

# 三维人脸识别研究综述

王跃明 潘纲\* 吴朝晖

(浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)

(ymingwang@gmail.com)

**摘要** 近二十多年来,虽然基于图像的人脸识别已取得很大进展,并可在约束环境下获得很好的识别性能,但仍受光照、姿态、表情等变化的影响很大,其本质原因在于图像是三维物体在二维空间的简约投影。因此,利用脸部曲面的显式三维表达进行人脸识别正成为近几年学术界的研究热点。文中分析了三维人脸识别的产生动机、概念与基本过程;根据特征形式,将三维人脸识别算法分为基于空域直接匹配、基于局部特征匹配、基于整体特征匹配三大类进行综述;对二维和三维的双模态融合方法进行分类阐述;列出了部分代表性的三维人脸数据库;对部分方法进行实验比较,并分析了方法有效性的原因;总结了目前三维人脸识别技术的优势与困难,并探讨了未来的研究趋势。

**关键词** 人脸识别;三维人脸识别;深度数据;模式分类

中图法分类号 TP391.4

## A Survey of 3D Face Recognition

Wang Yueming Pan Gang\* Wu Zhaohui

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** The image-based face recognition has made great progress over the past decade, with good performance achieved under certain constrained conditions. However, the solution is still challenged by variations in illumination, facial pose and expression. Here the main reason is that the 2D image is essentially a projection of the 3D object onto 2D space. Due to the explicit representation of facial surface, exploiting 3D shape information for face recognition is attracting more and more attention in recent years, to cope with the challenges. This paper surveys the state of the art of 3D face recognition. Firstly, the background, conception and basic procedure of 3D face recognition are introduced. Then, 3D face recognition approaches, categorized into three main groups: spatial matching methods, local feature based methods, and global feature based methods, are reviewed respectively. Besides, face recognition using bi-modal of 2D+ 3D is introduced briefly. Several typical 3D face databases are listed, and four typical methods are implemented for comparison. Finally, the paper summarizes the advantages, discusses the current challenges, and outlines the future development trend.

**Key words** face recognition; 3D face recognition; range data; pattern classification

收稿日期: 2007-11-29; 修回日期: 2008-04-16 基金项目: 国家杰出青年科学基金 (60525202); 国家自然科学基金 (60503019, 60533040); 国家“八六三”高技术研究发展计划 (2008AA01Z149); 长江学者和创新团队发展计划 (IRT0652). 王跃明, 男, 1976年生, 博士, CCF 学生会会员, 主要研究方向为三维人脸识别、人脸检测、统计学习. 潘纲, 男, 1976年生, 博士, 副教授, CCF 会员, 论文通讯作者, 主要研究方向为三维人脸识别、计算机视觉、模式识别、普适计算 (gpan@zju.edu.cn). 吴朝晖, 男, 1966年生, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 常务理事, 主要研究方向为三维人脸识别、计算机视觉、模式识别、普适计算、网格计算.

在现代社会中,个人身份认证技术的应用无所不在,其中基于指纹、虹膜、人脸等人体生物特征的识别技术在多个领域有巨大的市场需求,如门禁系统、视频监控、机场安检、智能空间、自然人机交互等。尽管基于指纹和虹膜的身份认证比人脸识别技术具有更高的准确性和可靠性,但人脸识别因具有自然、友好、对用户干扰少、易被用户接受等优势而有更广阔的应用前景<sup>[1]</sup>。

人脸识别研究可以追溯到 20 世纪初<sup>[2]</sup>。经过研究人员的不懈努力,基于图像的二维人脸识别技术日趋成熟,在一定约束条件下已取得较好的识别结果<sup>[1, 3-6]</sup>。然而,研究实验表明,光照、姿态、化妆、表情、年龄等变化显著地降低了二维人脸识别算法的性能<sup>[1]</sup>。近年来,学术界开始探索如何利用人脸的三维信息提高系统的识别性能,如美国 FBI, NIST 等多个部门联合资助发起的“人脸识别大挑战计划(face recognition grand challenge, FRGC)”<sup>[7]</sup>。

一般而言,三维人脸识别是指将采集获得的待识别对象的脸部三维形状数据作为识别依据,与库中已知身份的脸部三维形状数据进行匹配,然后得出待识别对象身份的过程。三维人脸识别是相对基于图像(及视频)的人脸识别而言的,而后者所使用的数据是二维的图像,其本质是三维物体在二维平面上的投影,是三维信息在二维空间中的简约。自动的三维人脸识别系统的基本步骤如下:

Step1. 通过三维人脸数据采集设备获得待识别对象的脸部三维形状信息。

Step2. 对获得的三维数据进行自动去噪声、切割等预处理。

Step3. 从三维数据中提取特征。

Step4. 用分类器对提取的特征做分类判别,输出最后的决策。

鉴于三维人脸数据采集的独立性,目前三维人脸识别算法研究通常是指 Step2~ Step4,即假设三维人脸数据已经可获得。

三维人脸识别始于 20 世纪 80 年代末、90 年代初<sup>[8-9]</sup>,但因当时处理器计算性能和三维数据获取设备的限制,相关研究处于非常初级的阶段,研究所用的数据集很小,离实际应用较远。随着计算、存储设备的飞速发展和三维数据采集技术的日益成熟,尤其是 2004 年之后,越来越多的研究小组投入到三维人脸识别研究之中。三维人脸识别不同于二维人

脸识别的关键在于所采用的数据不同,其所具有的优势也来源于此:

1) 采集获得的脸部三维形状数据可看作是不随光照、视图的变化而变化,且化妆等附属物对图像影响很大而对三维数据影响不明显。因而,三维人脸识别被认为具有光照不变、姿态不变的特性<sup>[10-13]</sup>;

2) 三维数据具有显式的空间形状表征,因此在信息量上比二维图像丰富。

国内有 2 篇<sup>[14-15]</sup>关于三维人脸的综述,但前者重点介绍三维人脸识别系统的框架,后者只是对现有方法的描述列举,缺乏深入分析且没有对最新技术作介绍。本文有助于国内研究人员快速了解三维人脸识别的研究状况与最新进展,以及该领域未来的研究趋势。

