

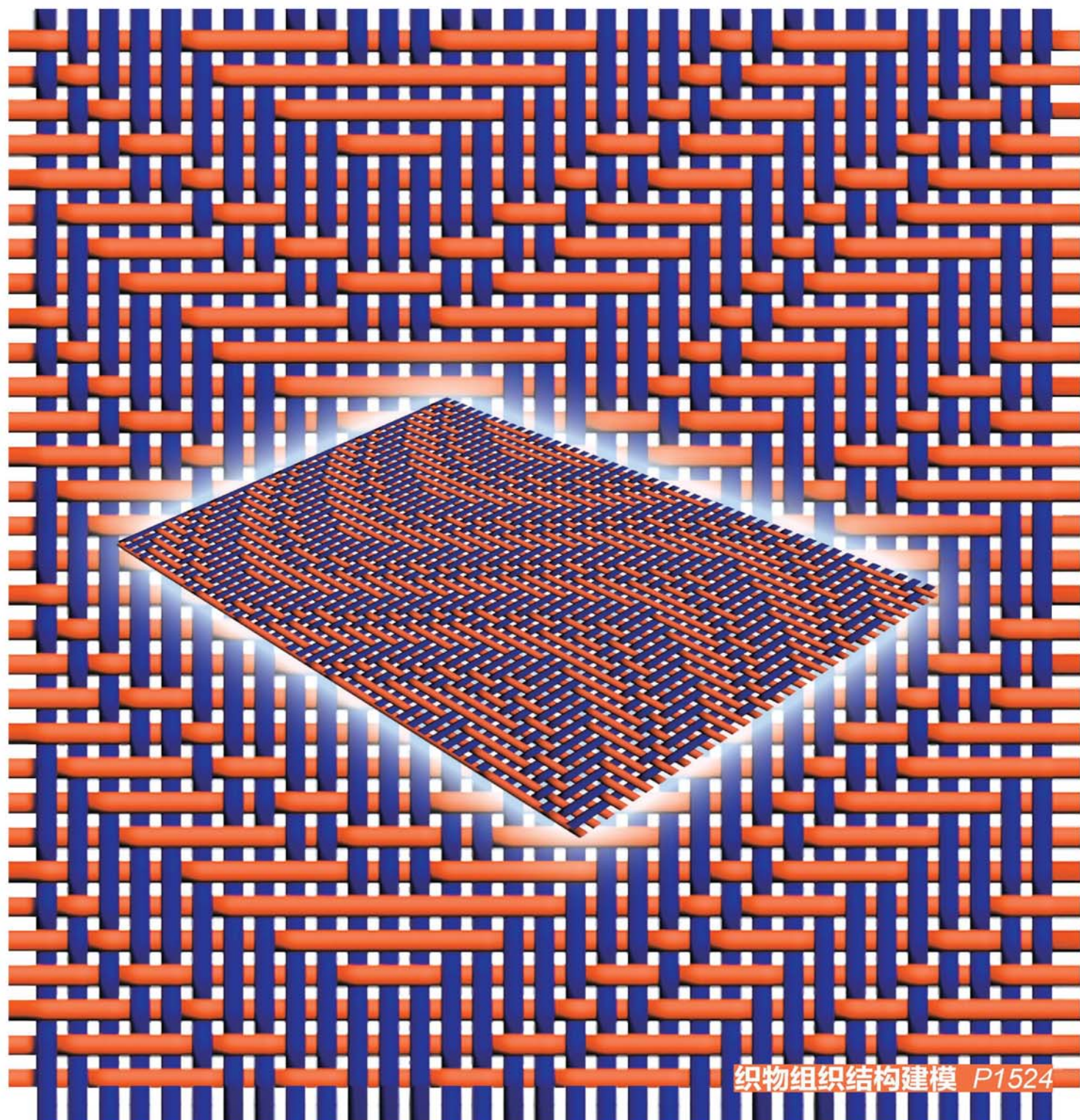


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
10
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

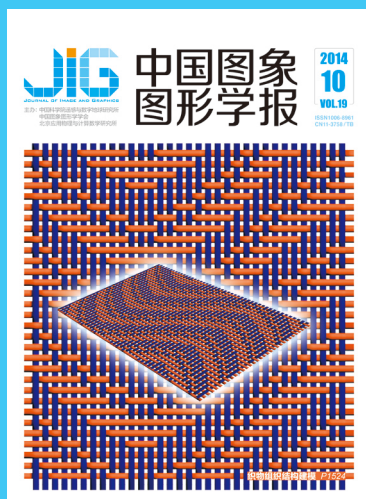


织物组织结构建模 P1524

中国图象图形学报

刊名题字: 宋健

月刊 (1996年创刊)



第19卷第10期 (总第222期)

2014年10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

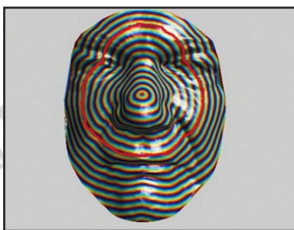
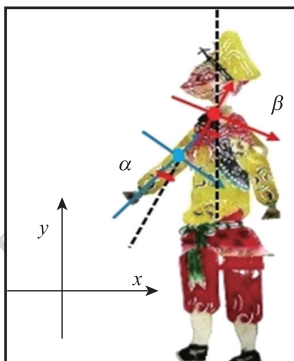
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元

自适应梯度重建分水岭分割
算法(第1430页)基于特征点针对表情变化的
3维人脸识别(第1459页)数字皮影的交互仿真和动画
绘制(第1490页)

