

# 基于奇异点邻域结构的三维人脸识别方法

袁 姮<sup>1†</sup>, 王志宏<sup>1</sup>, 姜文涛<sup>2</sup>

(1. 辽宁工程技术大学 工商管理学院, 辽宁 葫芦岛 125105;

2. 辽宁工程技术大学 软件学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘 要:** 提出一种新的基于奇异点邻域结构的三维人脸识别方法. 首先, 在人脸纹理图像上分割目标区域, 划分特征子区域, 提取二维奇异点和奇异点邻域结构; 然后, 在人脸空间几何信息上标记三维奇异点及其邻域结构, 并以奇异点和奇异点邻域结构的三维信息表征人脸特征; 最后, 采用奇异点邻域结构最近点方法识别人脸身份信息. 实验结果表明, 所提出方法在三维人脸识别方面具有较高的识别准确率和较好的鲁棒性能.

**关键词:** 三维人脸识别; 纹理特征; 几何特征; 奇异点; 奇异点邻域结构

中图分类号: TP391

文献标志码: A

## 3D face recognition approach based on singular point neighborhood structure

YUAN Heng<sup>1†</sup>, WANG Zhi-hong<sup>1</sup>, JIANG Wen-tao<sup>2</sup>

(1. College of Business and Management, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** A novel 3D face recognition approach based on singular point neighborhood structure is proposed in this paper. Firstly, by detecting feature sub-region in face texture image, two dimensional singular points and singular point neighborhood structure are extracted. Then three dimensional singular points and its neighborhood structure as facial features are marked in face vertex image. Finally, recognition results are obtained by using the method of nearest point of singular point neighborhood structure. Experiment results show that the proposed approach achieves good recognition results with higher recognition accuracy and good robustness.

**Keywords:** 3D face recognition; textural feature; geometrical feature; singular point; singular point neighborhood structure

## 0 引 言

人脸识别是一种利用计算机和摄像机进行生物身份识别的技术, 识别过程具有无接触、无约束、自动化程度高等特点<sup>[1-2]</sup>. 人脸识别作为近代计算机模式识别领域中的研究热点之一, 经过 30 余年的发展, 取得了丰硕成果.

根据使用数据的不同, 人脸识别可分为二维人脸识别、三维人脸识别和多模式人脸识别三大类.

二维人脸识别使用二维纹理图像(灰度或彩色图像)进行特征提取和特征匹配. 如: 甘俊英等<sup>[3]</sup>提出了核零空间线性鉴别分析方法, 通过引入核函数来降低矩阵维数, 进行人脸有效识别; 龚劬等<sup>[4]</sup>提出了大间距准则下的不相关保局投影方法, 通过增加不相关

约束条件提取特征判别因子, 提高人脸识别准确率; 马小虎等<sup>[5]</sup>提出了鉴别稀疏保持嵌入方法, 通过引入鉴别信息对高维数据降维, 提高人脸识别性能; 阮越等<sup>[6]</sup>提出量子主成分分析算法, 设计了一种人脸编码方案以压缩降维后的特征空间, 提高了人脸识别准确率. 二维人脸识别方法识别性能较高且速度较快, 但对光照、姿态、表情等因素敏感.

三维人脸识别使用人脸三维几何数据(深度图像或三维点云数据)进行人脸识别. 如: Mohammadzade 等<sup>[7]</sup>使用最近迭代正交点搜索每一个输入人脸与参考人脸之间的对应点, 最后用 Discriminant analysis 方法进行识别; Ganguly 等<sup>[8]</sup>通过曲率分析构建人脸曲率图, 进而对人脸图像进行

收稿日期: 2016-07-22; 修回日期: 2016-10-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61172144); 辽宁省教育厅科学研究项目(16-1048).

作者简介: 袁姮(1988—), 女, 博士生, 从事信息管理、人工智能的研究; 王志宏(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 从事管理科学与工程、图像处理与分析等研究.

†通讯作者. E-mail: hengheng226@sina.com

分割,然后通过计算人脸特征进行分类识别;李晓莉等<sup>[9-10]</sup>首先提取人脸侧面轮廓线,并以此轮廓线作为排除特征初步排除库集对象,再提取人脸刚性区域特征,使用改进的迭代最近点方法与剩余库集模型的刚性区域进行精确匹配;Wang等<sup>[11]</sup>首先通过稀疏表示方法移除人脸图像中表情变化部分,然后使用二元树复小波变换提取人脸整体特征和6个子区域特征,以此进行人脸识别.由于使用人脸的三维几何数据作为识别依据,三维人脸识别方法具有处理二维人脸识别方法所存在问题的潜能,但三维数据量大,计算代价高,且易受空洞、尖锐噪声、遮挡和表情等因素的影响.

多模式人脸识别方法同时使用二维人脸纹理图像和三维几何数据进行人脸识别.如:Mian等<sup>[12]</sup>首先使用改进的ICP方法对三维人脸图像进行区域匹配,然后用PCA方法分别对三维人脸图像和二维人脸图像进行整体匹配,最后将3个匹配结果进行融合;Kamencay等<sup>[13]</sup>使用CCA在二维图像和三维数据之间寻找映射关系,并以此在二维图像中融入三维信息,然后用PCA方法对融入了三维信息的二维人脸图像进行分类识别;Elaiwat等<sup>[14]</sup>首先对人脸图像进行曲波变换,然后分别在二维和三维人脸图像上检测关键点并提取区域特征,最后匹配特征进行人脸识别;Mian等<sup>[15]</sup>首先在三维点云数据上检测和标定关键点,并围绕关键点提取三维局部特征,然后使用SIFT方法在二维图像上提取关键点和局部特征,最后将所提取的两种特征进行融合和匹配.多模式人

脸识别方法将人脸的二维纹理信息和三维几何信息同时作为特征提取的依据,相对于单一模式人脸识别方法,具有更好的识别性能和鲁棒性.但目前多模式人脸识别方法一般是在二维图像和三维数据上分别提取特征,然后融合所提取的特征并对融合后的特征进行匹配识别,或者分别匹配所提取的特征并对匹配结果进行融合.由于同时处理两种数据,加大了算法处理数据量,在提高识别准确率的同时,也降低了算法的实时性能.