## 1 三维人脸匹配算法

### 1.1 基于空域直接匹配的方法

基于空域直接匹配的方法不提取特征,直接进行曲面相似度匹配,常用的方法有迭代最近点法(iterative closest point, ICP)和 Hausdorff 距离法等,这类方法通常分为对齐和相似度计算 2 步。

#### 1.1.1 ICP 匹配

ICP 最早几乎同时由 Chen 等<sup>[16]</sup>、Besl 等<sup>[17]</sup>分别独立地提出,用于曲线或曲面片段的配准,是三维数据重构过程中一个非常有效的工具<sup>[18]</sup>。给定 2 个三维模型粗略的初始对齐条件,ICP 迭代地寻求两者之间的刚性变换以最小化对齐误差,实现两者的空间几何关系的配准。给定集合  $P_1 = \{p_1^1, p_1^2, \dots, p_1^m\}$  和  $P_2 = \{p_2^1, p_2^2, \dots, p_2^n\}$ , 集合元素表示 2 个模型表面的坐标点,ICP 配准技术迭代求解距离最近的对应点、建立变换矩阵,并对其中一个实施变换,直到达到某个收敛条件,迭代停止。其伪码如下:

#### 算法 1. ICP 算法

输入.  $P_1, P_2$ .

输出. 经变换后的  $P_2$ .

$P_2(0) = P_2, l = 0;$

Do

For  $P_2(l)$  中的每一个点  $p_i^2$

在  $P_1$  中找一个最近的点  $y_i$ ;

End For

计算  $((p_1^1, y_1), (p_2^2, y_2), \dots, (p_{n+1}^2, y_{n+1}))$  配准误差  $E$ ;

If  $E$  大于某一阈值

计算  $P_2(l)$  与  $Y(l)$  之间的变换矩阵  $T(l)$ ;

$P_2(l+1) = T(l) \cdot P_2(l), l = l+1$ ;

Else

停止;

End If

While  $\|P_2(l+1) - P_2(l)\| > threshold$ ;

其中配准误差

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|y_i - p_i^2(l)\|.$$

在三维人脸识别中, 通常的方法是对齐 2 个三维人脸后计算输入模型的相似度, 其中配准误差也可以作为差别度量.

Chua 等<sup>[19]</sup>较早将 ICP 用于三维人脸模型的精确对齐; 潘纲<sup>[20]</sup>采用 ICP 帮助检测三维人脸的对称面, 进而提取侧影线. Cook 等<sup>[21]</sup>将 ICP 用于建立三维人脸模型间坐标点的对应关系, 以用于后续处理. Lu 等<sup>[22]</sup>提出一个级联决策, 使用改进的 ICP 进行三维人脸刚性变化区域的匹配, 将结果作为第一级相似度度量.

ICP 适合于刚性曲面间的变换关系求解, 而人脸曲面本质上不是一个刚性曲面, 塑性变形影响对齐的准确性, 进而影响相似度. 一种解决途径是只对刚性区域采用 ICP 进行对齐. Chang 等<sup>[23]</sup>首先提取脸部受表情影响较小的鼻子区域, 然后对鼻子区域曲面采用 ICP 配准并识别; 文献[24]进一步选择多个模态的刚性区域, 分别对齐后计算相匹配程度并将结果融合.

Wang 等<sup>[25]</sup>使用了一种称为 partial-ICP 的方法对齐三维人脸, 该方法也能处理包含塑性变形的三维人脸. 其不同于经典 ICP 之处在于每次变换的计算只取对应点集合的一个子集, 设定一个动态变化的比例来选取这个子集, 从而可以实现动态地选取人脸的刚性变化的部分进行匹配, 在一定程度上降低了表情变化对识别性能的影响.

基于 ICP 匹配的识别算法平均性能较好, 其最大问题是每对模型匹配都要用迭代方法对齐, 计算代价很大. 此外, ICP 收敛的条件是给定粗略的初始位置, 需要额外的预处理时间.

### 1.1.2 Hausdorff 距离

基于 ICP 的识别方法中的配准误差是 2 个点集之间的平均距离, Hausdorff 距离定义了点集之

间的另一种距离度量<sup>[26]</sup>, 它同样可以作为人脸模型间的差别度量. Hausdorff 距离需要在 2 个对齐的人脸模型间计算, 距离越小越相似.

为减少计算过程中噪声的影响, Achermann 等<sup>[27]</sup>选择部分最接近的点计算 Hausdorff 距离. 为了提高匹配速度, Pan 等<sup>[28]</sup>只用单向的 Hausdorff 距离. Lee 等<sup>[29]</sup>则提出了一种基于深度值加权的 Hausdorff 距离, 其实质是对人脸不同区域的点赋以不同的重要性, 用曲率提取出脸部重要特征点和特征边, 用对应特征区域的深度值加权 Hausdorff 距离.

受 Hausdorff 距离的启发, Russ 等<sup>[30]</sup>定义了 2 个量:  $\Phi_{D, N^a}(A, B)$  定义了集合对应点之间 Hausdorff 距离小于  $D$  的比例;  $h_{MSE, N^a}(A, B)$  是用  $\Phi_{D, N^a}(A, B)$  加权的 Hausdorff 距离; 然后, 使用类似于 ICP 的迭代过程对齐人脸模型.  $\Phi_{D, N^a}(A, B)$  控制对应点的选择,  $h_{MSE, N^a}(A, B)$  控制匹配程度, 其根本目的是为模型的配准建立更好的对应关系, 并用于有遮挡情况的三维人脸的配准.

### 1.2 基于局部特征的匹配

特征是从一个对象中提取的、在一定条件下保持稳定不变的属性, 其本质可以看作对一个对象的信息进行压缩或其他变换处理. 对特征的要求: 1) 完备性. 蕴含尽可能多的对象信息, 使之区别于其他类别的对象; 2) 紧凑性. 表达所需的数据量尽可能少; 3) 对三维人脸识别而言, 还要求特征最好能在人脸模型旋转、平移、镜像变换下保持不变, 人脸深度图上任意点的深度值依赖于产生该数据的视图, 故不符合上述特征条件, 而脸部某 2 个点的距离符合上述条件. 基于局部特征的匹配方法的关键在于, 如何从三维的脸部曲面中提取有效的形状几何信息特征. 三维人脸识别中, 局部特征主要包括局部描述符、曲线特征以及其他一些局部几何特征或统计特征.

