, 理论上将比交替最小二乘法具有更高的准确性。在迭代过程中, 利用矩阵的极分解确保每次迭代中计算出的 $\mathbf{R}$ 都是正交矩阵。

3 基于拉普拉斯方法的人脸形变

引入拉普拉斯方法^[14], 利用重建出的3D特征 $\mathbf{S}$ 对一个已有的高分辨率一般性3D人脸模型进行

形变, 以得到个性化高分辨率3D模型。

假设 $\mathbf{v}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ 是一般性3D模型上的某个顶点, 模型上有边与 $\mathbf{v}_i$ 相连的顶点构成了 $\mathbf{v}_i$ 的邻域, N_i 是邻域中顶点的指标集, 则一般人脸模型在顶点 $\mathbf{v}_i$ 处的拉普拉斯坐标为 $\gamma(\mathbf{v}_i) = \mathbf{v}_i - \sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j w_{ji}$, w_{ji} 为权重, 表示邻域顶点对 $\mathbf{v}_i$ 的影响力, 即

$$w_{ji} = \frac{\sum_{k \in N_i, k \neq j} \|\mathbf{v}_k - \mathbf{v}_i\|_2}{\sum_{l \in N_i, l \neq k \in N_i} \|\mathbf{v}_k - \mathbf{v}_i\|_2} \quad (12)$$

由于人脸具有类似的几何结构, 拉普拉斯方法假设模型形变前后 w_{ji} 大体保持不变。假设 $\mathbf{v}_i$ 在模型形变后坐标变为 $\hat{\mathbf{v}}_i$, 则 $\hat{\mathbf{v}}_i$ 处的拉普拉斯结构可表示为 $\gamma(\hat{\mathbf{v}}_i) = \hat{\mathbf{v}}_i - \sum_{j \in N_i} \hat{\mathbf{v}}_j w_{ji}$ 。

由定义可知拉普拉斯坐标是一个向量, 其大小反映了某个顶点与其邻域顶点的线性相关程度(如是否共面), 其方向可近似反映该顶点处法向量的方向, 因此拉普拉斯坐标能用来表示人脸模型的局部几何特性。由于人脸具有许多共性, 比如鼻尖、颧骨等处总是凸起, 眼眶等处总是凹陷, 可以认为不同人脸对应位置的拉普拉斯坐标近似相同。同时, 形变后的人脸应该具有指定的个性化特征, 即形变后人脸上的相应3D特征点应与重建出的个性化特征 $\{\mathbf{s}_j\}_{j=1}^p$ 相吻合。

拉普拉斯方法是采用最小二乘法求解的。当重建出的3D个性化特征数量过少, 或较形变前人脸对应的3D特征有很大偏移时, 最小二乘法的稳定性会受到影响, 使得解出的3D人脸出现不理想的形变。为增加形变的鲁棒性, 在模型上的脖子、后脑、头顶等部位选择额外的 q 个3D特征点 $\mathbf{s}_{p+1}, \dots, \mathbf{s}_{p+q}$, 令这 q 个点的坐标在形变前后保持不变。这是由于后脑、脖子等处的特征点不体现鲜明的个性化特征, 所以可以合理地认为这些点在形变前后保持不变。有了个性化特征和不变特征的共同约束, 拉普拉斯方法的稳定性会得到提高。

综上所述, 设高分辨率3D模型上共有 m 个顶点, 则拉普拉斯方法的目标函数为

$$\min_{\hat{\mathbf{v}}_i} \sum_{i=1}^m \left\| \left(\hat{\mathbf{v}}_i - \sum_{j \in N_i} \hat{\mathbf{v}}_j w_{ji} \right) - \gamma(\mathbf{v}_i) \right\|_2^2 + \lambda \sum_{j=1}^{p+q} \|\hat{\mathbf{v}}_j - \mathbf{s}_j\|_2^2 \quad (13)$$

式中, λ 是常数, 为简单起见, 令 λ 为1。

将式(13)写成矩阵的形式。令 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \dots,$

$v_m]$, $\hat{V} = [\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_m]$, $U = [s_1, \dots, s_{p+q}]$, 令 $W = \{w_{ji}\}$ 为权重矩阵, 式(13)可以写为

$$\min_{\hat{V}} \|(\hat{V} - V)(I - W)\|_F^2 + \|\hat{V}_0 - U\|_F^2 \quad (14)$$