综述

2维至3维图像/视频转换的深度图提取方法综述

李可宏, 姜灵敏, 龚永义 1393

图像处理和编码

优化参数化二元模映射信息隐藏

廖琪男, 柯琦, 赖振丹 1407

基于分数阶微积分的噪声检测和图像去噪

杨柱中, 周激流, 郎方年 1418

图像分析和识别

自适应梯度重建分水岭分割算法

张志禹, 孟令辉, 雷涛 1430

鲁棒空间约束的模糊聚类图像分割

刘金尧, 纪则轩 1438

灰度级信息的目标边界精确周长估算

吴秦, 周琪, 梁久祯 1449

基于特征点表情变化的3维人脸识别

李燕春, 达飞鹏 1459

图像理解和计算机视觉

曲率无穷范数约束的曲线3维重建

贺磊盈, 武传宇, 杜小强 1468

光照变化条件下的光流估计

刘骏, 祖静, 张瑜, 张红艳 1475

GPU近实时线性双目立体代价聚合

陈彬, 陈和平, 李晓卉 1481

计算机图形学

数字皮影的交互仿真和动画绘制

陈璇, 张明敏, 潘志夷 1490

遥感图像处理

由航空影像自动重建大范围3维地形

杨阿华, 李学军, 谢剑薇, 李东岳 1500

结合结构相似度的自适应多尺度SAR图像变化检测

崔莹, 熊博莅, 蒋咏梅, 匡纲要 1507

第11届全国智能CAD与数字娱乐学术会议专栏

特征驱动先验的归一化卷积超分辨率重建

徐枫, 严锡君, 黄陈蓉, 郑胜男, 黄凤辰, 徐立中 1514

机织物组织图的数学描述与3维几何建模

杨允出, 李基拓, 陆国栋 1524

虚拟手术流血模拟的GPU加速实现

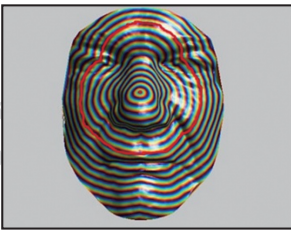
赖颢升, 向辉 1532

CONTENTS

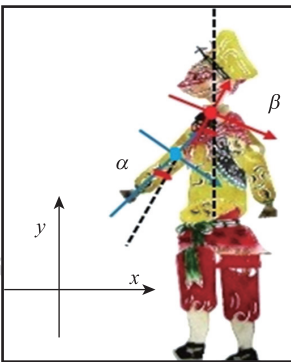
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Adaptive gradient reconstruction for watershed based image segmentation (P1430)



Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points(P1349)



Interaction and animation simulation of digital shadow play(P1490)

Review

- Depth map extraction methods in 2D-3D image/video conversion
Li Kehong, Jiang Lingmin, Gong Yongyi 1393

Image Processing and Coding

- Optimal parameterized binary modulo mapping steganography
Liao Qinan, Ke Qi, Lai Zhendan 1407
- Noise detection and image de-noising based on fractional calculus
Yang Zhuzhong, Zhou Jiliu, Lang Fangnian 1418

Image Analysis and Recognition

- Adaptive gradient reconstruction for watershed based image segmentation
Zhang Zhiyu, Meng Linghui, Lei Tao 1430
- Robust spatial factor based fuzzy clustering for image segmentation
Liu Jinyao, Ji Zexuan 1438
- Accurate perimeter estimation of target boundary based on gray-level information
Wu Qin, Zhou Qi, Liang Jiuzhen 1449
- Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points
Li Yanchun, Da Feipeng 1459

Image Understanding and Computer Vision

- Three dimensional curve reconstruction under the L-infinity norm of curvatures
He Leiying, Wu Chuanyu, Du Xiaoqiang 1468
- Optical flow estimation method under the condition of illumination change
Liu Jun, Zu Jing, Zhang Yu, Zhang Hongyan 1475
- Near real time linear stereo cost aggregation on GPU
Chen Bin, Chen Heping, Li Xiaohui 1481

Computer Graphics

- Interaction and animation simulation of digital shadow play
Chen Xuan, Zhang Mingmin, Pan Zhigeng 1490

Remote Sensing Image Processing

- Automatic reconstruction of large area 3D terrain from aerial imagery
Yang Ahua, Li Xuejun, Xie Jianwei, Li Dongyue 1500
- Multi-scale approach based on structure similarity for change detection in SAR images
Cui Ying, Xiong Boli, Jiang Yongmei, Kuang Gangyao 1507

Column of CIDE'2014

- Normalized convolution based super-resolution reconstruction using feature-driven prior
Xu Feng, Yan Xijun, Huang Chenrong, Zheng Shengnan, Huang Fengchen, Xu Lizhong 1514
- Mathematical expression and 3D geometrical modeling of weave diagram
Yang Yunchu, Li Jituo, Lu Guodong 1524
- Bleeding simulation of virtual surgery implemented on GPU
Lai Haosheng, Xiang Hui 1532

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)10-1459-09

论文引用格式: Li Y C, Da F P. Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(10): 1459-1467. [李燕春, 达飞鹏. 基于特征点表情变化的3维人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(10): 1459-1467.] [DOI: 10.11834/jig.20141007]

基于特征点表情变化的3维人脸识别

李燕春^{1,2}, 达飞鹏^{1,2}

1. 东南大学自动化学院, 南京 210096; 2. 东南大学复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 南京 210096

摘要: **目的** 为克服表情变化对3维人脸识别的影响, 提出一种基于特征点提取局部区域特征的3维人脸识别方法。**方法** 首先, 在深度图上应用2维图像的ASM(active shape model)算法粗略定位出人脸特征点, 再根据Shape index特征在人脸点云上精确定位出特征点。其次, 提取以鼻中为中心的一系列等测地轮廓线来表征人脸形状; 然后, 提取具有姿态不变性的Procrustean向量特征(距离和角度)作为识别特征; 最后, 对各条等测地轮廓线特征的分类结果进行了比较, 并对分类结果进行决策级融合。**结果** 在FRGC V2.0人脸数据库分别进行特征点定位实验和识别实验, 平均定位误差小于2.36 mm, Rank-1识别率为98.35%。**结论** 基于特征点的3维人脸识别方法, 通过特征点在人脸近似刚性区域提取特征, 有效避免了受表情影响较大的嘴部区域。实验证明该方法具有较高的识别精度, 同时对姿态、表情变化具有一定的鲁棒性。

关键词: 3维人脸识别; 特征点; 等测地轮廓线; Procrustes分析; 特征融合

Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points

Li Yanchun^{1,2}, Da Feipeng^{1,2}

1. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering, Ministry of Education,
Ministry of Education, Nanjing 210096, China

Abstract: Objective Compared with other biometric recognition methods, face recognition is friendlier, more natural, and less interferential to users. Hence, face recognition has numerous applications in various fields. However, the 3D shape of the human face is a nonrigid free-form surface, which causes face region distortion under expression variations, particularly in the mouth region. Therefore, 3D face recognition is easily affected by facial expression variations. Laughing and acting surprised make the face produce a hole in the mouth region and consequently change the topology of the facial model. This study proposes a 3D face recognition method based on facial fiducial points to avoid the effect of different facial expressions.