#### 1.2.1 局部描述符

在三维场景的目标识别领域, 常用曲面上某点邻域内曲面的几何信息或几何统计信息描述该点的局部特征, 这种方法通常称为局部描述符, 如 Spin Image<sup>[31]</sup>. 局部描述符一般具有刚体变换恒定的性质. 在三维人脸识别中, 常用的策略是选择一些关键点, 如鼻尖、眼框外角等; 然后计算关键点的局部描述符; 最后通过匹配 2 个人脸模型对应的关键点的

局部描述符实现人脸匹配。

Chua 等<sup>[19]</sup>提出一种基于 Point Signature(PS)方法的人脸识别方法,该方法用人脸曲面上某点邻域内一条曲线的形状信息来表征该点的形状。为脸部各点建立 PS 后,通过匹配 PS 找到 2 个模型的多组对应点对,然后粗略对齐 2 个模型,再用 ICP 精确对齐模型。用高斯模型提取出脸部的刚性变化的部分,匹配时采用投票的办法,类似的方法是平方均值(least squares mean, LSM)<sup>[32]</sup>。三维人脸曲面上某点的 LSM 定义为该点邻域内的曲面相对于其空间位置的一个二维直方图。

为降低特征分量之间的相关性, Xu 等<sup>[33]</sup>提出用一个本质特征向量来描述一张三维人脸,一个本质特征向量包含深度信息、余弦信号特征和余弦信号特征的 0-2 阶矩;然后用 boost 算法从该向量中选择有效的特征分量,并训练级联的强分类器完成三维人脸的分类。

### 1.2.2 脸部曲线特征

如果人脸曲面形状用若干从曲面提取的二维曲线近似表示,则可将三维人脸曲面形状的匹配问题转化为二维曲线的匹配问题,从而可以大大降低问题的复杂性。曲线匹配方法即基于此思想,二维曲线可认为是曲面的一种稀疏采样,它能较好地表征曲面的几何形状,其优势在于数据空间从三维降到了二维。脸部曲面上的一些特征曲线(如中心侧影线)不但可用来估计人脸的姿态<sup>[20]</sup>,也作为三维人脸识别的重要特征。

Nagamine 等<sup>[9]</sup>提出基于脸部曲线匹配的三维人脸识别方法。首先用启发式方法提取脸部的 5 个特征点(内眼角、鼻尖、鼻根等),将人脸初步对齐;然后在对齐后统一的坐标系中提取 3 条曲线,分别是过对称面的侧影线、眼睛下侧的水平曲线和鼻尖区域曲线,离散成特征向量进行比较。Beumier 等<sup>[34]</sup>用曲率构建了侧影线之间的相似度量。

在人脸姿态任意变换的条件下,提取脸部基准曲线并不容易, Pan 等<sup>[35]</sup>提出一种鲁棒的对称面检测方法,主要利用人脸自对称的特点,镜像后不丢失原始的对对应关系,只要配准原始模型和镜像模型,对称面可以用最小二乘法拟合得到。借助对称平面可以定位中心侧影线,然后用侧影线进行识别。

### 1.2.3 基于曲率特征

曲率作为三维曲面的一种重要的局部几何属性,较早用于三维人脸曲面的分析与识别。对脸部曲面进行关键点提取、区域分割等处理时,曲率特征起着非常重要的作用<sup>[8, 11, 24, 29, 36-37]</sup>。但是,由于三维人脸数据是离散的并随采集条件不同采样点并不完全一致,难以直接使用曲率以点对点的方式进行匹配;另一方面,由于三维数据采集时通常受不同程度的噪声影响,离散估算获得的曲率值相对不准确,缺乏鲁棒性。因此,通常还必须配合其他方法才能更有效地利用曲率。

人脸形状具有近似圆柱的特点, Gordon<sup>[11]</sup>将三维人脸深度图转换到圆柱坐标系中,再计算每一点的高斯曲率和平均曲率。由于高斯曲率和平均曲率的符号可以较稳定地确定曲面的局部形状类型,因此利用它们的符号将人脸划分为不同的区域,在各个区域中检测特征点,这些特征点之间的空间关系组成特征向量。Moreno 等<sup>[37]</sup>使用类似的方法,只是构建的特征向量维数更大,匹配时采用最近邻方法。

### 1.2.4 其他局部特征

最近,美国德克萨斯大学的研究者将人体测量学原理用于提取三维人脸的特征<sup>[38]</sup>,人体测量学通常统计人类头部基准点间距离比值,以研究人体外形的变化范围。他们手工标定了 25 个测量学上常用的特征点,计算这些特征点之间的测地线距离,选择其中 23 组距离比例组合成特征向量;最后用线性判别分析(linear discriminative analysis, LDA)对特征进行分类。这项工作证明了相对于任意选取的特征点,人体测量学上的基准点和度量更富含三维人脸的特征。受基于 Texton 的纹理分类技术的启发, Zhong 等<sup>[39]</sup>将人脸的深度图像作为纹理对象,采用 Gabor 响应构建特征,并用聚类方法建立码表,最后采用最近邻匹配实现识别任务。

### 1.3 基于整体特征的匹配

该类方法注重三维模型的整体特征,主要分为:1) 将三维人脸统一用深度图表示,直接使用基于表观的方法;2) 将三维人脸映射为 EGI(extended Gaussian image),然后匹配 EGI;3) 整体变换三维模型后再做匹配。

#### 1.3.1 基于深度图的表观匹配方法

三维人脸数据表示为深度图的数据形式后,即可看作是一幅二维的图像。若这些深度图由同一视

角获得, 则已有的大部分二维人脸识别算法可以直接用于识别, 典型的如基于表观的算法 PCA<sup>[40]</sup>, Fisherface 和 ICA<sup>[12]</sup> 等. 近几年, 主元分析(PCA)已被作为一种基线算法, 用于比较新的三维人脸识别算法的性能<sup>[24-25, 41]</sup>. 在二维人脸识别算法与三维识别方法融合的研究中, 也大量使用了 PCA 对深度图进行匹配, 关于表观匹配法将在第 2 节详细叙述.