式中, I 表示单位矩阵, $I_0 = \begin{bmatrix} I_{p+q} \\ 0 \end{bmatrix}$ 。

这是一个典型的最小二乘问题, 其闭式解可表示为

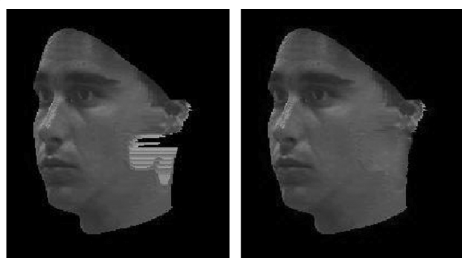
$$\hat{V} = \{U[I_{p+q}, 0] + V(I - W)(I - W)^T\} \times \{(I - W)(I - W)^T + \text{diag}(I_{p+q}, 0)\}^{-1} \quad (15)$$

根据式(15)即可得到 $\hat{V}$, 即特定高分辨率 3 维人脸模型上的所有顶点。

4 纹理合成

在获得高分辨率个性化 3 维模型后, 必须进行纹理映射才能得到具有照片真实感的 3 维人脸。本文的做法是将个性化 3 维模型上的每个顶点按照估算出的投影参数投影到图像平面上, 得到对应的 2 维点, 然后在图像上找到距离这个 2 维点最近的像素点, 将此像素点的像素值作为 3 维顶点的纹理信息。具体说来, 令 $\hat{v}_i = [\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i]^T$ 为个性化模型上的顶点, 则 $\hat{f}_i = [\hat{p}_i, \hat{q}_i]^T = \lambda R \hat{v}_i$ 为其 2 维投影, 在图像 M 上找到距离 $\hat{f}_i$ 最近的像素 L_i , L_i 的像素值 $T_i = [R_i, G_i, B_i]^T$ 即为 $\hat{v}_i$ 的纹理信息。

当给定图像具有正面人脸姿态时, 3 维人脸能够获得较多的正面纹理信息, 但脸部两侧会有一批顶点缺失纹理信息, 如图 3(a) 所示。可用简单的 k 近邻搜索方法予以解决, 即在 3 维模型上为每个顶点寻找距离最近的 k 个具有纹理信息的顶点, 用平均纹理信息作为顶点的纹理。修补后的效果如图 3(b) 所示。



(a) 两侧面部的纹理缺失 (b) 两侧面部纹理修补

图 3 纹理缺失情况与修补效果

Fig. 3 The loss and repair of facial texture

当给定图像具有非正面人脸姿态时, 将重建的

3 维人脸按照估算出的参数进行投影, 将会使人脸不同区域的顶点具有相同的 2 维投影。这时需进行正确的消隐处理, 根据模型的构成情况, 对每一个三角面片, 计算它的外法线方向, 如果外法线方向朝向屏幕里面, 则认为构成这个三角面片的 3 个顶点都被遮挡住了, 不能按照上述方法为这些顶点合成纹理信息。在此情况下, 利用人脸的对称属性, 在有纹理的另一侧人脸面上提取纹理信息为这些顶点进行纹理合成, 通过此方法可较好地解决纹理缺失的问题。

5 实验与分析

根据本文方法流程, 需要分别评估特征适配、拉普拉斯形变的效果, 并展示具有照片真实感的个性化 3 维人脸重建结果。因此实验包含 3 个部分:

1) 按照事先指定的参数将 3 维样本人脸上的特征顶点投影至 2 维平面上, 将 2 维投影看做假想的图像特征点, 根据这些图像特征点估算人脸的姿态参数与对应的 3 维特征, 并将估算出的 3 维特征与真实 3 维特征进行比较, 以测试特征适配方法的准确性。为验证本文方法的优越性, 将该方法的特征重建结果与最近的基于特征的可变形模型方法^[11]产生的结果进行对比。另外, 随机选择一个 3 维人脸, 按照不同的参数将其投影至 2 维平面上生成若干组假想的图像特征点, 用这些特征点作为输入进行 3 维重建, 并将重建结果与真实值进行比较。其目的是测试所提出的特征适配方法的重建结果与输入图像上的人脸姿态间的依赖关系。