针对以上问题,本文提出一种新的基于奇异点邻域结构三维人脸识别方法.该方法为多模式人脸识别方法,相较于现有多模式人脸识别方法,本文方法的最大不同之处在于:1)在人脸结构更加明显的二维图像上分割目标区域,去除人脸图像冗余信息和受表情影响较大的嘴部区域,为三维人脸特征的正确提取和识别做好预处理工作,且在二维图像上的处理速度明显快于三维数据上的处理速度;2)以三维奇异点及其邻域结构作为人脸特征,能够较稳定、全面地表征人脸信息,且特征结构紧凑、数据量少;3)所提取的三维奇异点均处于人脸刚性区域,对表情变化具有较好的鲁棒性,且对如刘海等部分遮挡也具有一定的抗干扰能力;4)在二维图像上进行预处理、提取二维奇异点、建立邻域结构等步骤,不需对三维点云数据进行预处理,对三维图像中存在的空洞、尖锐噪声等因素具有较好的鲁棒性;5)提出奇异点邻域结构最近点算法进行人脸模型匹配,具有较少的计算代价和较高的匹配准确率.系统模块如图1所示.

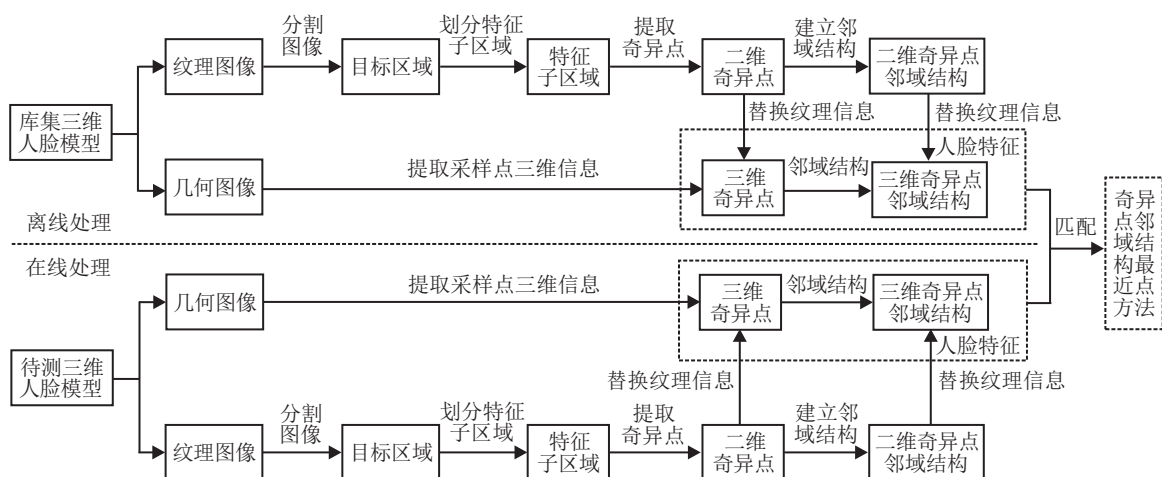


图1 系统模块图

本文首先介绍对人脸纹理图像的分割并划分特征子区域;然后介绍提取奇异点和奇异点邻域结构;进而提出奇异点邻域结构最近点算法,并对人脸模型进行匹配;最后通过实验结果表明本文方法的有

效性.

## 1 预处理

三维扫描仪采集人脸三维信息就是对人的头部表面进行高密度采样,采样得到的信息包括人脸空间

几何信息和彩色纹理信息. 空间几何信息即为采样点的三维坐标信息,彩色纹理信息为采样点的颜色通道信息,空间几何信息和彩色纹理信息通过采样点的序号建立联系.

采样点的三维坐标信息格式为

$$\text{Vertex num} : x, y, z. \tag{1}$$

其中: Vertex 表示采样点的三维坐标信息, num 为采样点的序号,  $x, y, z$  分别为采样点的三维坐标值.

采样点的彩色纹理信息格式为

$$\text{Texture num} : R G B. \tag{2}$$

其中: Texture 表示采样点的彩色纹理信息, num 为采样点的序号,  $R, G, B$  分别为采样点在3个颜色通道的值.

例如序号为100的采样点,在3个空间坐标轴上的值分别为-87.617、-12.994、37.046,在3个颜色通道上的值分别为144、99、85,则此采样点的空间几何信息和彩色纹理信息分别为

$$\begin{aligned} \text{Vertex } 100 : x &= -87.617, \\ y &= -12.994, \\ z &= 37.046, \end{aligned}$$

$$\text{Texture } 100 : R = 144, G = 99, B = 85.$$

采集得到的三维人脸图像如图2(a)所示,图2(b)为三维人脸图像的空间几何信息,图2(c)为三维人脸图像的彩色纹理信息.



(a) 三维图像 (b) 几何图像 (c) 纹理图像

图2 三维人脸图像

### 1.1 纹理图像分割

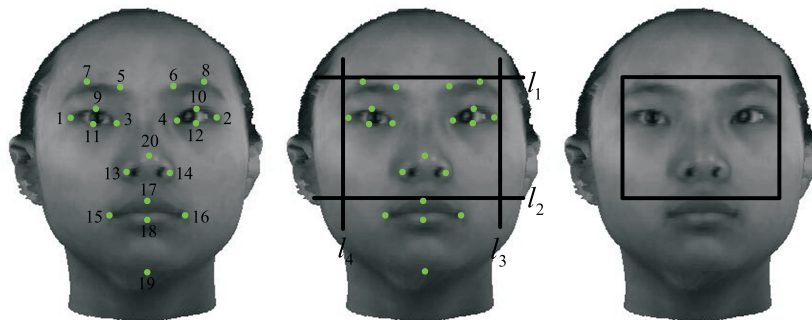
由图2知,三维人脸图像不仅包含人脸面部信息,还包含背景、耳朵、颈部、头发等冗余信息,因此需对数据进行切割.相较于三维点云数据,二维图像结构清晰且易于操作,因此,在人脸纹理图像上进行二维数据切割,具体如下.

本文采用文献[16]的方法进行人脸特征检测,该方法是Martinez等<sup>[16]</sup>提出的一种高鲁棒人脸特征点自适应检测方法,可以有效克服图像平移、旋转和表情变化等因素对人脸特征点检测的影响.该方法首先利用图像块中心点向量进行采样;然后从局部图像信息描述中获取特征点估计信息,并采用支持向量回归方法(SVR)进行局部证据融合,有效对平移和旋转的图像进行姿态矫正和方向性判别;最后通过建立概率图空间关系模型对融合的人脸特征点进行连续逼近,以适应人脸图像在平移、旋转和表情变化情况下的特征点检测.