Method The active shape model algorithm, which is usually used for 2D images, is applied to roughly detect facial fiducial points in depth images. The shape index is used to accurately locate fiducial points in 3D point clouds. A series of iso-geodesic contours from the landmark (located in the middle of nose tip and nose root) is then extracted to represent the facial shape and avoid the mouth region. Procrustean features (distances and angles) defined by pose-invariant curves are selected as the final recognition features. The classification results of each geodesic contour are compared and combined at the

收稿日期: 2014-04-14; 修回日期: 2014-06-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(51175081); 博士点基金项目(20130092110027)

第一作者简介: 李燕春(1990—), 女, 东南大学自动化学院在读硕士研究生, 主要研究方向为3维人脸识别。

E-mail: lyc_nothing@126.com

通信作者: 达飞鹏, E-mail: dafp@seu.edu.cn

decision level as the final results. **Result** FRGC V2.0 is a large public face dataset. Experiments on the detection and recognition of facial fiducial points are conducted using the FRGC V2.0 dataset. In the detection experiment, face models in fall 2003 are selected as the training set, and 150 scans acquired in spring 2004 are selected as the testing set. Seven fiducial points, including eye corners, nose tip, and mouth corners, are manually located in the testing set. The accuracy of the seven detected fiducial points is measured through the Euclidean distance between the manually detected fiducial points and the corresponding automatic points. Each of the seven points is accurately detected, and the mean value of the positional error is less than 2.36 mm. In the recognition experiment, 424 scans from 60 subjects in the FRGC V2.0 database are randomly selected. Each iso-geodesic contour with procrustean features (distances and angles) is tested, and the classification results of the eight iso-geodesic contours are weighted in a decision-level fusion. The final Rank-1 recognition rate is 98.35%. **Conclusion** Expression variation is an important research direction for 3D face recognition. This study proposes a novel method for locating fiducial points in 3D point clouds. Combined with the depth images and 3D point clouds, seven fiducial points are completely, automatically, rapidly, and accurately detected. A series of facial contours based on these points is extracted to represent the facial surface. The effect of expression variations on recognition is decreased because the iso-geodesic contours are located in approximate rigid regions. Overall, the proposed method is valid and robust in the presence of pose and expression variations.

Key words: Three-dimensional face recognition; fiducial points; iso-geodesic contours; Procrustes analysis; feature fusion

0 引言

人脸识别相比指纹、虹膜等生物特征识别,具有自然、友好、对使用者干扰少的优点,在门禁系统、对象监控、智能空间等场合具有广阔的应用前景。尽管基于2维图像的人脸识别已经取得了较大的发展,但是识别的效果依然受光照、姿态和表情等因素的限制。而3维人脸模型受光照、姿态影响较小,且3维人脸模型中包含更多的几何信息,因而3维人脸识别受到越来越多的关注^[1-2]。

目前的3维人脸识别算法按特征提取方式可分为基于人脸整体特征和基于人脸局部子区域特征两类。基于整体特征的3维人脸识别算法着重于3维人脸数据的整体特征提取,对提取的整体特征进行匹配。Vretos等人^[3]首先将人脸点云数据映射为深度图像,利用Zernike矩在深度图像上提取特征,最后用SVM对提取的整体特征进行分类识别,但该方法使用了人脸部分不稳定的区域,影响整体识别的鲁棒性。Mohammadzade等人^[4]提出使用迭代最近法向点搜寻每一个输入人脸与参考人脸之间的对应点,最后用DA(discriminant analysis)来识别,该方法有效克服了表情变化影响,但是使用迭代算法比较耗时,影响了识别的实时性。另一类3维人脸识别方法是对人脸局部区域的特征进行识别,即基于局部特征的人脸识别算法。Beumier等人^[5]提取经过鼻尖点的中心轮廓线以及平行于该线的两条轮廓

线,通过计算对应轮廓线上各点的曲率值确定3条轮廓线的相似度,最后加权融合这3条轮廓线的相似度作为最后的识别结果。该方法只利用了人脸上3条轮廓线,丢失了大量人脸上其他信息,不能很好地表征人脸形状。Berretti等人^[6]通过提取3维人脸不同区域上的关键点,然后采用局部形状描述符测量关键点邻域的人脸表面变化来获取人脸的显著特征,最后相似度通过测试集与库集人脸关键点的匹配得到。然而该方法易受噪声等因素影响。

基于局部特征的方法根据人脸不同部分的性质对其进行不同的对待,相比基于整体特征的算法,在面部表情和遮挡问题的处理上,具有一定的优势。但局部特征的自动提取依赖于人脸特征点的快速精准定位。Gupta等人^[7]提出了一种根据人脸纹理特征和结构特征定位特征点的方法,即通过曲率以及Gabor小波特征确定鼻尖、眼角等10个特征点。然而该方法存在相互依赖的问题,如鼻翼点的定位依赖于鼻尖点的确定,这样造成特征点定位结果的不稳定。Perakis等人^[8]提出了一个3维特征点的检测方法,利用3维局部形状描述符提取候选特征点的3维信息,通过匹配面部标记模型(FLM)来识别和标记人脸特征点,该方法存在的问题是通用的面部标记模型相对难以确定。针对这些问题,提出一种新的3维人脸特征点的定位算法。结合深度图像和人脸点云数据,完全自动且快速准确地定位出人脸8个特征点,并且将以鼻中为中心的8条等测地轮廓线与拟合圆之间的Procrustean向量特征作