2) 从若干个已有的高分辨率 3 维人脸面上提取少量特征, 用拉普拉斯方法对一个一般性高分辨率 3 维人脸进行形变, 然后将形变结果与真实的人脸进行对比, 以测试拉普拉斯方法在高分辨率人脸生成方面的效果。为验证拉普拉斯方法在模型形变方面的优越性, 将它产生的结果与采用径向基函数插值产生的结果进行对比。

3) 展示纹理合成后的高分辨率人脸。

5.1 特征适配

在此实验中, 用 FaceGen Modeller 软件 (<http://www.facegen.com/modeller.htm>) 随机生成 100 个具有 6 174 个顶点的 3 维人脸模型。为使实验结果更有普遍意义, 需要尽量使得这些人具有不同的年龄、性别、种族特征。随机选择其中 80 个人脸作为

3维样本,其余20个人脸用作测试。每个测试人脸的眼角、嘴角等部位手工选择一组(20个)特征顶点,并将这20组特征顶点按照随机确定的投影参数投影至2维平面上,得到20组2维特征。利用基于特征的可变形模型方法^[11]与本文方法根据这20组2维特征分别进行特征适配,每组的3维重建误差在两种方法下均表示为 $\varepsilon = \|\hat{\mathbf{S}} - \mathbf{S}\|_F$,式中 $\mathbf{S}$ 是重建出的一组3维特征, $\hat{\mathbf{S}}$ 是一组真实的3维特征。

利用文献[11]所述方法进行3维重建,20组测试数据的误差随迭代次数的变化情况如图4所示,具有不同色彩和形状的曲线表示不同样本的误差。图4表明文献[11]所述方法在迭代超过30次后才会产生趋于稳定的重建误差,并且有些测试数据最后的重建误差与迭代初始的重建误差相差不大,重建结果并不理想。更为重要的是,个别测试数据的误差随迭代过程逐渐上升,这说明该方法并不总是能收敛的。文献[11]方法的求解是利用交替最小二乘法,而该算法是一种启发式方法,没有针对目标函数达到最优化所应具备的必要条件进行求解。这就可能导致算法的收敛速度较慢,有时甚至难以收敛,尤其是在初值选取不理想时。

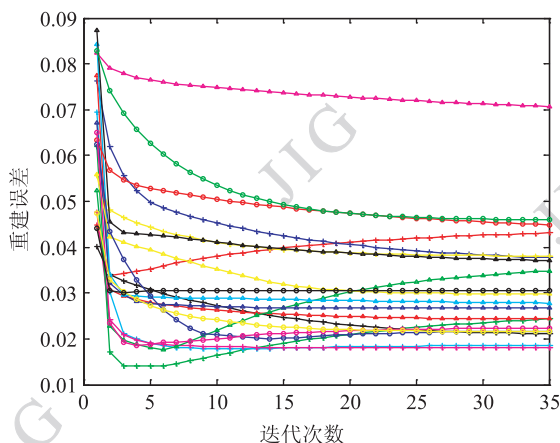


图4 交替最小二乘法的重建误差随迭代次数的变化
Fig.4 Reconstruction error of alternating least squares method with respect to iteration times

利用本文方法对这20组测试数据进行3维重建,其重建误差如图5所示。图5说明在这20组测试数据上,本文方法仅需4~6次迭代即可收敛,而且重建误差保持在较为理想的水平。这说明本文方法的收敛速度要优于交替最小二乘法。

根据这20组测试数据进行3维重建的最终重建误差如表1所示。在随机选择的这20组测试数

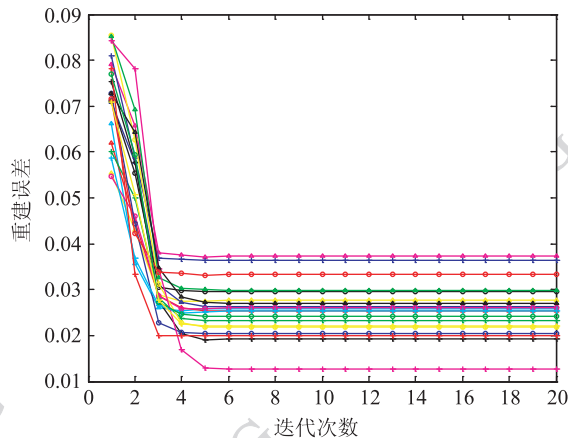


图5 本文方法的重建误差随迭代次数的变化
Fig.5 Reconstruction error of the proposed method with respect to iteration times