文献[16]方法可以准确地检测目标位置,在不同光照、姿态和表情下的海量人脸图像特征点检测方面具有较高的准确率和鲁棒性.检测到的特征点如图3(a)所示.其中:标号为1、3、9、11的点为左眼特征点,标号为2、4、10、12的点为右眼特征点,标号为5、6、7、8的点为眉毛特征点,标号为13、14、20的点为鼻子特征点,标号为15、16、17、18的点为嘴部区域特征点,标号19为下巴特征点.

以检测到的特征点为依据,对人脸纹理图像进行区域划分,将特征点7和8连直线,标号为 $l_1$ ;作平行于线 $l_1$ 且经过点17的直线,标号为 $l_2$ ;作垂直于线 $l_1$ 经过点1的直线,标号为 $l_4$ ;作垂直于线 $l_1$ 经过点2的直线,标号为 $l_3$ ,如图3(b)所示.

将直线 $l_1、l_2、l_3、l_4$ 中间的人脸区域称为人脸目标区域,如图3(c)中黑色矩形框所示,保留黑色矩形框内区域,删除人脸其他区域,即得到人脸图像的目标区域.



(a) 特征点检测 (b) 人脸区域划分 (c) 目标区域检测

图3 目标区域

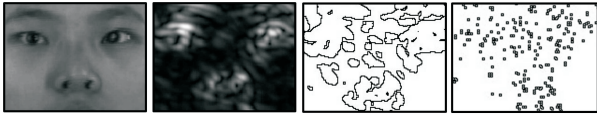
通过对人脸纹理图像进行分割,将受表情影响最大的嘴部区域去除,得到只包含眉毛、眼睛、鼻子和脸颊等人脸主要信息的目标区域。

## 1.2 特征子区域划分

在切割后的纹理图像目标区域上计算各灰度阶所对应的信息熵值,统计信息熵分布和信息熵的极值点,以信息熵分布的极大值所对应的灰度阶作为阈值,对纹理图像进行划分,得到人脸特征子区域 $C_i$ ,记为

$$C_i = -a_i \sum_{i=1}^N p_i \times \log_b p_i. \quad (3)$$

其中: $C_i$ 为第 $i$ 个子区域, $N$ 为特征子区域数量, $1 \leq i \leq N$ , $a_i$ 为第 $i$ 个子区域的灰度值, $b$ 值为2,单位为bit; $p_i$ 为 $a_i$ 出现的概率.特征子区域如图4(c)所示。



(a) 目标区域 (b) 子区域检测 (c) 特征子区域 (d) 二维奇异点

图4 特征子区域和二维奇异点

计算特征子区域内部像素点的梯度,由于低梯度范围的像素点易受光照变化影响,将梯度值低于平均值的像素点删除,保留梯度值高于平均值的像素点,以此得到人脸图像的显著像素点,将这些显著像素点称为人脸图像的奇异点.奇异点二维信息如图4(d)所示。

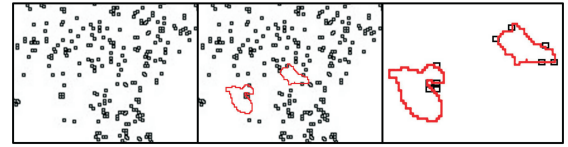
## 2 特征提取

### 2.1 奇异点邻域结构建立

对人脸纹理图像进行预处理后,得到人脸图像的二维奇异点,二维奇异点信息格式如式(2)所示.在纹理图像中划分的特征子区域 $C_i(1 \leq i \leq N)$ 上,根据其区域范围搜索奇异点,将搜索到的奇异点组合起来建立奇异点邻域结构,邻域结构内的奇异点为彼此的邻域奇异点.将二维奇异点的邻域结构记为

$$\text{Texture Struct } i \left\{ \begin{array}{l} \text{num1}(R, G, B), \\ \text{num2}(R, G, B), \\ \vdots \\ \text{numn}(R, G, B). \end{array} \right. \quad (4)$$

其中: $i$ 为奇异点邻域结构标号, $N$ 为其数量, $1 \leq i \leq N$ ; $\text{num1}, \text{num2}, \dots, \text{numn}$ 为邻域结构内奇异点的序号,序号由小到大排列,即 $\text{num1} < \text{num2} < \dots < \text{numn}$ ; $R, G, B$ 为奇异点的颜色通道值.二维奇异点邻域结构如图5所示。

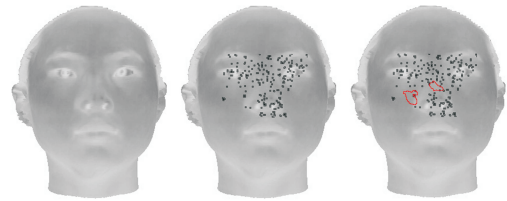


(a) 二维奇异点 (b) 二维奇异点邻域结构 (c) 邻域奇异点邻域结构

图5 二维奇异点邻域结构

### 2.2 三维奇异点和邻域结构提取

在纹理图像中提取的二维奇异点,按照序号 $\text{num}$ 在空间几何信息中找到相应序号的三维采样点,得到人脸所有奇异点的三维几何信息,三维奇异点如图6(b)所示.三维奇异点信息格式如式(1)所示。



(a) 几何图像 (b) 三维奇异点 (c) 三维奇异点邻域结构

图6 三维奇异点和邻域结构

在纹理图像中建立的二维奇异点邻域结构,将邻域结构中奇异点的二维纹理信息 $\text{Texture num} : R, G, B$ ,全部替换成奇异点的三维几何信息 $\text{Vertex num} : x, y, z$ ,得到所有三维奇异点邻域结构,记为

$$\text{Vertex Struct } i \left\{ \begin{array}{l} \text{num1}(x, y, z), \\ \text{num2}(x, y, z), \\ \vdots \\ \text{numn}(x, y, z). \end{array} \right. \quad (5)$$

其中: $i$ 为奇异点邻域结构标号, $N$ 为其数量, $1 \leq i \leq N$ ; $\text{num1}, \text{num2}, \dots, \text{numn}$ 为邻域结构内奇异点的序号,序号由小到大排列,即 $\text{num1} < \text{num2} < \dots < \text{numn}$ ; $x, y, z$ 为奇异点的三维坐标值.三维奇异点邻域结构如图6(c)所示。

在人脸空间几何信息中,保留三维奇异点,删除其他三维采样点,此时,人脸信息为三维奇异点及其邻域结构所表示的三维点云数据。

本文方法提取人脸特征的时间计算量包含两个部分:1)纹理图像的预处理,其计算量的时间复杂度为 $O(\log n)$ ;2)提取奇异点及其邻域结构,其计算量的时间复杂度为 $O(n)$ .因此,本文方法提取人脸特征的时间复杂度为 $O(\log n + n)$ ,计算数据量较小。

### 2.3 特征可靠性分析

本文首先采用文献[16]的方法在人脸纹理图像上定位特征点,在不同光照、姿态和表情的情况下,该方法均能准确地定位出人脸图像的特征点. 不同人脸图像的属性特点不同,以人脸特征点为基础进行目标区域的分割,即根据图像本身的性质来确定目标区域的大小和范围,可使目标区域的划分更加合理和准确.