为识别特征,最后用最近邻分类器进行识别。选取以鼻中为中心提取等测地轮廓线来表征人脸形状,避免了受表情影响较大的嘴部区域,在受表情影响较小的区域提取特征进行识别,有效减弱了表情影响。在 FRGC V2.0 人脸库上的定位实验表明,本文提出的特征点定位算法的精确性;识别实验表明识别算法的有效性且对表情、姿态变化具有鲁棒性。

1 预处理

1.1 人脸特征点定位

一般来说,2维图像上的特征点如内外眼角,鼻尖,嘴角等较易定位。而在3维数据中,有些地方由于3维设备扫描人脸时出现数据缺失而形成空洞,再加上特征点随表情变化而移动,故通常只有鼻尖点能够较准确找到,眼角、嘴角等其他特征点很难快速精确定位。因此,采用两种不同的人脸数据表示形式(深度图和点云数据)来定位脸部的特征点。深度图是以灰度图像方式保存的图像,某种意义上类似于2维图像。先在深度图上粗略定位出人脸特征点,然后再根据 Shape index 特征精确定位出人脸点云上的特征点。这样既能简化定位算法的复杂度,又能快速、准确地确定人脸特征点。

1.1.1 人脸特征点粗定位

ASM^[9]可表示为

$$S = \bar{S} + U * s \quad (1)$$

式中, S 表示目标的形状, $\bar{S}$ 是训练集中所有目标的平均形状,向量 s 为模型参数, $U = \{u_1, \dots, u_l\}$ 是主成分特征向量 $\{u_i, i = 1, \dots, l\}$ 构成的变换矩阵,通过改变模型参数 s 来得到所需的人脸特征点。

ASM局部模型通过对以特征点为中心的局部纹理向量 g 进行分析统计得到,其中局部纹理是指在特征点处轮廓法线方向上特定邻域内取得的像素亮度。假设局部模型的分布服从高斯分布,则面部特征点定位的准确性可以用 Mahalanobis 距离来衡量,即

$$f_{\text{Mahalanobis}}(g) = (g - \bar{g})^T C_g^{-1} (g - \bar{g}) \quad (2)$$

式中, $\bar{g}$ 和 C_g 为在训练集中统计分析出的各个特征点的平均纹理以及对应的协方差矩阵。

这个距离反映了目标图像中该候选点和标志点之间的相似度, $f(g)$ 值越小,相似度越大。选择相似度最大的候选点作为目标图像中与标志点最匹配的目标点。

为了准确定位,在点云转化为深度图前,先对点云进行平滑去噪处理^[10](填补空洞,去除噪声点等)。经过预处理后,在深度图上采用 ASM 算法粗略定位特征点,定位效果如图1所示。

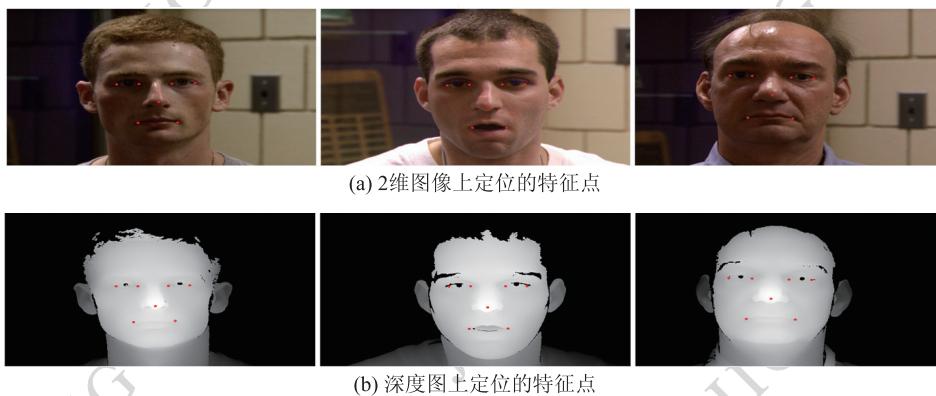


图1 人脸上定位的特征点

Fig. 1 Fiducial points located in the faces

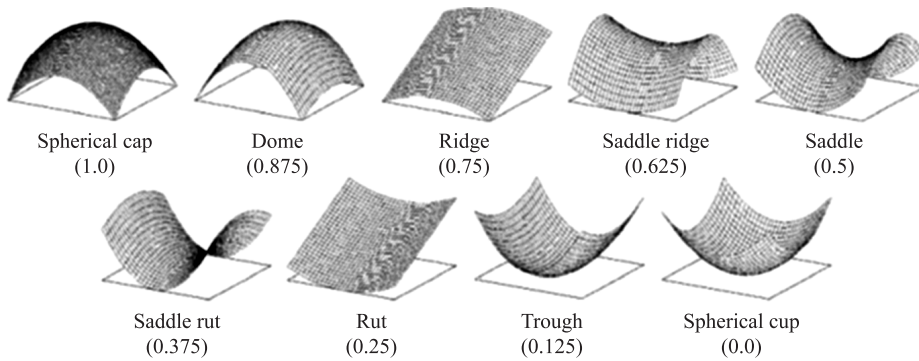
与普通2维图像不同的是,深度图的像素亮度为对应点在人脸表面到摄像机的距离。根据定位出的特征点的 x, y 坐标及灰度信息,可找到3维点云上相应的预特征点。

1.1.2 人脸特征点精定位

Shape index 特征表示3维曲面上每点邻域的凹

凸程度,由 Dorai 等人^[11]提出,在3维特征点检测中被广泛使用。点 p 的 Shape index 值由该点的最大主曲率 $k_{\max}(p)$ 和最小主曲率 $k_{\min}(p)$ 得到,即

$$SI(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_{\max}(p) + k_{\min}(p)}{k_{\max}(p) - k_{\min}(p)} \quad (3)$$