表1 本文方法与交替最小二乘法(LS)的重建误差
Table 1 The reconstruction error of alternating least squares method and the proposed method

数据 标号	交替 LS 法	本文方法	数据 标号	交替 LS 法	本文方法
1	0.029 849	0.027 601	11	0.024 315	0.025 375
2	0.038 059	0.022 161	12	0.030 624	0.029 651
3	0.024 311	0.023 246	13	0.044 897	0.033 235
4	0.018 210	0.012 709	14	0.026 668	0.026 406
5	0.037 691	0.036 376	15	0.021 704	0.021 756
6	0.070 669	0.037 366	16	0.034 799	0.029 762
7	0.043 137	0.020 039	17	0.022 304	0.026 019
8	0.021 627	0.020 350	18	0.021 156	0.019 268
9	0.037 143	0.027 093	19	0.045 974	0.024 285
10	0.018 578	0.025 266	20	0.027 801	0.025 892

据上,本文方法的重建准确性在绝大部分情况下要好于交替最小二乘法。这是因为本文方法针对目标函数达到最优化所应具备的必要条件进行求解,理论上能使最后的解更趋近于最优解。

本文方法进行20组测试数据的3维重建耗费的时间为7.743 s,而交替最小二乘法进行20次重建耗费的时间为31 s,这说明本文方法的时间效率同样高于交替最小二乘法。这与本文方法具有快速收敛的特性紧密相关。

随机选择一个3维人脸,按照之前的方法在上面选择20个3维特征点,保持竖直方向的角度不

变,让人脸特征点水平方向的偏转角度从 -80° 变化到 $+80^\circ$,其间每增加一度就进行一次 3 维空间到 2 维平面的投影,共形成 161 组 2 维特征。根据这 161 组特征进行 3 维重建产生的误差如图 6 所示,另外,有代表性的几个角度所对应的 2 维特征也绘制在图 6 上部的浅色方框内以直观显示人脸的偏转情况。图 6 表明当给定 2 维人脸在水平方向的偏转角度出现很大变化时,本文方法的重建误差仍能稳定在一个较理想的水平,这说明本文方法对给定 2 维人脸姿态的依赖性并不强,是一种比较稳定的方法。

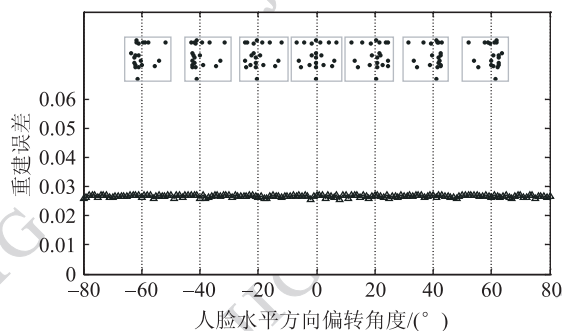


图 6 给定 2 维人脸具有不同水平偏转角度时的重建误差
Fig. 6 Reconstruction error from given 2D face with respect to various rotational angles in horizontal plane

5.2 基于拉普拉斯方法的高分辨率人脸生成

实验拟验证基于拉普拉斯形变方法进行高分辨率人脸生成的有效性。针对 FaceGen Modeller 软件生成的 100 个 3 维样本人脸,继续沿用上文所述方法在每个模型上选择 20 个个性化 3 维特征。按照随机选定的参数将每个人脸上的 20 个 3 维特征投影至 2 维平面以获得 100 组 2 维特征,并根据这 100 组 2 维特征进行 3 维重建,得到 100 组重建后的个性化 3 维特征。用 100 个 3 维人脸的均值作为一般性人脸,同时在一般性人脸的脖子、头顶等部位选择额外的 15 个特征点作为不变特征以提高模型形变的稳定性。用不变特征和 100 组重建后的特征分别对一般性人脸进行变形以获得重建后的高分辨率个性化人脸。分别用本文所述的拉普拉斯方法和基于径向基函数的散乱点插值方法^[5]实现模型形变,并将重建的高分辨率人脸与原始 3 维人脸进行比较以评估两类方法的有效性。两类方法的重建误差均用 $\varepsilon = \|\hat{\mathbf{V}} - \mathbf{V}\|_F$ 表示,式中 $\hat{\mathbf{V}}$ 是原始人脸, $\mathbf{V}$ 是重建后的人脸。