信息熵作为离散随机信息的出现概率,可以有效计算图像信息的分布情况,在光照变化以及特征模糊等情况下仍能保持稳定的特征总体分布规律,因此,以信息熵分布的极大值作为阈值对纹理图像进行划分,可以得到稳定的人脸特征子区域. 以特征子区域对人脸图像进行描述,即将人脸图像一定范围内相似灰度值的像素点作为整体来描述人脸图像,相较于独立的像素点,特征子区域描述的人脸图像更加具有唯一性和完整性. 光照变化时,低梯度范围的像素点易受影响,而高梯度范围的像素点具有较好的稳定性,因此,子区域边界像素点只保留高梯度值的像素点,并将这些像素点称为二维奇异点,作为纹理图像的特征来描述人脸纹理图像. 以二维奇异点及其邻域结构为特征来描述人脸图像,在保证唯一性和完整性的基础上,具有更好的鲁棒性.

纹理图像中的像素点是三维数据采样点在二维图像中的投影,丢失了人脸本身所具备的三维几何属性. 在纹理图像中提取的二维奇异点和二维奇异点邻域结构,具有唯一性、完整性和鲁棒性,对应到几何图像中,得到几何图像的三维奇异点和三维奇异点邻域结构,包含人脸本身的三维几何属性,使所提取的特征更加稳定和可靠.

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. 特征应该具备完备性、紧凑性、稳定性的特点<sup>[17]</sup>. 以奇异点的三维信息表征人脸图像,不仅能够较全面地表征人脸整体信息,而且信息量少、结构紧凑、数据稳定,满足作为特征的要求. 因此,本文以奇异点及其邻域结构的三维信息作为人脸特征,进行后续的人脸信息分析和识别.

## 3 特征匹配

在空域进行曲面、曲线、点相似度直接匹配的常用方法有迭代最近点法(ICP)和Hausdorff距离法等,这类方法通常分为模型对齐和相似度计算两步<sup>[17]</sup>. ICP最早几乎同时由Chen等<sup>[18]</sup>和Beal等<sup>[19]</sup>分别独立地提出,是目前最有效的三维数据配准方法

之一. 其基本思想是:在给定初始对齐条件后,迭代地寻求两个模型中距离最小的点对,根据得到的点对计算相应的旋转矩阵和平移矩阵,并对其中一个模型进行变换,完成两个模型的迭代对齐过程;然后计算对齐后两个模型的相似度,并以此作为识别依据. ICP方法中的配准误差是两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,它同样可以作为人脸模型间的差别度量. ICP和Hausdorff距离法适合于刚性曲面间的配准,而人脸曲面为非刚性曲面,人脸的塑性变形影响该类方法的性能,且该类方法采用全局迭代的方式寻找最近点,计算代价较大.

基于此,本文提出奇异点邻域结构最近点算法. 基本思想是:首先全局搜索第1个奇异点的距离最短点,建立第1个对应点对;然后根据奇异点邻域结构得到第1个点对的所有邻域奇异点,在点对的邻域奇异点之间相互配对,计算最短距离,得到后续点对,反复进行此操作,直到模型所有奇异点均找到对应点对;最后根据找到的对应点对计算旋转矩阵和平移矩阵,对模型进行转换,计算两个模型之间的相似度,并以此作为识别依据. 奇异点邻域结构最近点匹配算法流程如图7所示.

设 $p$ 为待识别人脸三维奇异点模型,  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ ,  $p_i$ 为待识别人脸 $p$ 的第 $i$ 个三维奇异点,设待测人脸 $p$ 的奇异点数量为 $n$ ,则 $1 \leq i \leq n$ . 设库集中有 $S$ 个人脸信息,  $g^s$ 为某个人脸信息的三维奇异点模型,  $1 \leq s \leq S$ ,  $g^s = \{g_1^s, g_2^s, \dots, g_m^s\}$ ,  $g_j^s$ 为库集第 $s$ 个人脸的第 $j$ 个三维奇异点,设库集人脸 $g^s$ 的奇异点数量为 $m$ ,则 $1 \leq j \leq m$ . 设判别阈值为 $e$ ,算法步骤如下.

**Step1:** 取 $p$ 中任一奇异点 $p_i$ ,全局搜索 $g^s$ ,找到与 $p_i$ 距离最小的点 $g_j^s$ ,组成对应点对 $\{(p_i, g_j^s)\}$ ,计算两者之间的距离 $d_{i,j}^s$ . 若 $d_{i,j}^s \leq e$ ,则转**Step2**;若 $d_{i,j}^s > e$ ,则库集模型 $g^s$ 所对应的人脸信息没有可能是待测人脸信息 $p$ ,令 $s = s + 1$ ,选择下一个库集模型,转至**Step1**.

**Step2:** 对于点对 $\{(p_i, g_j^s)\}$ ,搜索 $p_i$ 和 $g_j^s$ 的邻域结构,得到两者所有邻域奇异点. 将两者邻域奇异点分别两两配对并计算距离,以距离最小且小于等于阈值 $e$ 的两奇异点组成对应点对. 若无点对生成,即 $p_i$ 和 $g_j^s$ 邻域所有奇异点的距离均大于阈值 $e$ ,则库集模型 $g^s$ 所对应的人脸信息没有可能是待测人脸信息 $p$ ,令 $s = s + 1$ ,选择下一个库集模型,转**Step1**;若有点对生成,则转**Step3**.