图2 Shape index 特征在不同值时的形状^[11]Fig. 2 Shape on different Shape index scale^[11]

直接对整张人脸进行 Shape index 特征计算,很大程度上会受人脸区域之外的点(包括噪声点)的影响。而根据上节定位出的内外眼角、鼻尖、嘴角这7个预特征点,分别计算它们局部区域内点的 Shape index 值,大大减小计算量的同时能较为准确地得到特征点。鼻尖在人脸曲面上是一个凸起的区域,从而选取鼻尖邻域内 Shape index 值最大的点作为鼻尖点,而眼角和嘴角是凹下去的一个区域,所以将 Shape index 值最小的点定为眼角和嘴角点。根据左右内眼角和鼻尖点的几何关系得到鼻中点(处于鼻根与鼻尖正中间的点),如图3所示。

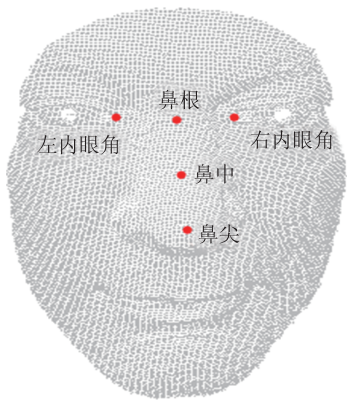


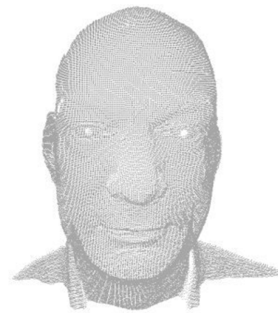
图3 鼻中点

Fig. 3 The point located in the center of nose tip and nose root

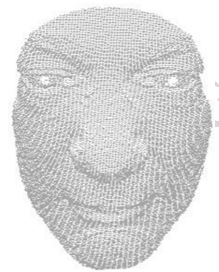
1.2 人脸区域切割

3维点云不仅包含人脸,还有耳朵、肩膀等冗余部分(图4(a)),为了能够准确提取人脸特征,减少冗余区域造成的误差,首先需要对人脸点云数据进行切割。准确得到鼻尖点之后,以鼻尖点为球心, r 为半径做球体,得到的球体内区域即为切割的人脸

区域。3维人脸点云数据表示真实的人脸大小,这里 r 取90 mm。切割后的人脸如图4(b)所示。



(a) 原始人脸



(b) 切割后的人脸

图4 原始人脸和切割后的人脸

Fig. 4 The original data and the cutted face

2 特征选取

克服表情变化影响是3维人脸识别的一个重要研究内容。表情变化使人脸面部扭曲,造成非刚性形变,其中嘴巴区域是人脸受表情影响最大的区域,尤其是大笑表情下张开的嘴巴使人脸产生一个洞,造成人脸拓扑结构的改变。而在面部未明显拉伸的情况下,人脸表情变化被视为中性表情的等距变换。即微小表情下,表情变化近似于等距变换^[12]。从图5可以看出大笑情况下,嘴角到其他点的测地距离发生了明显变化。受等距假设的启发,本文避开受表情影响较大的嘴部区域,提取以鼻中为中心的等测地轮廓线来表征人脸形状,从而等测地轮廓线经过的区域受表情变化影响相对较小的鼻子、脸颊、眼睛以及额头区域。同时为了防止等测地轮廓线固有的对姿态不变特性的丢失,直接在3维中提取等测地轮

廓线与其 Procrustean 拟合圆之间的特征^[13],将 Procrustean 特征进行融合作为最后的识别特征。

2.1 等测地轮廓线提取

曲面上两点之间的最短距离即为测地距离。要得到以鼻中为中心的一系列等测地轮廓线,首先计算人脸其余点到鼻中点的测地距离。采用 Kim-

mel^[14]提出的方法计算人脸上两点的测地距离。得到每一个点到鼻中的测地距离后,进行归一化处理,选择到鼻中点 $r = 1/16, 2/16, 3/16, 4/16, 5/16, 6/16, 7/16, 8/16$ 的点组成8条等测地轮廓线 $P_i, i = 1, 2, \dots, 8$ 。如图6标记的区域为本文提取的等测地轮廓线所在区域。



图5 人脸特征点之间的测地线

Fig. 5 Geodesic curves between the facial fiducial points

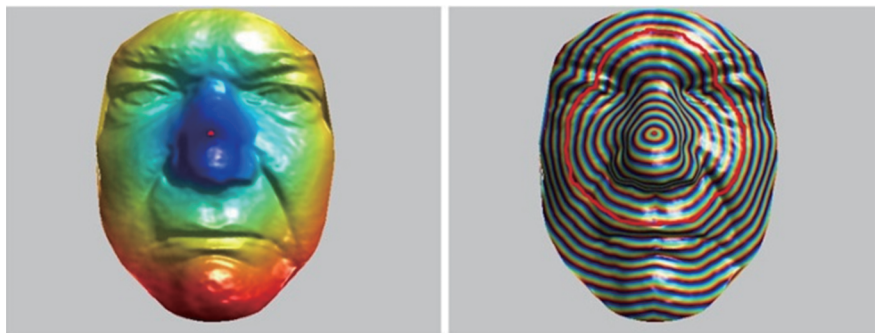


图6 人脸其余点到鼻中点的测地距离颜色分布

Fig. 6 The color distribution of geodesic distances from the point located in the center of nose tip and nose root