### 1.3.2 基于 EGI 的人脸匹配

通过曲面上任何一点的法向可将该点映射到一个单位球面上, 利用这种映射可将曲面转换为单位球面上的质量分布映射图, 这个分布图就称为 EGI<sup>[42]</sup>, 它可看作在统计意义上描述了该曲面的总体形状.

Lee 等<sup>[8]</sup>首次提出将 EGI 应用于人脸深度图像的匹配. 该方法首先利用平均曲率和高斯曲率对人脸曲面的凹凸形状进行分类, 将凸区域法向量映射到单位球上, 并将平均曲率作为单位球上对应点的支撑函数值, 从而形成人脸模型对应的 EGI. 由于凸区域不包含脸部的所有区域, 因此还需对 EGI 进行插值; 然后结合块与块之间的约束关系和相关系数, 用图匹配算法比对 2 个人脸模型对应的 EGI, 得到两者之间的相似度量. 类似地, Tanaka 等<sup>[36]</sup>也通过构建人脸模型的 EGI 进行识别, 其不同点在于 EGI 的具体生成方法及 EGI 的匹配方法, 他们利用最大最小主曲率及其方向构建了 2 个 EGI, 相似度量采用 Fisher 球相关系数, 识别时融合 2 个相似度量.

### 1.3.3 基于整体变换的人脸匹配

整体变换实际上就是三维人脸识别中的一个中间步骤, 变换的目的是为了使三维模型更易比较或者克服表情带来的塑性变形的影响. 由此可见, 该变换致力于挖掘三维模型相比二维图像所内蕴的更丰富的信息, 与三维人脸识别的研究动机相吻合, 因而也是近几年的重要趋势.

Collbry 等<sup>[43]</sup>最近提出了一种标准人脸深度映射方法(canonical face depth map, CFDM), 其实质是为所有三维人脸模型计算一个统一的坐标框架. 该对齐过程采用的技术并不新颖, 其中对称面检测和鼻尖点定位算法在 2005 年的相关论文中已提出. 其主要的贡献是在计算三维人脸统一坐标时用抛物柱面来拟合人脸, 以确定人脸的俯仰方向的旋转自由度, 分类时采用 PCA 技术.

三维模型具有空间的几何信息, 这为建立人脸的表情模型提供了可能, 一些研究试图利用三维模型的优势克服不同表情对识别的影响. 以色列研究人员<sup>[41]</sup>认为人脸表情变化引起的曲面形变近似于等距变换, 即曲面表面任意两点间的测地线距离在表情变化过程中保持近似不变. 在嘴巴闭合条件下, 这个假设近似成立. 将测地线距离变换到等值的欧氏距离, 三维模型坐标点也变换成一种规范曲面, 匹配就在标准形上进行. 该变换的目标是实现同一曲面的任意不同扭曲的版本都有一个完全一致的标准形. 测地线距离的计算采用 Fast Marching 方法, 映射过程采用 MDS (multidimensional scaling) 方法. 在此工作的基础上, Bronstein 等<sup>[44]</sup>还提出一种推广的 MDS 方法, 以处理采集的人脸曲面不完整时的匹配. 这个方法理论上虽然比较完备, 但它最大的缺点是无法区分人脸的曲面弯曲是由表情引起的还是本身的自然弯曲, 因此在降低表情变形的同时, 也光滑了人脸的自然形状, 减弱了不同人脸的差异, 降低了分类能力.

从另一角度, Wang 等<sup>[45]</sup>提出一个变形模型, 称为 GCD(guidance-based constraints deformation)模型, 该模型从 2 个角度来考虑克服人脸表情造成的塑性变形. 首先, 任意一次匹配前将测试模型向已知模型变形, 有助于提高匹配模型间的相似性, 虽然类内和类间的相似性都提高了, 但分类能力并未提高; 其次, 对人脸曲面的变形能力建模, 将人脸曲面建模为不同弹性系数面片的组合, 这与人类的直觉是一致的, 嘴巴部分变形强, 鼻子部分变形弱. 将表示人脸曲面变形能力的模型作为约束条件融合到变形过程中, 这就是 GCD 模型的主要思想. 变形提高了所有模型间的相似度, 而约束条件惩罚了变形的效果, 当且仅当 2 个匹配的模型是来自于同类模型时, 约束条件与变形是一致的, 得到的相似度最高. 该方法体现了聚类与分类的一个折中, 即使同类模型靠得更近, 而使异类保持距离. Dirichlet 条件建模了约束, 而变形过程使用 Poisson 方程控制. GCD 模型有效地提高了表情变化的三维人脸识别的性能. 在计算复杂度方面, 采用矩阵的分解和回代技术, 其变形线性系统可以获得很高的计算效率.

表 1 所示为一些有代表性算法在各自文献中的实验结果.