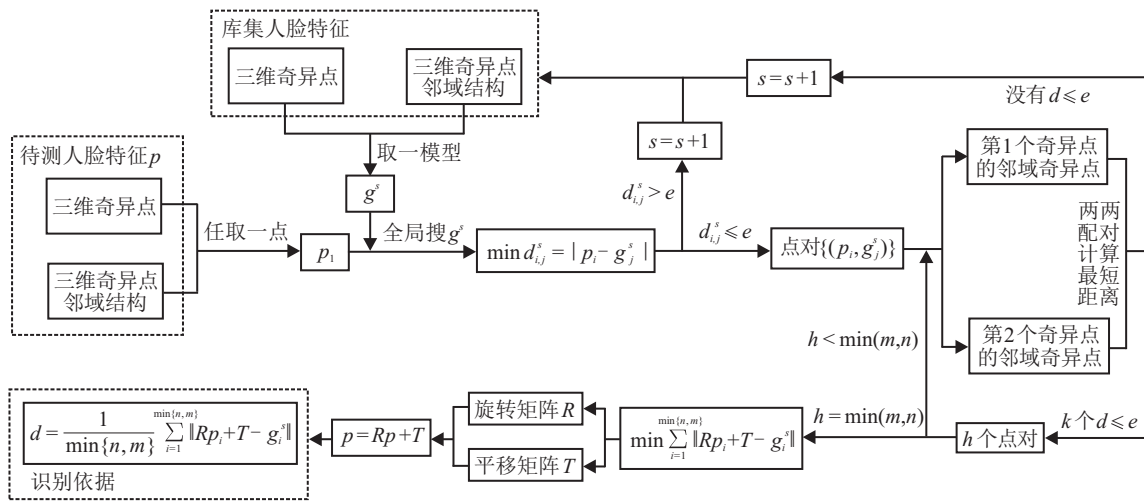


图7 匹配算法流程图

Step3: 所有对应点对,将其邻域奇异点两两配对并计算距离,将距离最小且小于等于阈值 $e$ 的两奇异点组成对应点对.若无对应点对生成,即所有奇异点距离均大于阈值 $e$ ,则库集模型 $g^s$ 所对应的人脸信息没有可能是待测人脸信息 $p$ ,令 $s = s + 1$ ,选择下一个库集模型,转Step1;否则重复Step3,直到待测模型 $p$ 或库集模型 $g^s$ 所有的奇异点均找到对应点,转Step4.

Step4: 对所有点对 $\{(p_i, g_j^s)\}$ 进行奇异点标号校准,令 $i = j$ ,即使得对应点对的奇异点标号相同,为 $\{(p_i, g_j^s)\}$ ,转Step5.

Step5: 通过得到的所有对应点对,计算旋转矩阵 $R$ 和平移矩阵 $T$ ,使得 $\sum_{i=1}^{\min\{n,m\}} \|Rp_i + T - g_i^s\|$ 最小,更新 $p$ ,令 $p = Rp + T$ ,转Step6.

Step6: 计算 $p$ 与 $g^s$ 之间的距离

$$d = \frac{1}{\min\{n,m\}} \sum_{i=1}^{\min\{n,m\}} \|Rp_i + T - g_i^s\|,$$

以此作为识别依据.距离越小,表示两者相似度越高.

与ICP、Hausdorff距离等方法相比,本文奇异点邻域结构最近点方法的优点是:1)在寻找点对的过程中,只有第1个奇异点采用全局搜索,其余奇异点对应点的寻找过程都是邻域结构的配对过程,缩小了搜索范围,减少了计算代价;2)在寻找对应点对的过程中,均将点对的最短距离与阈值进行比较,若大于阈值则跳出匹配过程,排除此人脸模型,即在计算过程中排除掉人脸信息差距较大的人脸模型,减少了计算代价;3)本文匹配方法计算量的时间复杂度为 $O(n)$ ,相较于ICP方法的 $O(n^2)$ 和Hausdorff距离法的 $O(n^2 + n)$ ,其计算量小且实时性较高;4)在计算过程中,每一步均与阈值进行比较,排除相似度差异较高的人脸,提高了识别准确率;5)阈值 $e$ 不固定,可根据

应用环境灵活确定,若识别精度要求较高,则阈值 $e$ 可以适当减小,若识别精度要求不高,则可以适当提高.

### 4 实验与分析

本文基于奇异点邻域结构三维人脸识别方法在P43.0 G/1 G机器上采用VC++语言编程实现.实验采用与本文算法应用条件相适应的FRGC v2.0三维人脸数据库<sup>[20]</sup>和BJUT-3D三维人脸数据库<sup>[21]</sup>进行算法测试,并与相关研究进行对比分析.

#### 4.1 FRGC v2.0三维人脸库测试

FRGC v2.0数据库<sup>[20]</sup>是大型的公共人脸数据库,收录有二维人脸图像和三维人脸图像数据,数据库包括2002/2003学年采集的人脸图像训练集和2003/2004学年采集的人脸图像测试集,其训练集中的三维人脸图像数据不全,而测试集中的三维人脸图像较全且是目前世界最大的三维人脸数据集,因此,FRGC v2.0三维人脸数据库一般是指2003/2004学年采集的测试集中的三维人脸图像数据.

FRGC v2.0三维人脸数据库共有466位测试者的4007幅三维人脸图像,其中有两位测试者的ID出现重复,ID为4643和4783的测试者为同一人,ID为4637和4638的测试者为同一人.数据库中的三维人脸图像有两个文件格式,三维点云数据和二维纹理图像,两者之间的数据采样点一一对应.数据库中三维人脸图像存在表情、刘海遮挡、胡须等因素,特别是2004春季采集的图像,存在较大的表情变化,且人脸图像数据由美能达vivid 3D扫描仪采集得到,三维点云数据存在空洞和尖锐噪声等干扰.本文算法在FRGC v2.0三维人脸数据库上进行测试实验,并与相关研究进行对比分析.

实验之前,需对FRGC v2.0三维人脸数据库中每

个人脸图像进行离线处理,包括分割纹理图像、划分特征子区域、提取二维奇异点、建立奇异点邻域结构、提取奇异点三维信息及其邻域结构等步骤,得到每个图像的人脸特征——三维奇异点和三维奇异点邻域结构,并以此作为识别依据.将判别阈值设置为 $e=5\text{ mm}$ .

将数据库中4007幅三维人脸图像分成3个集合,在466位测试者的所有图像中,每位测试者选取一张中性表情图像组成集合 $G$ ,剩下的3541幅图像中,将所有中性表情的图像组成集合 $N$ ,非中性表情的图像组成集合 $E$ ,即集合 $N$ 中包含1944幅中性表情图像,集合 $E$ 中包含1597幅非中性表情图像,再增加一个集合 $A$ ,为集合 $N$ 与集合 $E$ 的并集.