2.2 等测地轮廓线采样

为了更好地对等测地轮廓线进一步提取特征,需要对其进行重采样^[15]。以鼻中点为中心构造一个椭圆,方程为

$$\begin{cases} x = \frac{a}{2} \cos t \\ y = \frac{b}{2} \sin t \end{cases}$$

式中, $t = [0, 2\pi]$, a 为 P_i 在 x 轴方向的投影插值, b 为 P_i 在 y 轴方向的投影插值。通过选取不同的离散采样 t , 可以得到不同数目的采样点。对于椭圆上每一个采样点, 选取到等测地轮廓线上距离最近的

点作为等测地轮廓线采样点。

2.3 Procrustes 分析

Procrustes 分析^[16]是一种基于几何变换的最优图像算法,经过缩放,旋转和平移变换,找到两个形状之间的最佳匹配。给定两组大小都是 N 的点集 U_1 和 U_2 , Procrustes 分析可以找到一个最佳相似变换,使得变换后的 U_2 和 U_1 的距离 $d = \|T(U_2) - U_1\|$ 最小。Procrustean 拟合圆是指经过 Procrustes 分析变换后的圆。

构造一个单位圆 C , 在单位圆上等距采样 60 个点, 然后将单位圆经过旋转, 平移, 伸缩等保形

变化,使得与等测地轮廓线 P 之间对应点距离最小,这样得到 Procrustean 拟合圆 $\bar{C}$ 。提取等测地轮廓线上的采样点 $p_i (i = 1, 2, \dots, 60)$ 与 Procrustean 拟合圆上 $\bar{C}_i$ 对应点之间的距离特征 d_i 和角度特征 θ_i ,即

$$d_i = \sqrt{(x_{p_i} - x_{\bar{C}_i})^2 + (y_{p_i} - y_{\bar{C}_i})^2 + (z_{p_i} - z_{\bar{C}_i})^2} \quad (4)$$

$$\theta_i = \frac{x_{p_i}x_{\bar{C}_i} + y_{p_i}y_{\bar{C}_i} + z_{p_i}z_{\bar{C}_i}}{\sqrt{x_{p_i}^2 + y_{p_i}^2 + z_{p_i}^2} \sqrt{x_{\bar{C}_i}^2 + y_{\bar{C}_i}^2 + z_{\bar{C}_i}^2}} \quad (5)$$

构造距离特征向量 $\mathbf{d} = \{d_i, i = 1, 2, \dots, 60\}$; 角度特征向量 $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_i, i = 1, 2, \dots, 60\}$ 。图 7 为以鼻中为中心的一条等测地轮廓线与 Procrustean 拟合圆之间的向量特征表示。

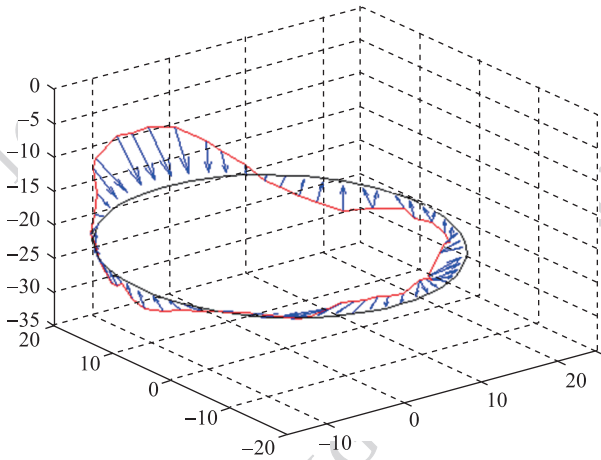


图 7 以鼻中为中心的一条等测地轮廓线与 Procrustean 拟合圆之间对应点的向量表示

Fig. 7 Contour around the landmark showing the direction between its corresponding points and the fitted Procrustean circle

2.4 特征融合

单纯一类特征不足以捕捉人脸多方面的识别信息,因此本文将提取的 Procrustean 距离及角度进行融合得到一个新的特征。

任意一个人脸模型 X , 设 $\mathbf{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, $\mathbf{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 分别为普氏距离及角度特征。若直接用 $\mathbf{M} = \{a_1, a_2, \dots, a_m, b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 来表示 X 的融合特征,则会由于距离与角度量纲的不同,导致参与融合的两类特征在数量级上有较大的差异。为了消除距离与角度特征由于在数量级上的不同造成的不利影响,首先利用最大最小原则将距离、角度特征 $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 归一化为 $\mathbf{A}', \mathbf{B}'$, 即

$$\mathbf{A}' = \frac{\mathbf{A} - \min(\mathbf{A})}{\max(\mathbf{A}) - \min(\mathbf{A})} \quad (6)$$

$$\mathbf{B}' = \frac{\mathbf{B} - \min(\mathbf{B})}{\max(\mathbf{B}) - \min(\mathbf{B})} \quad (7)$$

最后用 LDA (linear discriminant analysis) 对 $\mathbf{M} = \{a'_1, a'_2, \dots, a'_m, b'_1, b'_2, \dots, b'_n\}$ 进行降维处理,得到最有效的识别特征向量 $\mathbf{M}'$ 。采用最近邻 (1NN) 分类器对降维后的特征进行分类,1NN 是一种实现简单的分类器,通过样本之间的最近距离来分类。

2.5 决策级融合

本文提取的 8 条等测地轮廓线位于人脸的不同区域,它们的信息是互补的,将 8 条等测地轮廓线融合可以获得比单个轮廓线更好的性能。本文采用加权求和规则进行决策级融合,即

$$\mathbf{D} = \sum_{j=1}^8 \omega_j * d'_j \quad (8)$$

式中, ω_j, d'_j 分别为第 j 个分类器所占权重及归一化后的欧氏距离,且 $\sum_{j=1}^8 \omega_j = 1$ 。权重为

$$\omega_j = \frac{R1_j}{\sum_{j=1}^8 R1_j} \quad (9)$$

$R1_j$ 为对应 j 条轮廓线的 Rank-1 识别率。

3 实验

FRGC V2.0 是一个大型的人脸数据库^[17],目前是应用最为广泛的人脸数据库。其中人脸数据为 3 维点云。该数据库中包含用于测试的 466 个人的 4 007 幅人脸模型,其中每个人含有 1~22 幅不等数目的具有不同表情的人脸模型。其中大约 60% 左右是中性人脸模型,剩余人脸模型包括笑(微笑、大笑)、惊讶、皱眉、生气等各种不同的表情。