本文方法和径向基函数插值方法的重建误差如

图 7 所示,分别用 4 种基函数测试了径向基函数插值方法,相应的插值方法为多元二次函数插值 (rbf_m)、高斯函数插值 (rbf_g)、柯西函数插值 (rbf_c) 和逆多元二次函数插值 (rbf_i),基于拉普拉斯方法的重建误差用 lap 表示。

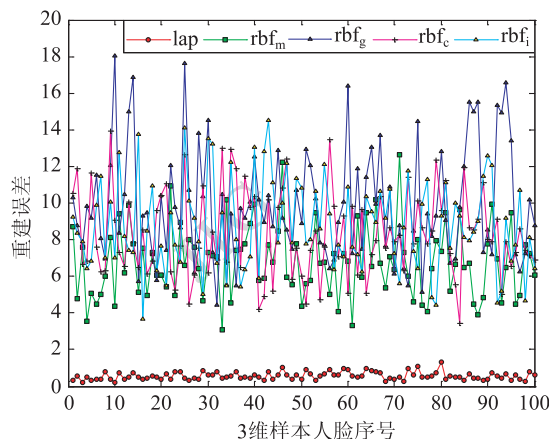


图 7 拉普拉斯方法和径向基函数插值方法的重建误差
Fig. 7 Reconstruction error of Laplace method and method based on Radial Basis Function interpolation

图 7 表明在 100 组测试数据上,选用多元二次函数进行插值的效果要稍好于选用其余 3 种基函数进行插值的效果,而拉普拉斯方法的重建误差要远小于径向基函数插值方法的重建误差。原因在于拉普拉斯方法利用人脸模型上各个顶点处局部几何结构的特性构造约束条件进行形变,而人脸的局部几何结构相互交错,对形变能够起到很好的传递作用。所以,与基于欧氏距离的径向基函数插值相比,拉普拉斯方法能根据少量特征对高分辨率模型进行更为合理与自然的形变,使得形变后的人脸更贴近真实人脸。

为了直观展示拉普拉斯方法的优越性,从 100 个测试中随机选出 2 组测试数据,其对应的重建后的高分辨率 3 维人脸如图 8 所示。其中 true 表示真实人脸,显然采用拉普拉斯方法进行变形的结果更接近于真实人脸,且具有更多的个性化特征。

从理论上说,本文基于拉普拉斯方法的高分辨率 3 维重建对所选用的一般性人脸具有一定的依赖性。原因在于使用了一般性人脸上的不变特征作为形变约束之一以增加形变的稳定性。然而,这些少量的不变特征取自一般性人脸的头顶、脖子等处,并不体现鲜明的人脸的个性化特征,所以它们对重建结果的影响会比较小。为验证这一观点,用 Face-

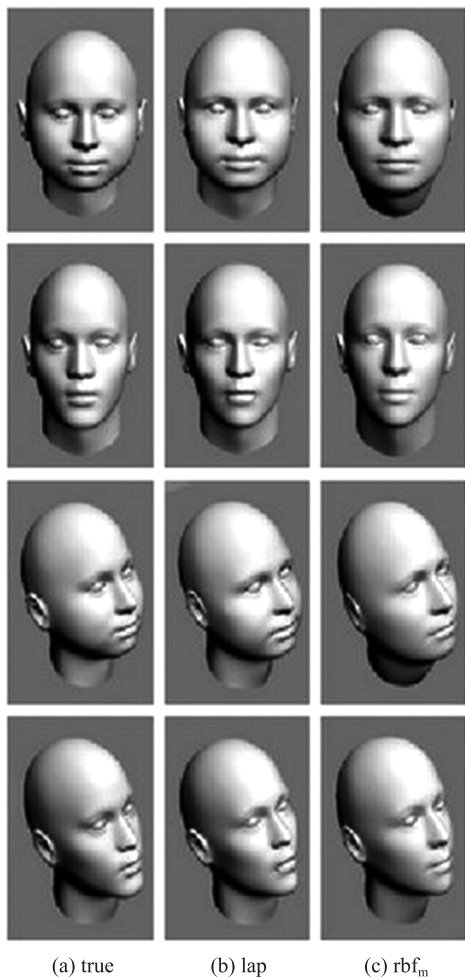


图8 拉普拉斯形变方法和基于多元二次函数的插值方法的重建结果

Fig. 8 Reconstruction result of Laplace method and interpolation method using multiquadric basis function