实验时,集合 $G$ 作为目标集合, $G$ 中所有图像身份信息已知,集合 $N$ 、 $E$ 、 $A$ 作为待识别图像集合,通过与 $G$ 中图像进行匹配识别出身份信息.设计3种实验方案 $N$  vs  $G$ 、 $E$  vs  $G$ 和 $A$  vs  $G$ ,再增加一个实验ROC,实验数据如表1(单位:%)所示.

表1 本文方法FRGC v2.0数据库实验数据

实验方案	识别率(Rank-1)	验证率(0.1%FAR)
$N$ vs $G$	99.2	99.8
$E$ vs $G$	96.8	98.0
$A$ vs $G$	98.7	99.3
ROCI	—	98.2

由表1中数据可知,在实验方案 $N$  vs  $G$ 中,本文方法的识别准确率为99.2%,即当待识别图像为中性表情图像时,准确率达到99.2%.此实验方案测试中导致错误的原因主要有两种:一种是复杂背景导致纹理图像人脸区域初始化错误,如图像04934d53和04932d41;另一种是人脸图像部分信息丢失导致识别错误,如图像02463d675右眼区域灰度值相似而使特征子区域部分丢失,图像04265d338头发遮挡导致人脸区域信息不完整等.在实验方案 $E$  vs  $G$ 中的识别准确率为96.8%,即当待识别图像为非中性表情图像时,准确率达到96.8%,略低于待识别图像为中性表情图像的99.2%,但仍有较高的识别准确率.即本文方法去除了受表情影响较大的嘴部区域,具有较好的识别效果.此实验方案测试中导致错误的原因主要是表情变化太大,尤其是眼睛区域出现闭眼情况时,算法丢失眼睛区域的部分特征信息,如图像04233d507.在实验方案 $A$  vs  $G$ 中的识别准确率为98.7%,即当待识别图像中存在表情和非表情图像时,方法的平均识别准确率为98.7%,整体性能较好.

实验中,当控制FAR为0.001时,本文方法在3个

实验方案中的验证率分别为99.8%、98%和99.3%,实验ROC的验证率为98.2%.由以上数据可知,本文方法具有较高的识别准确率和验证率.3个实验方案的CMC曲线和ROC曲线如图8所示.

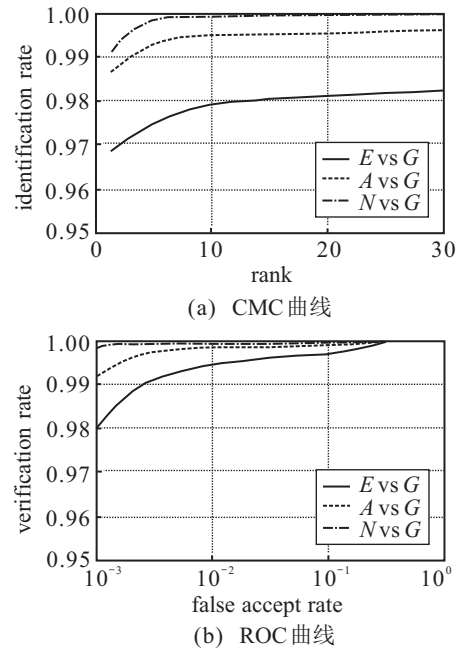


图8 本文方法的CMC和ROC曲线

为验证本文方法的有效性,将本文算法与文献[11]、文献[14]和文献[22]的识别方法进行对比分析.文献[11]提出的方法首先对人脸图像进行去噪和光滑等预处理,检测鼻子区域并对图像进行区域分割;其次,采用稀疏表示移除人脸图像表情变化部分,得到人脸中性表情;再次,采用二元树复小波变换提取人脸整体特征和6个子区域的特征;最后采用LDA和最近邻分类方法进行人脸分类识别.文献[14]提出的基于曲率分析的三维人脸识别方法首先在经过预处理的人脸图像上进行曲率分析,得到人脸图像的曲率图;然后在曲率图上分割人脸区域,分别计算得到二维人脸特征和三维人脸特征;最后以此特征进行识别分析.文献[22]提出的基于特征点表情变化的三维人脸识别方法,结合深度图像和人脸点云数据定位出人脸8个特征点,计算特征点的形状指数得到鼻子中心点;然后提取以鼻子点为中心的8条等测地轮廓线,以轮廓线与其Procrustean拟合圆之间的向量特征作为识别特征,用最近邻分类器进行识别.3个文献的方法均在FRGC v2.0三维人脸数据库上进行了测试,测试数据如表2(单位:%)所示.

由表2中数据可知:文献[11]在3种实验方案 $N$  vs  $G$ 、 $E$  vs  $G$ 和 $A$  vs  $G$ 中的识别准确率分别为98.6%、94.3%和97.3%;文献[14]在3种方案中的识别准确率分别为99.4%、94.1%和97.1%;本文方法在3种方

表2 4种算法实验数据

方法	识别率(Rank-1)			验证率(0.1%FAR)			ROCIII	
	<i>N</i> vs <i>G</i>	<i>E</i> vs <i>G</i>	<i>A</i> vs <i>G</i>	<i>N</i> vs <i>G</i>	<i>E</i> vs <i>G</i>	<i>A</i> vs <i>G</i>	0.1FAR	0.1%FAR
文献[11]	98.60	94.30	97.30	99.53	96.25	98.86	—	97.05
文献[14]	99.40	94.10	97.10	99.90	98.00	99.20	97.80	—
文献[22]	—	—	98.35	—	—	—	—	—
本文方法	99.20	96.80	98.70	99.80	98.00	99.30	—	98.20

案中的识别准确率分别为99.2%、96.8%和98.7%；文献[22]方案*A* vs *G*的识别准确率为98.35%；当控制FAR为0.001时，文献[11]在3种实验方案中的验证率分别为99.53%、96.25%和98.86%；文献[14]在3种方案中的验证率分别为99.9%、98%、99.2%；本文方法在3种方案中的验证率分别为99.8%、98%和99.3%；文献[11]在ROC实验的FAR控制为0.001时验证率为97.05%，文献[14]在ROC实验的FAR控制为0.1时验证率为97.8%，本文在ROC实验的FAR控制为0.001时验证率为98.2%。由以上数据可见，4种方法在数据库FRGC v2.0上均具有较好的识别性能。

文献[11]在提取人脸整体特征和局部特征进行融合匹配时识别效果较好，但总体性能仍稍低于本文方法。因为虽采用稀疏表示移除人脸图像表情变化部分，但当待识别图像中包含非中性表情图像时，