表 1 三维人脸识别算法一览表

类别	关键技术	文献	数据库或采集方法	人数	模型	识别率 %	表情
基于空域直接匹配	PCA, HM M, Hausdorff 距离	文献[ 27, 46]	结构光技术采集	24	240	100	无
	ICP	文献[ 13]	基于立体视觉技术, 自制采集系统	100	700	97	无
	Hausdorff 距离	文献[ 29]	4D Culture 公司的激光扫描仪采集数据	42	84	98	无
	ICP, TPS	文献[ 47]	Minolta Vivid 910 采集	100	196	89	有
	Hausdorff 距离	文献[ 30]	FRGC V1.0 库	200	398	98.5	无
	多区域 ICP	文献[ 24]	FRGC V2.0 库	466	4 007	92	有
	Partial ICP	文献[ 25]	InSpeck 三维 MEGA Capturor DF 设备采集	40	360	97	有
基于局部特征匹配	Point Signature	文献[ 19]	自采集数据, 具体设备未提及	6	24	100	有
	局部特征向量	文献[ 37]	Minolta 三维 Digitizers 采集	60	420	78	无
	LSM	文献[ 32]	数据来自 Ohio 大学, 用 Minolta 700 深度扫描仪采集	6	31	EER: 2.98	有
	局部特征向量	文献[ 48]	三维_RMA 库, 结构光技术采集	120	360	72.4	无
	中心侧影线	文献[ 35]	3D_RMA 库, 结构光技术采集	120	360	EER: 5.5	有
	曲率特征, SVM	文献[ 49]	Genex 三维 FaceCam 采集测试数据, Cyberware 扫描仪采集训练数据	100	200	96	无
	本质特征, boost	文献[ 33]	Minolta VIVID 910 采集	123	4 059	70– 99.5	有
基于整体特征匹配	EGI	文献[ 36]	NRCC three dimensional image data files	37	37	100	无
	PCA, ICA	文献[ 12]	Minolta Vivid 700 扫描仪采集	37	222	97	无
	AFM	文献[ 50]	FRGC V2.0 库	466	4 007	89.5	无
	FMTD, MDS, PCA	文献[ 41]	主动测距技术, 自制设备采集	30	220	100	有
	Flatten Image, PCA	文献[ 51]	FRGC V1.0 库	276	934	95	有
	GMDS	文献[ 44]	FRGC V2.0 库	30	180	100	有
	CFDM, 三维 PCA	文献[ 43]	自采集库, Minolta vivid910	–	330	EER: 3.67	无
	测量学比例特征	文献[ 38]	自采集库, MU-2 Stereo 图像系统	105	1 128	94.7	有
	Gabor filter, LVC	文献[ 39]	FRGC ver2.0	557	4 950	EER: 4.9	有
	GCD Model	文献[ 45]	FRGC ver2.0	353	1 891	EER: 357	有

2 双模态融合

近几年, 研究人员也对二维和三维人脸识别的融合进行了研究. 融合方法比单一方法采用的信息量更多(融合方法使用 2 个模态的信息, 而无论三维识别还是二维识别都只包含单模态的信息). 由于研究侧重于融合, 单模态采用的通常不是最好的识别方法. 根据目前的研究情况, 绝大多数融合方法的识别性能都超过采用图像或三维数据的单模态性能. 当前大多数研究采用在决策级融合的方法, 即二维人脸分类器和三维人脸分类器独立计算, 得到各自的得分, 然后对得分采用不同的策略进行融合得到最终的相似度量; 少数研究尝试了特征融合的策略.

2.1 决策级融合的方法

Beumier 等<sup>[52]</sup> 从二维和三维数据中各提取 2 条

侧影线、4 条侧影线组成 4 个分类器, 将弱分类器的结果进行线性加权融合. Tsalkanidou 等<sup>[53]</sup> 将三维脸部数据映射为深度图, 然后对深度图和人脸灰度图像分别用 PCA 分类, 并融合结果; 之后, 他们改用 2 个 EHMM( embedded hidden Markov model) 对二维和三维数据进行分类融合<sup>[54]</sup>.

Chang 等<sup>[55]</sup> 比较了 PCA 在二维和三维人脸数据集上的识别效果并对 2 种方法进行了加权融合, 再用 FRGC v1.0 人脸数据库中的 275 人共 951 个三维数据进行实验. 结果表明: 基于三维数据的 PCA 识别率比基于二维图像的 PCA 识别率高, 融合后得到的结果最好. 同样基于 PCA 方法, Godil 等<sup>[56]</sup> 使用彩色图像特征并关注不同的融合方法对结果的影响, 他们尝试了 4 种融合方法( 得分平均规则、得分最小规则、得分最大规则和得分乘积规则), 结果表明所有方法融合后识别率都有很大的提高.

而不同融合方法之间差别不大.

Geometrix 公司开发了一个生物认证系统 Geometrix ActiveID, Maurer 等<sup>[57]</sup>测试了该系统在 FRGC v2.0 库上的识别性能. 系统中三维人脸识别模块用 ICP, 二维人脸识别模块用商业系统 Neven Vision 完成, 融合策略是求和法.

Lu 等<sup>[22, 47]</sup>也对双模态融合进行了探索, 三维数据用一个改进的 ICP 进行分类, 二维图像用经典的 LDA 子空间分析方法. 2 个相似度量加权和作为最后的决策依据.

Mian 等<sup>[58]</sup>提出 3 种特征在决策级融合的识别算法, 3 种特征分别是三维局部区域、三维整体和二维图像. 首先用 ICP 匹配部分脸与完整的人脸, 然后用 PCA 分别对三维深度图及二维图像进行匹配, 最后将三者融合. 在后来的工作中<sup>[59]</sup>, Mian 等在二维图像中提取 Scaled Invariant Feature Transform 特征, 在三维数据上计算 Spherical Face Representation, 两者加权求和拒绝大部分负样本, 剩余的样本分割局部区域用 ICP 进行匹配, 再求积或求加权和融合结果.

2.2 特征级融合的方法

由于图像与形状信息相对独立, 基于特征融合的方法相对较少. Wang 等<sup>[60]</sup>在 Point Signature 的

基础上, 加入 Gabor 滤波器响应作为二维特征. 从三维人脸上计算 Point Signature, 二维图像上计算 Gabor 滤波器响应. Point Signature 展开成为向量, 并与 Gabor 滤波器响应提取的向量连接起来作为融合特征向量.

Papatheodorou 等<sup>[61]</sup>提出一种较新颖的特征融合方法, 将人脸抽象成四维点集, 集合中的任一元素都是某点的 3 个坐标再加二维图像中对应点的亮度, 然后用经典 ICP 进行匹配.

此外, 需要指出的是在三维人脸识别中, 人脸区域提取和姿态确定是很重要的一步, 已有的方法<sup>[24, 59]</sup>要求人脸粗略正面向上或者要有对应的二维图像, 对任意姿态数据中的全自动的人脸区域提取和姿态定位尚是一个未完全解决的问题.

3 三维人脸数据库

2004 年以前, 在三维人脸识别领域一直缺乏较大规模的公用数据库, 因而难以横向比较研究者提出的不同算法之间的性能. 近 2~3 年, 越来越多的研究组织开始建立自己的三维人脸数据库, 表 2 所示为部分文献用到的三维人脸数据库.