3.1 特征点定位实验

3.1.1 定位结果分析

为了测试本文算法定位特征点的准确性,选取整个 FRGC 2003 秋采集的人脸模型为训练集,在 FRGC 2004 年春季的人脸模型中随机选取 150 个模型,测试特征点定位的准确性。手动标志左右内外眼角,鼻尖和嘴角这 7 个点,用自动定位的特征点与对应的手动标志点之间的欧氏距离来衡量定位的准确性,实验结果如表 1 所示。

表 1 自动定位特征点与手动标志点之间的平均距离误差

Table 1 Average deviations of automatically located fiducial points from their manual locations

特征点	平均误差距离/mm
鼻尖	1.75
左外眼角	2.02
右外眼角	2.17
左内眼角	1.94
右内眼角	1.90
左嘴角	2.23
右嘴角	2.36

从表 1 可看出,其中位于刚性区域的鼻尖点的定位精度最高,其次是位于半刚性区域的左右内外眼角,而位于非刚性区域的嘴角的定位误差最大。但总体上 7 个特征点的定位精度都较高,平均误差

距离都小于 2.36 mm。实验结果表明,本文特征点定位方法的有效性和精确性。

3.1.2 定位结果比较

为了进一步证明本文算法的准确性,将本文算法与其他方法进行比较(表 2),表 2 的误差距离为平均误差距离。文献[13]所用人脸数据库虽然与本文不同,但其所用数据库包含的人脸模型表情、姿态与本文类似,不会造成太大的比较偏差。文献[13]根据人脸的纹理特征以及结构特征定位鼻尖,左右内眼角 3 个特征点,虽然定位平均误差高于本文算法,但左右内眼角的定位依赖于鼻尖点的确定,不具有独立性。文献[18]提出了一种由粗到细的定位方法,结合 2.5 维人脸模型以及人脸特征点的几何性质并根据一些先验知识确定特征点。从表 2 可知,鼻尖、眼角点定位效果略差于本文算法。

表 2 不同算法定位结果比较

Table 2 Comparison of different algorithms

算法	平均误差距离/mm						
	鼻尖	左外眼角	右外眼角	左内眼角	右内眼角	左嘴角	右嘴角
文献[13]	1.40	—	—	1.65	1.63	—	—
文献[18]	1.90	2.95	2.05	2.42	2.76	1.98	1.90
本文	1.75	2.02	2.17	1.94	1.90	2.23	2.36

3.2 3 维人脸识别实验

3.2.1 单条轮廓线分类结果分析

对基于每一条等测地轮廓线提取的 Procrustean 特征分别进行实验。在整个 FRGC 库中随机选取 60 个对象共 424 幅 3 维人脸模型进行实验,每个对象至少有 6 个人脸模型,包括中性和带表情人脸。每个对象选择一个中性表情人脸模型作为库集,其余 364 个人脸模型作为测试集。实验结果如表 3 所示。

表 3 各条轮廓线的识别结果

Table 3 Recognition results of contours

匹配轮廓线	Rank-1 识别率/%
轮廓线 1	56.79
轮廓线 2	87.91
轮廓线 3	93.68
轮廓线 4	92.03
轮廓线 5	89.29
轮廓线 6	92.03
轮廓线 7	94.78
轮廓线 8	93.41

从表 3 可以看出,轮廓线 1 的识别效果最差,轮廓线 7 的识别效果最好。这是因为轮廓线 1 所在区域是鼻上很小一块区域,轮廓线形状近似于圆,不具有表征性,无法区分不同的人脸。而轮廓线 7 处在人脸的近似刚性区域,且具有较好的表征性和表情鲁棒性。

3.2.2 识别结果与分析

为了测试本文算法的性能,在 FRGC V2.0 人脸数据库上进行了用 CMC(cumulative match characteristic)曲线表示的识别实验,用来确定测试人脸的身份,按照本文算法,分别提取库集和测试集人脸的以鼻中为中心的 8 条等测地轮廓线及其 Procrustean 特征,对每一条等测地轮廓线的 Procrustean 特征进行特征融合,再将 8 条等测地轮廓线的分类结果进行决策级融合,进行识别实验,得到的 CMC 曲线如图 8 所示。由图 8 可知,将几条轮廓线的识别结果进行决策融合,得到的 Rank-1 识别率为 98.35%,比识别率最高的轮廓线 7 提高了 3.57%。

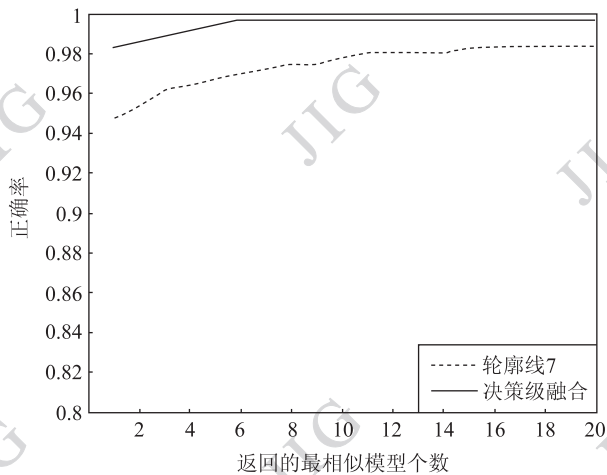


图8 CMC 曲线

Fig. 8 CMC curve

3.2.3 结果比较

表4列出了一些3维人脸识别在FRGC V2.0库中进行实验的算法。文献[19]用等测地轮廓线将人脸区域分为多个条形区域,然后根据对应等测地线上的点与点之间的位置关系来识别人脸,该方法考虑到了人脸区域的大部分点因而影响了识别结果。文献[20]在人脸上手标记25个标志点后计算标志点之间的测地距离,局部特征使用曲率,然后用LDA提取出两种特征中最有分辨能力的部分,最后进行特征融合,再次进行LDA,选取最佳特征。最终Rank-1识别率为98.64%。虽然该算法的识别率略高于本文算法,但这种算法需要在每幅人脸中手动标志点,降低了算法的自动化程度。