识别准确率下降明显，且由于同时提取人脸图像的整体特征和局部特征，计算代价较高，其时间复杂度为 $O(n \log n + n^2)$ ，高于本文方法的 $O(\log n + 2n)$ 。文献[14]在人脸曲率图上同时提取二维特征和三维特征进行融合匹配，算法整体性能较好，但仍稍低于本文方法，且由于同时提取两种特征，计算代价高于本文方法，其时间复杂度为 $O(2n + n^3 + \log 2n)$ 。文献[22]以鼻尖点为中心提取人脸刚性区域等测地轮廓线进行分析识别，识别性能较高，但是实验不充分，只进行了实验方案为*A* vs *G*的实验，且计算代价高于本文方法，其时间复杂度为 $O(2n^2 + n^3 + n)$ 。由以上分析可知，本文方法在识别性能上具有明显的低计算量、高准确率的优势，相较于其他算法，本文方法识别性能较好。文献[11]、文献[14]、文献[22]和本文方法的CMC曲线、ROC曲线分别如图9和图10所示。

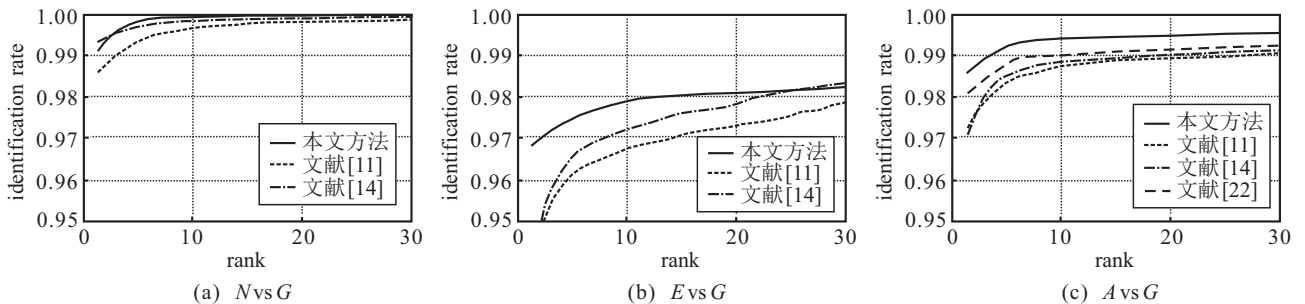


图9 不同方法的CMC曲线

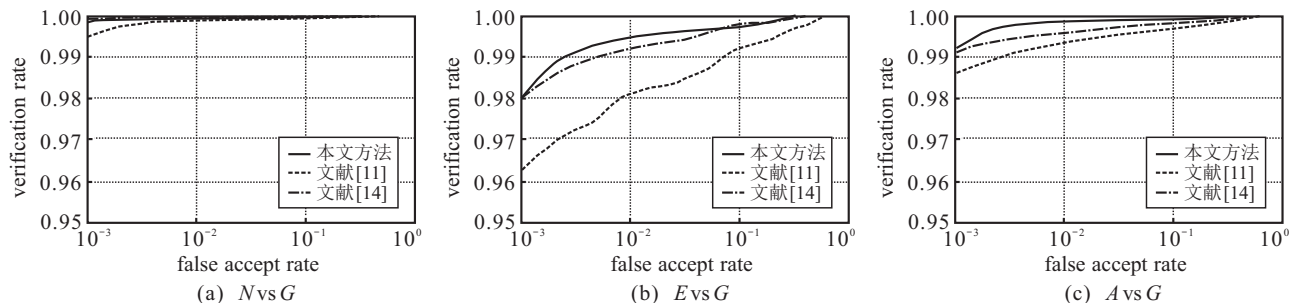


图10 不同方法的ROC曲线

4.2 BJUT-3D三维人脸库测试

为测试本文方法在增加拒识样本情况下的鲁棒性和稳定性，在BJUT-3D三维人脸数据库<sup>[21]</sup>上对本文方法进行测试。

BJUT-3D三维人脸数据库由北京工业大学计算机学院创建，是目前最大的中国人的三维人脸数据库，包括经过预处理的1200名中国人的三维人脸数据，其中500人的数据是对外开放的，男女各250

人. 数据库中所有人脸均是中性表情, 每个人只有一个三维模型, 模型包括采样点的三维坐标信息、采样点的彩色纹理信息和采样点之间的连接关系. 数据库中的三维人脸数据是经过预处理后的数据, 在经过光滑、去噪、姿态矫正、数据规格化、重采样等步骤处理之后, 三维人脸数据以统一的形式表示, 且数据之间是严格一一对应的. 本文算法在对外开放的500人的数据上进行测试实验.

实验采用随机递增人脸图像库容量的方式进行分组实验, 实验选取300幅人脸图像用于正识实验, 剩余的200幅图像用于拒识实验. 第1组从正识实验样本中随机抽取50幅人脸图像用于正识实验, 从拒识实验样本中随机抽取50幅人脸图像用于拒识实验; 第2组从剩余的250幅正识实验样本中随机抽取100幅图像用于正识实验, 从剩余的150幅拒识实验样本中随机抽取70幅图像用于拒识实验; 第3组以剩余的150幅正识实验样本作为正识实验图像, 以剩余的80幅拒识实验样本作为拒识实验图像. 实验数据如表3所示.

表3 本文方法BJUT-3D数据库实验数据

参数	第1组	第2组	第3组
正识样本数量 / 张	50	100	150
无拒时识别数量 / 张	50	100	149
无拒时识别率 / %	100	100	99.33
拒识样本数量 / 张	20 50	30 70	30 80
有拒识别数量 / 张	50 50	99 99	148 146
有拒时识别率 / %	100 100	99 99	98.67 97.33

实验时, 首先在不加入拒识样本的情况下, 测试本文方法在实验样本分别为50、100、150幅图像情况下的识别准确率, 测试结果为表3中第2行和第3行数据, 准确率分别为100%、100%、99.33%. 然后每一组分别递增加入拒识样本, 测试在拒识样本增加的情况下算法的识别准确率如表3中第5行和第6行数据所示, 第1组在正识样本为50幅人脸图像的情况下, 测试拒识样本分别为20和50幅人脸图像时算法的识别准确率均为100%; 第2组在正识样本为100幅人脸图像的情况下, 测试拒识样本分别为30和70幅人脸图像时算法的识别准确率均为99%; 第3组在正识样本为150幅人脸图像的情况下, 测试拒识样本分别为30和80幅人脸图像时算法的识别准确率分别为98.67%和97.33%.