表 2 部分文献用到的三维人脸数据库

数据库	特征描述	文献	是否免费
FRGC v2.0	采集时间从 2003 年春天到 2004 年春天, 共计 557 人、4950 个模型, 采集对象具不同表情、性别、地域和年龄	[7]	是
3D_RMA	120 人, 每个人 6 个深度数据, 分 2 个时间段采集	-	是
浙江大学 3DFED	40 人, 每个人 9 个三维数据, 包括 3 个中性表情、2 个微笑、2 个皱眉、2 个惊讶表情	[25]	是
BJU T-3D Face Database	500 人, 每个人 1 个三维数据, 数据精度高, 经去噪处理	-	是
MSU	100 人, 每个人均是 5 个视图构造的较完整的三维模型, 共计 698 个模型.	[22]	否
PRISM	至少 166 人, 每人多种表情, 采集对象来自不同种族	-	否
Aristotle University of Thessaloniki	50 个人, 共 3000 个模型, 33 个男性, 17 个女性, 包含不同的表情、光照和姿态	[62]	否
中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室	123 个人, 每人 37 或 38 个深度数据, 包含不同表情、姿态、光照及以上条件的各种不同组合, 除姿态变化在 80 度以上和戴眼镜的模型外, 共 4059 个模型.	[33]	否
BU-3DFE	100 个人, 每个人有一个中性模型和 6 种带表情的模型, 每种表情程度不同各有 4 个, 包含的表情有快乐、厌恶、害怕、发怒、惊讶和忧愁. 采集对象包含白人、黑人、亚洲人、印度人等多个人种, 44 名男性, 56 名女性	[63]	是

4 部分实验结果

本节对 4 种有代表性的三维人脸识别方法进行实验比较. PCA 方法是人脸识别评测中的基线算

法<sup>[7]</sup>, ICP 在无表情塑性变形的数据集上有不错的性能, 较多文献都使用了 ICP<sup>[13, 24-25, 47]</sup>, 有一定的代表性, 这 2 种方法作为比较的基础. 等距映射 I-MAP<sup>[41]</sup>和 GCD 模型<sup>[45]</sup>是处理表情塑性变形的最新技术, 在本文中作为重要比较对象.

4.1 数据准备

FRGC V2.0<sup>[7]</sup>是包含表情的数据库,数据量很大,本文选择这个数据集作为实验数据集. FRGC ver 2.0 中 353 人包含中性模型和带表情模型,353 个中性模型选入已知数据集,将 1 538 个带表情模型按时间顺序和表情类型分成 9 个测试集,如表 3 所示.

表 3 FRGC ver2.0 测试集分割

#	1	2	3	4	5	6	7	8	9
表情	笑	皱眉	惊讶	厌恶	悲伤	笑	惊讶	鼓腮	皱眉
数量	224	161	171	188	165	115	156	190	168

4.2 结果比较

所有模型均采用相同的前处理技术进行处理,包括人脸区域切割、去除表面尖点、简化、平滑和姿态定位,经过前处理的 FRGC ver 2.0 中的人脸网格大约包含 8 000 个顶点、16 000 个三角面片.

表 4 所示为 4 种技术进行人脸认证实验的等错误率(EER)对比. GCD 技术<sup>[45]</sup>识别性能明显超过 PCA 和 ICP. 在 FRGC ver2.0 的 9 个测试数据集上,PCA 和 ICP 的平均 EER 为 12.5%,PCA 技术的最差 EER 为 22.18%,ICP 则为 18.6%,而 GCD 技术的平均 EER 为 6.2%,最差情况下的 EER 为 8.51%.

表 4 等错误率

	# 1	# 2	# 3	# 4	# 5	# 6	# 7	# 8	# 9
GCD	3.57	4.34	5.26	8.51	4.84	7.82	6.39	8.51	7.22
FMAP	14.7	11.9	29.9	12.8	9.09	15.6	30.8	21.1	19.6
PCA	12.5	9.32	12.3	10.6	7.84	13.0	13.5	22.2	12.5
ICP	13.0	8.70	12.3	10.1	5.45	15.9	18.6	15.7	13.1

FMAP 方法<sup>[41]</sup>并没有得到预想的性能,规范模型对原始模型进行了变换以期提高塑性变形条件下的分类能力,类内与类间距离的比例系数在一定程度上体现了变换带来的效果,该值越小表明同类模型聚合得更紧,更易于分类.表 5 中统计了所有测试集上的平均类内/类间距离比,我们发现规范模型其实降低了这个比率,使得数据集更难以区分,部分原因在于由于无法区分人脸的自然扭曲和表情变形,等长映射过程平滑了表情变形的同时其实也平滑了不同的人脸形状,使得映射结果分类特性下降了. GCD 模型<sup>[45]</sup>正是针对这个比率来提高样本的可分性,因而得到了较好的性能.

表 5 类内与类间平均距离比

	# 1	# 2	# 3	# 4	# 5	# 6	# 7	# 8	# 9
GCD	0.33	0.32	0.34	0.36	0.25	0.34	0.35	0.34	0.36
FMAP	0.75	0.74	0.79	0.74	0.73	0.75	0.79	0.79	0.76
PCA	0.52	0.44	0.50	0.48	0.44	0.54	0.53	0.63	0.51
ICP	0.57	0.48	0.52	0.54	0.48	0.57	0.53	0.60	0.52

5 总结与展望

5.1 方法总结

目前,三维人脸识别的研究主要集中在算法性能方面,速度不是目前主要的研究方向.

三维人脸的关键信息是模型的形状信息,而曲面形状匹配技术直观地体现了曲面的相似性,因此 ICP 是三维人脸识别研究的重要工具,大部分有效的算法或多或少都使用了迭代对齐技术,因而 ICP 可以作为本领域的基线算法.

从二维向三维的转变原因在于寻求更丰富的人脸信息,而特征提取可以看作是对信息的有效压缩,两者是相背的方向.问题的难点在于如何从三维模型中提取比二维图像更有效的特征,现有的一些特征尚未证明比二维图像简单且更有效.