Gen Modeller 生成了2个具有较大差异的一般性人脸,一个具有典型的白种人特征,另一个具有典型东方人特征。在一个具有印第安人特征的个性化人脸提取20个个性化特征,结合15个不变特征对上述的2个一般性人脸进行形变,结果如图9所示。容易发现,基于不同一般性人脸的重建结果在头顶的宽度、双眼间距上略有差别,但均显著体现了同样的个性化特征,如宽大的鼻翼、高耸的鼻梁、较窄的脸型和较深的眼窝。这说明在不具有个性化特征的部位选择不不变特征,能够尽可能减小拉普拉斯方法对一般性人脸的依赖性。

不变特征的作用是增加用最小二乘法求解拉普拉斯形变的稳定性,在形变时起到辅助作用。对于几十个个性化人脸特征点而言,理论上并不需要过多的不变特征作为约束。事实上,不变特征的数量

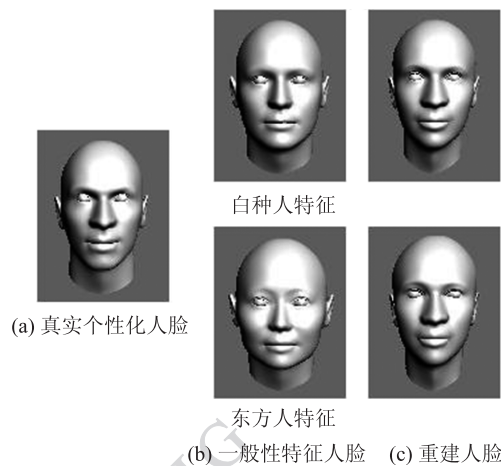


图9 根据不同的一般性人脸进行拉普拉斯形变的结果

Fig. 9 Reconstruction results of Laplace method using different generic faces

也不能无限增加,这可能会导致重建过程出现过拟合。因此,认为不变特征的数量与个性化特征的数量大致相当时,即可起到增加稳定性的作用。另外,不变特征的选择范围要集中在脖子、头顶等不反映个性化特征的模型区域,这样即使出现过拟合,也不会使重建结果产生巨大偏差。为验证上述观点,在一般性模型的脖子、头顶等处选择不同数量的不变特征,结合个性化特征对一般性人脸变形,重建结果如图10所示。容易发现二者具有近乎相同的面部特征,仅在脖子的围度上有显著差异,这是由于150个不变特征中大部分是在脖子区域选取,所以重建后人脸的脖子区域更接近一般性人脸。图10所示实验中,不变特征的数量相差很大,但仍未对重建结果产生重大影响,这说明当不变特征集中在不反映个性化特征的模型区域时,基于拉普拉斯方法的模型形变对不变特征的数量变化是比较稳定的。

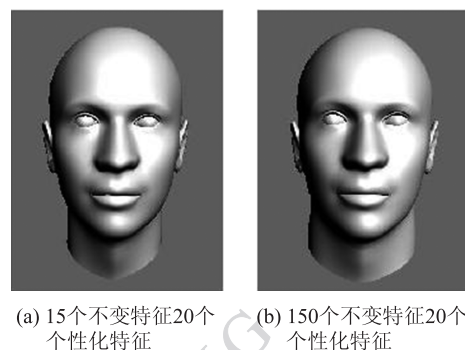


图10 采用不同数量的一般特征进行重建的结果

Fig. 10 Reconstruction results using different number of invariant features

5.3 真实感人脸生成

使用具有 6 174 个顶点的一般性人脸不足以生成具有照片真实感的个性化 3 维人脸,因此用 Cyberware 3D 扫描仪扫描了几个真实人脸并处理后,用它们的均值作为一般性的高分辨率 3 维人脸。该人脸包含的顶点数超过 75 000 个,具有极高的分辨率。采用本文所述方法,分别根据亚洲人脸数据库^[18]和 INRIA 人脸姿态数据库^[17]中的图像进行 3 维重建与纹理合成,最终结果如图 11 所示。使用拉普拉斯方法重建时,选取的个性化特征和不变特征的数量分别为 23 个和 17 个。