由表3中数据知, 在拒识样本增加的情况下, 本

文方法表现出较强的稳定性和较好的鲁棒性, 在BJUT-3D三维人脸数据库上的平均识别准确率为98.67%, 具有较高的识别准确率, 算法整体性能较好.

## 5 结论

本文提出了一种新的基于奇异点邻域结构的多模式三维人脸识别方法. 该方法抓住了三维人脸信息分散且信息量大的特点, 采用数据稳定、信息量少、结构紧凑的三维奇异点及其邻域结构表征人脸图像信息; 针对空域点、面相似度直接匹配方法存在的匹配速度慢、准确率低的问题, 提出一种计算量小、匹配准确率高的奇异点邻域结构最近点算法进行特征匹配.

在FRGC v2.0三维人脸数据库上对本文方法进行综合测试, 方法的平均识别准确率为98.7%, 控制FAR为0.001时平均验证率为99.3%, 综合性能较高; 通过与3种不同类别的三维人脸识别方法进行对比分析实验, 本文方法在识别性能上具有明显的低计算量、高准确率的优势; 在BJUT-3D三维人脸数据库上对本文算法进行稳定性实验, 通过随机递增人脸图像库容量和随机增加拒识样本数量对本文方法进行综合测试, 本文方法的平均识别准确率为98.67%, 稳定性和鲁棒性较好.

本文提出的基于奇异点邻域结构的三维人脸识别方法不仅对三维人脸识别有效, 而且对紧凑型三维目标图像的识别也具有普遍意义, 为特定三维目标图像的识别提供了新的思路.

**致谢** 对提供FRGC人脸库的美国圣母诺特丹大学及提供BJUT-3D人脸库的北京工业大学表示衷心的感谢.

## 参考文献(References)

- [1] Guillaumin M, Mensink T, Verbeek J, et al. Face recognition from caption-based supervision[J]. *Int J of Computer Vision*, 2012, 96(1): 64-82.
- [2] Zhuang L S, Chan T H, Yang A Y, et al. Sparse illumination learning and transfer for single-sample face recognition with image corruption and misalignment[J]. *Int J of Computer Vision*, 2015, 114(2/3): 272-287.
- [3] 甘俊英, 何国辉, 何思斌. 核零空间线性鉴别分析及其在人脸识别中的应用[J]. *计算机学报*, 2014, 37(11): 2374-2379.  
(Gan J Y, He G H, He S B. Kernel null space linear discriminant analysis and its applications in face recognition[J]. *Chinese J of Computers*, 2014, 37(11): 2374-2379.)
- [4] 龚劬, 唐萍峰. 基于大间距准则的不相关保局投影分析[J]. *自动化学报*, 2013, 39(9): 1575-1580.

- (Gong Q, Tang P F. Uncorrelated locality preserving projections analysis based on maximum margin criterion[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(9): 1575-1580.)
- [5] 马小虎, 谭延琪. 基于鉴别稀疏保持嵌入的人脸识别算法[J]. *自动化学报*, 2014, 40(1): 73-82.  
(Ma X H, Tan Y Q. Face recognition based on discriminant sparsity preserving embedding[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(1): 73-82.)
- [6] 阮越, 陈汉武, 刘志昊, 等. 量子主成分分析算法[J]. *计算机学报*, 2014, 37(3): 666-676.  
(Ruan Y, Chen H W, Liu Z H, et al. Quantum principal component analysis algorithm[J]. *Chinese J of Computers*, 2014, 37(3): 666-676.)
- [7] Mohammadzade H, Hatzinakos D. Iterative closest normal point for 3D face recognition[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(2): 381-397.
- [8] Ganguly S, Bhattacharjee D, Nasipuri M. 3D face recognition from range images based on curvature analysis[J]. *J on Image and Video Processing*, 2014, 4(3): 748-753.
- [9] 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.  
(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.)
- [10] 李晓莉, 达飞鹏. 基于侧面轮廓线和刚性区域的3维人脸识别[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(2): 266-273.  
(Li X L, Da F P. 3D face recognition based on profile and rigid regions[J]. *J of Image and Graphics*, 2010, 15(2): 266-273.)
- [11] Wang X, Ruan Q, Jin Y, et al. Three-dimensional face recognition under expression variation[J]. *Eurasip J on Image and Video Processing*, 2014(1): 1-11.
- [12] Mian A, Bennamoun M, Owens R. 2D and 3D multimodal hybrid face recognition[C]. *Proc of the 9th European Conf on Computer Vision*. Graz: Springer, 2006: 344-355.
- [13] Kamencay P, Hudec R, Benco M, et al. 2D-3D face recognition method based on a modified CCA-PCA algorithm[J]. *Int J of Advanced Robotic Systems*, 2014, 11(1): 36-43.
- [14] Elaiwat S, Bennamoun M, Boussaid F, et al. A curvelet-based approach for textured 3D face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(4): 1235-1246.
- [15] Mian A, Bennamoun M, Owens R. Keypoint detection and local feature matching for textured 3D face recognition[J]. *Int J of Computer Vision*, 2008, 79(1): 1-12.
- [16] Martinez B, Valstar M F, Binefa X, et al. Local evidence aggregation for regression based facial point detection[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(5): 1149-1163.
- [17] 王跃明, 潘纲, 吴朝晖. 三维人脸识别综述[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(7): 819-829.  
(Wang Y M, Pan G, Wu Z H. A survey of 3D face recognition[J]. *J of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(7): 819-829.)
- [18] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images[C]. *Proc of the Int Conf on Robotics and Automation*. Sacramento: IEEE, 1991: 2724-2729.
- [19] Besl P J, McKay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [20] Phillips P J, Flynn P J, Scruggs T, et al. Overview of the face recognition grand challenge[C]. *Proc of the Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005: 947-954.
- [21] 尹宝才, 孙艳丰, 王成章, 等. BJUT-3D三维人脸数据库及其处理技术[J]. *计算机研究与发展*, 2009, 46(6): 1009-1018.  
(Yin B C, Sun Y F, Wang C Z, et al. BJUT-3D large scale 3D face database and information processing[J]. *J of Computer Research and Development*, 2009, 46(6): 1009-1018.)
- [22] 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.  
(Li Y C, Da F P. Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points[J]. *J of Image and Graphics*, 2014, 19(10): 1459-1467.)

(责任编辑: 李君玲)