克服表情影响是三维人脸识别的重要动机,也是主要的研究点.目前表情处理取得了一些进展,其中使用变形技术对表情建模是关键技术趋势.

5.2 困难与展望

迄今为止,三维人脸识别技术尚未在性能和应用上让人信服地全面超过二维人脸识别技术.三维人脸识别面临的主要难点如下:

- 1) 在数据获取方面,尽管三维数据获取设备发展很快,但仍比二维图像获取困难.首先,大多数三维数据获取设备只能扫描几米之内的物体;其次,相对数字图像采集而言,三维设备扫描时间较长,要求扫描对象在秒级时间内保持静止状态,获取过程对用户干扰大.
- 2) 基于三维数据的人脸识别算法在计算复杂度上要高于二维图像,特别是对采样分辨率很高的三维人脸数据(小于 1 mm),一次匹配所需的时间远远大于二维图像.过高的计算开销不但使基于三维的人脸识别算法难以应用于大规模的数据库,而且在算法的研究过程中难以对算法中的参数进行充分地测试,因此,提取有效的简约特征显得非常重要.
- 3) 三维数据虽然有显式的形状信息,但其受形变的影响也更加突出,如何解决表情变化引起的脸部曲面形变,仍是目前三维人脸识别重点研究的难题.



4) 三维数据是一个不规则的、无序的甚至是杂乱的点集,对三维数据的处理相对二维图像困难得多。二维图像是在一个规则域中采样,很多正交分析工具可以直接用于二维图像的处理,而对三维数据,这些工具都不能直接使用。从这个角度上讲,二维人脸识别与三维人脸识别的研究手段存在较大的差异,研究对三维人脸有效的处理方法具有极其重要的意义。

综上所述,三维人脸识别技术无论在算法的准确率、速度、鲁棒性方面都还有待进一步的研究。目前的工作体现了三维人脸识别相对于二维人脸识别的潜力,三维人脸识别技术的发展与二维人脸识别技术相互补充,必将切实地推动自动人脸识别走向应用。

## 参 考 文 献

- [1] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, *et al.* Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399-458
- [2] Galton F. Numeralised profiles for classification and recognition [J]. Nature, 1910, 83(2109): 127-130
- [3] Zhang Cuiping, Su Guangda. Human face recognition: a survey [J]. Journal of Image and Graphics: A, 2000, 5(11): 885-894 (in Chinese)  
(张翠平, 苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报: A 版, 2000, 5(11): 885-894)
- [4] Chellappa R, Wilson C L, Sirohey S. Human and machine recognition of faces: a survey [J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(5): 705-741
- [5] Zhou Jiliu, Zhang Ye. Research advances on the theory of face recognition [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 1999, 11(2): 180-184 (in Chinese)  
(周激流, 张 晔. 人脸识别理论研究进展[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1999, 11(2): 180-184)
- [6] Zhou Jie, Lu Chunyu, Zhang Changshui, *et al.* A survey of automatic human face recognition [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 102-106 (in Chinese)  
(周 杰, 卢春雨, 张长水, 等. 人脸自动识别方法综述[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 102-106)
- [7] 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, San Diego, 2005, 1: 947-954
- [8] Lee J C, Milios E. Matching range images of human faces [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision, Osaka, 1990: 722-726
- [9] Nagamine T, Uemura T, Masuda I. 3D facial image analysis for human identification [C] // Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, Hague, 1992: 324-327
- [10] Bowyer K W, Chang K, Flynn P. A survey of approaches and challenges in 3D and multimodal 2D + 3D face recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101(1): 1-15
- [11] Gordon G. Face recognition based on depth and curvature features [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Champaign, 1992: 808-810
- [12] Hesh C, Srivastava A, Erlebacher G. A novel technique for face recognition using range imaging [C] // Proceedings of the 7th International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Paris, 2003: 201-204
- [13] Medioni G, Waupotitsch R. Face recognition and modeling in 3D [C] // Proceedings of IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, Nice, 2003: 232-233
- [14] Duan Jin, Zhou Chunguang, Liu Xiaohua. Survey of 3D face model-based tracking and recognition [J]. MiniMicro Systems, 2004, 25(5): 886-890 (in Chinese)  
(段 锦, 周春光, 刘小华. 三维人脸识别研究进展[J]. 小型微型计算机系统, 2004, 25(5): 886-890)
- [15] Liu Yang. Survey of 3D face recognition algorithms [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(Suppl1): 400-403 (in Chinese)  
(柳 杨. 三维人脸识别算法综述[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(Suppl1): 400-403)
- [16] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [C] // Proceedings of IEEE Conference on Robotics and Automation, Sacramento, 1991: 2724-2729
- [17] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256
- [18] Rusinkiewicz S, Hall-Holt O, Levoy M. Real-time 3D model acquisition [C] // Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH, San Antonio, 2002: 438-446
- [19] Chua C S, Han F, Ho Y K. 3D human face recognition using point signature [C] // Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Grenoble, 2000: 233-238
- [20] Pan Gang. Study of 3D face recognition [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003 (in Chinese)  
(潘 纲. 三维人脸识别若干技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2003)
- [21] Cook J, Chandran V, Sridharan S, *et al.* Face recognition from 3D data using iterative closest point algorithm and Gaussian mixture models [C] // Proceedings of the 2nd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission, Thessaloniki, 2004: 502-509