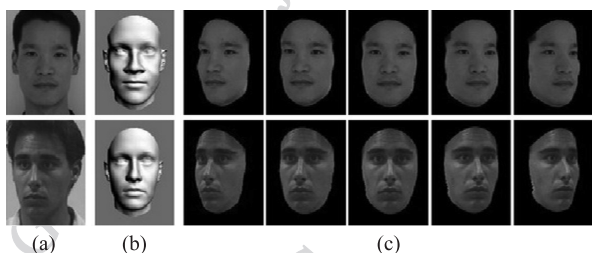


图 11 高分辨率 3 维重建效果

Fig. 11 Result of high-resolution 3D reconstruction

图 11(a)为在两个数据库中随机选择的图像,图 11(b)为重建的高分辨率个性化 3 维人脸模型,图 11(c)是具有纹理信息的真实感 3 维人脸。图 11 表明本文方法能够基于正面和非正面的人脸图像进行真实感 3 维重建,并且仅仅根据 40 个 3 维特征点即可对具有超过 75 000 个顶点的 3 维人脸模型进行自然的形变,且使形变后的人脸具有鲜明的个性化特征。

为进一步展示本文 3 维重建方法的适用性,将用户自行拍摄和从网络上下载的图片作为输入图像。图 12 展示了根据 3 幅具有不同年龄、种族特征的人脸图像图 12(a)进行 3 维重建的效果图 12(b),图 12(b)为不同视点下的重建的真实感 3 维人脸。根据不同输入图像重建的 3 维人脸在脸型、颧骨、鼻子等处体现了比较明显的年龄、种族特征,且具有较好的视觉外观。这表明本文方法能较好地应用于具有不同特征的输入图像。

由于采用的模型具有极高的分辨率,按照特定投影参数将模型顶点逐一投影至 2 维平面即可获得具有特定姿态的人脸图像。图 13(a)的图像为给定的人脸图像,图 13(b)的 4 幅图像为根据给定图像生成的真实感 3 维人脸在不同投影参数下的投影图

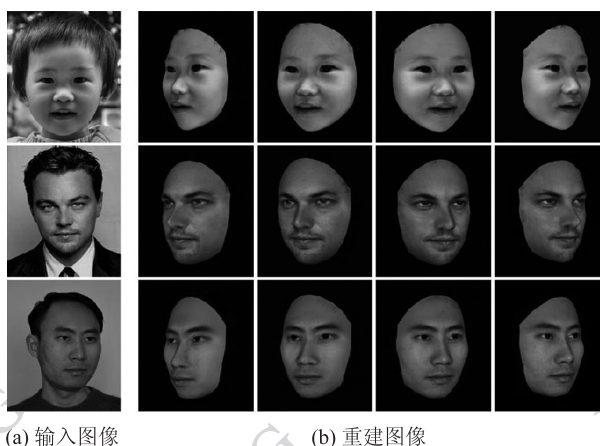


图 12 基于用户输入图像的 3 维重建效果

Fig. 12 Result of 3D reconstruction based on user input

像。为增强真实感,简单地将投影图像覆盖在真实图像上。这说明利用本文提出的高分辨率真实感 3 维重建技术可以很方便地解决人脸姿态变换的问题。



(a) 人脸图像



(b) 投影图像

图 13 真实图像和重建的人脸在不同参数下的投影图像

Fig. 13 A given image and the 2D projections with different projection parameters of the reconstructed 3D face

6 结 论

本文提出一种高分辨率 3 维人脸重建方法。事先根据已有的 3 维人脸样本上的 3 维特征建立可变形模型,在重建过程中首先从给定图像上提取 2 维特征,将可变形模型适配至 2 维特征从而重建个性化 3 维特征,然后借助拉普拉斯方法用 3 维特征对一般人脸进行变形以获得高分辨率特定人脸,最后通过纹理合成得到真实感人脸。该方法的优点在于:根据获取问题最优解的必要条件进行模型适配,

能够获得理想的特征重建准确性和重建效率,同时具有很强的稳定性;拉普拉斯方法的优越性在于能根据少量特征对具有极高分辨率的人脸模型进行更为合理与自然的形变,且使变形后的人脸能突显人脸的个性化特征。纹理映射后的3D人脸具有很好的视觉外观。本文方法能够用来进行准确快速的高分辨率3D人脸重建。