表4 不同算法结果比较

Table 4 Comparison of different algorithms

算法	Rank-1 识别率/%
文献[19]	94.3
文献[20]	98.64
文献[21]	97.1
本文	98.35

4 结 论

提出了一种基于特征点的3维人脸识别算法。该算法通过在3维点云数据上自动定位特征点,以特征点为中心提取一系列等测地轮廓线来表征人脸形状,对其进行均匀采样后,提取等测地轮廓线对应

采样点与Procrustean拟合圆之间的特征作为识别特征,最后分别进行决策级和特征级融合,完成识别。实验结果表明该算法能够有效地处理表情变化较大的人脸数据,但该算法去除了嘴巴区域,一定程度上丢失了一些信息,如何既能最大程度地利用人脸信息又能有效处理表情变化是本研究接下来要解决的问题。该算法有以下几个特点:

1) 提出一种自动定位特征点的方法,该方法将应用于2维图像的ASM算法运用到3维人脸识别中,能够快速准确地定位出鼻尖,眼角和嘴角等关键点。

2) 预处理部分无须进行姿态矫正操作,这是因为等测地轮廓线的提取以及Procrustean特征的匹配不依赖于统一的坐标系,从而减少了预处理时间。

3) 采用的等测地轮廓线与Procrustean拟合圆之间的特征具有姿态不变性,同时提取的特征位于人脸近似刚性区域,因而在一定程度上克服了姿态、表情变化对识别的影响。

参考文献 (References)

- [1] Zhong C, Sun Z N, Tan T N, et al. Robust 3D face recognition in uncontrolled environments[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 1-8. [DOI: 10.1109/CVPR.2-008.4587646]
- [2] Bowyer K W, Chang K, Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multi-modal 3D+2D face recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101(1): 1-15. [DOI: 10.1016/j.cviu.2005.05.005]
- [3] Vretos N, Nikolaidis N, Pitas I. 3D facial expression recognition using Zernike moments on depth images[C]// Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Washington DC: IEEE Computer Society, 2011: 773-776. [DOI: 10.1109/ICIP.2011.6116669]
- [4] Mohammadzade H, Hatzinakos D. Iterative closest normal point for 3D face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(2): 381-397. [DOI: 10.1109/TPAMI.2012.107]
- [5] Beumier C, Acheroy M. Automatic 3d face authentication[J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(4): 315-321.
- [6] Berretti S, Werghi N, Pala P, et al. Matching 3D face scans using interest points and local histogram descriptors[J]. Computers & Graphics, 2013, 37(5): 509-525. [DOI: 10.1016/j.cag.2013.04.001]
- [7] Gupta S, Markey M K, Bovik A C. Anthropometric 3D face recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2010,

- 90(5): 331-349. [DOI: 10.1007/s11263-010-0360-8]
- [8] Perakis P, Passalis G, Theoharis T, et al. 3D facial landmark detection under large yaw and expression variations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(7): 1552-1564. [DOI: 10.1109/TPAMI.2012.247]
- [9] Cootes T F, Taylor C J, Cooper D H, et al. Active shape models their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59. [DOI: 10.1006/cviu.1995.1004]
- [10] Cai L, Da F P. Three dimensions face recognition by using shape filtering and geometry image[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(7): 1303-1309. [蔡亮,达飞鹏. 结合形状滤波和几何图像的3D人脸识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1303-1309] [DOI: 10.11834/jig.20110724]
- [11] Dorai C, Jain A K. COSMOS-A representation scheme for 3D free-form objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(10): 1115-1130.
- [12] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Three dimensional face recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 64(1): 5-30.
- [13] Jahanbin S, Jahanbin R, Bovik A C. Passive three dimensional face recognition using iso-geodesic contours and procrustes analysis[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 105(1): 87-109. [DOI: 10.1007/s11263-013-0631-2]
- [14] Sethian J A, Kimmel R. Computing geodesic paths on manifolds[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1998, 95(15): 8431-8435. [DOI: 10.1073/pnas.95.15.8431]
- [15] Zou H Y, Da F P, Li X L. 3D face recognition using compositional features from facial curves[J]. Journal of Southeast university, 2012, 42(4): 618-622. [邹红艳,达飞鹏,李晓莉. 基于面部曲线特征融合的三维人脸识别[J]. 东南大学学报, 2012, 42(4): 618-622.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-0505.2012.04.008]
- [16] Gower J C. Generalized procrustes analysis[J]. Psychometrika, 1975, 40(1): 33-51.
- [17] Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, et al. Overview of the face recognition grand challenge[C]// Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 947-954. [DOI: 10.1109/CVPR.2005.268]
- [18] Szeptycki P, Ardabilian M, Chen L. A coarse-to-fine analysis-based rotation invariant 3D face landmarking[C]// Proceedings of IEEE 3rd International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 32-37. [DOI: 10.1109/BTAS.2009.5339052]
- [19] Berretti S, Bimbo D, Pala P. 3D face recognition using iso-geodesic stripes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2162-2177. [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.43]
- [20] Gupta S, Markey M K, Bovik A C, et al. Three dimensional face recognition based on geodesic and Euclidean distances[C]// Proceedings of the International Society for Optical Engineering. California: International Society for Optics and Photonics, 2008, 64990: 1-11. [DOI: 10.1117/12.704535]
- [21] Li X L, Da F P. A rapid method for 3D face recognition based on rejection algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(1): 153-158. [DOI: 10.3724/SP.J.1004.2010.00153] [李晓莉,达飞鹏. 基于排除算法的快速三维人脸识别方法[J]. 自动化学报, 2010, 36(1): 153-158.]