- [22] Lu X G, Jain A K, Colbry D. Matching 2.5D face scans to 3D models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(1): 31-43
- [23] Chang K, Bowyer K, Flynn P. Effects on facial expression in 3D face recognition [C] // Proceedings of SPIE, Orlando, 2005: 132-143
- [24] Chang K, Bowyer K W, Flynn P J. Adaptive rigid multi-region selection for handling expression variation in 3D face recognition [C] // Proceedings of IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, San Diego, 2005: 157-163
- [25] Wang Y M, Pan G, Wu Z H, *et al.* Exploring facial expression effects in 3D face recognition using partial ICP [C] // Proceedings of the 7th Asian Conference on Computer Vision, Hyderabad, 2006: 581-590
- [26] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(9): 850-863
- [27] Achermann B, Bunke H. Classifying range images of human faces with Hausdorff distance [C] // Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelona, 2000: 809-813
- [28] Pan G, Wu Z H, Pan Y H. Automatic 3D face verification from range data [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Hong Kong, 2003: 193-196
- [29] Lee Y H, Shim J C. Curvature-based human face recognition using depth weighted Hausdorff distance [C] // Proceedings of International Conference on Image Processing, Singapore, 2004: 1429-1432
- [30] Russ T D, Koch M W, Little C Q. A 2D range Hausdorff approach for 3D face recognition [C] // Proceedings of IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, San Diego, 2005: 169-175
- [31] Johnson A E, Hebert M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes [J]. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 1999, 21(5): 433-449
- [32] Wu Z H, Wang Y M, Pan G. 3D face recognition using local shape map [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Singapore, 2004: 2003-2006
- [33] Xu C H, Tan T N, Li S, *et al.* Learning effective intrinsic features to boost 3D-based face recognition [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision, Graz, 2006: 416-427
- [34] Beaumier C, Acheroy M. Automatic 3D face authentication [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(4): 315-321
- [35] Pan G, Wu Z H. 3D face recognition from range data [J]. International Journal of Image and Graphics, 2005, 5(3): 573-593
- [36] Tanaka H T, Ikeda M. Curvature-based face surface recognition using spherical correlation principal directions for curved object recognition [C] // Proceedings of the 3rd International Conference on Automated Face and Gesture Recognition, Vienna, 1998: 372-377
- [37] Moreno A B, Sanchez A, Velez J F, *et al.* Face recognition using 3D surface extracted descriptors [C] // Proceedings of Irish Machine Vision and Image Processing, Ireland, 2003: 50-57
- [38] Gupta S, Aggarwal J K, Markey M K, *et al.* 3D face recognition founded on the structural diversity of human faces [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, 2007: 1-7
- [39] Zhong C, Sun Z N, Tan T N. Robust 3D face recognition using learned visual codebook [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, 2007: 12-17
- [40] Givens G, Beveridge J R, Draper B A, *et al.* A statistical assessment of subject factors in the PCA recognition of human faces [C] // Proceedings of Workshop on Statistical Analysis in Computer Vision, Madison, 2003: 96-103
- [41] Bronstein A M, Bronstein M M, Kimmel R. Three-dimensional face recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 64(1): 5-30
- [42] Horn B K P. Extended Gaussian image [J]. Proceedings of the IEEE, 1984, 72(12): 1671-1686
- [43] Colbry D, Stockman G. Canonical face depth map: a robust 3D representation for face verification [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, 2007: 102-109
- [44] Bronstein A, Bronstein M, Kimmel R. Robust expression-invariant face recognition from partially missing data [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision, Graz, 2006: 396-408
- [45] Wang Y M, Pan G, Wu Z H. 3D face recognition in the presence of expression: a Guidance-based constraint deformation approach [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, 2007: 201-207
- [46] Achermann B, Jiang X Y, Bunke H. Face recognition using range images [C] // Proceedings of International Conference on Virtual Systems and Multimedia, Geneva, 1997: 129-136
- [47] Lu X G, Jain A K, Colbry D. Deformation analysis for 3D face matching [C] // Proceedings of 7th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Breckenridge, 2005: 99-104
- [48] Xu C H, Wang Y H, Tan T N, *et al.* Automatic 3D face recognition combining global geometric features with local shape variation information [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Automated Face and Gesture Recognition, Washington D C, 2004: 308-313

- [49] Lee Y, Song H, Yang U, *et al.* Local feature based 3D face recognition [C] //Proceedings of International Conference on Audio and Video based Biometric Person Authentication, Hilton Rye Town, 2005, 3546: 909-918
- [50] Passalis G, Kakadiaris I, Theoharis T, *et al.* Evaluation of 3D face recognition in the presence of facial expressions: an annotated deformable model approach [C] //Proceedings of IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, San Diego, 2005: 170-178
- [51] Han S, Pan G, Wu Z H, *et al.* 3D face recognition using mapped depth images [C] //Proceedings of IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, San Diego, 2005: 182-189
- [52] Beumier C, Achery M. Face verification from 3D and grey level cues [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(12): 1321-1329
- [53] Tsalakanidou F, Tzocaras D, Strintzis M G. Use of depth and colour eigenfaces for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9): 1427-1435
- [54] Tsalakanidou F, Malasiotis S, Strintzis M G. Face localization and authentication using color and depth images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(2): 152-168
- [55] Chang K, Bowyer K, Flynn P. Face recognition using 2D and 3D facial data [C] //Proceedings of Multimodal User Authentication Workshop, Santa Barbara, 2003: 25-32
- [56] Godil A, Ressler S, Grother P. Face recognition using 3D facial shape and color map information: comparison and combination [C] //Proceedings of SPIE, Orlando, 2005, 5404: 351-361
- [57] Maurer T, Guigonis D, Maslov I, *et al.* Performance of geometrix Active™ 3D face recognition engine on the FRGC data [C] //Proceedings of IEEE Workshop on Face Recognition Grand Challenge Experiments, San Diego, 2005: 210-216
- [58] Mian A S, Bennamoun M, Owens R. 2D & 3D multimodal hybrid face recognition [C] //Proceedings of European Conference on Computer Vision, Graz, 2006: 344-355
- [59] Mian A S, Bennamoun M, Owens R. An efficient multimodal 2D-3D hybrid approach to automatic face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 2007, 29(11): 1927-1943
- [60] Wang Y J, Chua C S, Ho Y K. Facial feature detection and face recognition from 2D and 3D images [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(10): 1191-1202
- [61] Papatheodorou T, Reuckert D. Evaluation of automatic 4D face recognition using surface and texture registration [C] //Proceedings of the 6th International Conference on Automated Face and Gesture Recognition, Seoul, 2004: 321-326
- [62] Tsalakanidou F, Malasiotis S, Strintzis M G. Face localization and authentication using color and depth images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(2): 152-168
- [63] Yin L J, Wei X Z, Sun Y, *et al.* A 3D facial expression database for facial behavior research [C] //Proceedings of 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Southampton, 2006: 211-216