参考文献 (References)

- [1] Tomasi C, Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography: a factorization method [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1992, 9(2): 137-154. [DOI: 10.1007/BF00129684]
- [2] Bregler C, Hertzmann A, Biermann H. Recovering non-rigid 3D shape from image streams [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2000, 2: 690-696. [DOI: 10.1109/CVPR.2000.854941]
- [3] Xiao J, Chai J X, Kanade T. A closed-form solution to non-rigid shape and motion recovery [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, 67(2): 233-246. [DOI: 10.1007/978-3-540-24673-2_46]
- [4] Zhang J. 3D facial expression reconstruction from video via SFM and dynamic texture mapping [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(6): 949-958. [张剑. 融合 SFM 和动态纹理映射的视频流 3 维表情重建 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(6): 949-958.] [DOI: 10.3321/j.issn:0254-4164.2005.06.019]
- [5] Pighin F, Hecker J, Lischinski D, et al. Synthesizing realistic facial expressions from photographs [C] // *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH*. New York: ACM Press, 1998: 75-84. [DOI: 10.1145/280814.280825]
- [6] Blanz V, Grother P, Phillips P J, et al. Face recognition based on frontal views generated from non-frontal images [C] // *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2005: 454-461. [DOI: 10.1109/CVPR.2005.150]
- [7] Jiang D L, Hu Y X, Yan S C, et al. Efficient 3D reconstruction for face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(6): 787-798. [DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2004.11.004]
- [8] Chai X J, Shan S G, Qing L Y, et al. Pose and illumination invariant face recognition based on 3D face reconstruction [J]. *Journal of Software*, 2006, 17(3): 525-524. [柴秀娟, 山世光, 卿来云, 等. 基于 3D 人脸重建的光照、姿态不变人脸识别 [J]. *软件学报*, 2006, 17(3): 525-524.] [DOI: 10.3969/j.issn.1672-0520.2011.05.014]
- [9] Zhang J, Zhuang Y T. Sample-based 3D face reconstruction from a single frontal image by adaptive locally linear embedding [J]. *Journal of Zhejiang University: Science A*, 2007, 8(4): 550-558. [DOI: 10.1631/jzus.2007.A0550]
- [10] Park U, Tong Y, Jain A K. Age invariant face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(5): 947-954. [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.14]
- [11] Lee Y J, Lee S J, Park K R, et al. Single view-based 3D face reconstruction robust to self-occlusion [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012: 176. [DOI: 10.1186/1687-6180-2012-176]
- [12] Lu X G, Hsu R, Jain A K, et al. Face recognition with 3D model-based synthesis [M] // *Lecture Notes in Computer Science*. Heidelberg: Springer, 2004, 3072: 139-146. [DOI: 10.1007/978-3-540-25948-0_20]
- [13] Sheng Y, Sadka A H, Kondoz A M. Automatic single view-based 3D face synthesis for unsupervised multimedia applications [J]. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 2008, 18(7): 961-974. [DOI: 10.1109/TCSVT.2008.924101]
- [14] Sorkine O, Cohen-Or D, Lipman Y, et al. Laplacian surface editing [C] // *ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*. Wellesley: A K Peters, 2004: 175-184. [DOI: 10.1145/1057432.1057456]
- [15] Huang W, Yao S B, Guan S L, et al. A real-time image deformation method based on line handles [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(12): 2067-2072. [黄武, 姚淑波, 关胜亮, 等. 利用控制线段的实时图像变形方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(12): 2067-2072.]
- [16] Cootes T F, Wheeler G V, Walker K N, et al. View-based active appearance models [J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(9): 657-664. [DOI: 10.1109/AFGR.2000.840639]
- [17] Gourier N, Maisonnasse J, Hall D, et al. Head pose estimation on low resolution images [C] // *Proceedings of the 1st International Evaluation Conference on Classification of Events, Activities and Relationships*. Heidelberg: Springer, 2007: 270-280. [DOI: 10.1007/978-3-540-69568-4_24]
- [18] Dong H, Gu N. Asian face image database PF01 [R]. Pohang: Pohang University of Science and Technology. Department of Computer Science and Engineering, 2001.