

基于三维数据与 MMSV 特征的二维人脸识别*

袁理^{1,2}, 陈庆虎¹

(1. 武汉大学电子信息学院, 武汉 430079; 2. 武汉职业技术学院电子信息学院, 武汉 430074)

摘要: 针对二维人脸识别对姿态与光照变化较为敏感的问题, 提出了一种基于三维数据与混合多尺度奇异值特征 MMSV (mixture of multi-scale singular value, MMSV) 的二维人脸识别方法。在训练阶段, 利用三维人脸数据与光照模型获取大量具有不同姿态和光照条件的二维虚拟图像, 为构造完备的特征模板奠定基础; 同时, 通过子集划分有效地缓解了人脸特征提取过程中的非线性问题; 最后对人脸图像进行 MMSV 特征提取, 从而对人脸的全局与局部特征进行融合。在识别阶段, 通过计算 MMSV 特征子空间距离完成分类识别。实验证明, 提取到的 MMSV 特征包含有更多的鉴别信息, 对姿态和光照变化具有理想的鲁棒性。该方法在 WHU-3D 数据库上取得了约 98.4% 的识别率。

关键词: 人脸识别; 三维数据; 二维虚拟图像; 混合多尺度奇异值特征

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0373-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.103

2D face recognition based on 3D data and MMSV features

YUAN Li^{1,2}, CHEN Qing-hu¹

(1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. School of Electronic Information, Wuhan Polytechnic, Wuhan 430074, China)

Abstract: With regard to the problem of 2D face recognition is sensitive to pose and illumination variations, this paper proposed a novel approach, which was based on 3D data and MMSV features. In the training stage, used 3D face data and illumination model to generate a large number of 2D virtual images with varying pose and illumination in order to set up complete features template, and these virtual images were grouped into different subsets subsequently so as to relieve the nonlinear problems in feature extraction of human face. It extracted MMSV features at last to fuse global and local features. Recognition was accomplished by calculating the distance of MMSV feature subspace. The experiment results confirm that MMSV features contain more identifying information and the robust to pose and illumination variations. This approach achieved 98.4% recognition rate in WHU-3D database.

Key words: face recognition; 3D data; 2D virtual images; MMSV features

0 引言

人脸识别是计算机图形学、计算机视觉、人工智能等研究领域极具挑战性的问题之一, 经过四十多年的发展取得了长足的进步。目前基于二维人脸图像的识别系统在可控条件下能够取得较为理想的识别性能, 但是当人脸姿态、光照有较大变化时识别性能显著下降^[1-3]。近年来, 三维扫描技术得到了快速发展, 由于三维数据完整地保留了人脸的结构信息, 因此对于姿态和光照变化具有稳定性^[4-7]。然而, 目前完全基于三维人脸数据的识别系统在实际应用中还存在设备昂贵、使用不方便等问题^[8,9]。如何在二维人脸识别中融合三维信息从而提高识别系统的性能是近年来模式识别研究的热点问题之一。Vetter 和 Blanz 等人^[10,11]提出了一种基于三维重建技术的二维人脸识别方法, 对姿态和光照变化具有鲁棒性。在训练阶段, 首先利用三维形变模型(3D morphable model, 3DMM)对训练集中的部分二维人脸图像进行三维重建, 然后利用该三维模型获得大量具有不同姿态和光照条件的二维虚拟图像, 并利用这些

虚拟图像提取特征和训练分类器, 在 2 000 幅具有不同姿态和光照条件的二维人脸图像库上取得了约 88.2% 的识别率。在此基础上, Franco 等人^[12]提出了一种更为实用的人脸识别方案。在训练阶段, 直接利用多幅二维人脸图像重建其三维人脸模型, 并利用光线追踪技术获得大量二维虚拟图像, 然后对虚拟图像进行子集划分并提取 MKL (mixture of K-L) 特征。当未考虑光照强度变化时, 在 MIT-CBCL 人脸数据库上取得了 97.65% 识别率。进入 21 世纪后, 国内众多研究机构和研究组也开展了相关研究, 并取得了理想的成绩。其中, 值得一提的是北京工业大学的胡永利^[13]通过对 3DMM 进行改进, 提高了三维人脸模型的重建精度, 并以此为基础开展了多姿态、多光照二维人脸识别问题的研究。通过匹配参数作为人脸识别的有效特征, 在 BJUT-3D 数据库上取了约 91.75% 的识别率。

以上人脸识别方法作为融合 2D-3D 信息的典型应用, 实现了对非可控条件下二维人脸图像的有效识别, 但是这些方法还存在许多亟待改进的地方: a) 对于数据精度要求较高的人脸识别应用, 以上方法均没有考虑三维重建过程中的建模误差对识别性能的影响; b) 在特征提取过程中也没有较好地融合

收稿日期: 2011-05-05; 修回日期: 2011-06-20 基金项目: 湖北省科技攻关计划资助项目(2006AA301B44)

作者简介: 袁理(1982-), 男, 湖北潜江人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理(principle_net@sohu.com); 陈庆虎(1957-), 男, 湖北潜江人, 教授, 博导, 主要研究方向为模式识别与图像处理。

人脸的全局与局部特征;c)在生成特征模板的过程中并没有考虑光照强度等关键因素的影响,对于复杂条件下的人脸图像识别率仍然不高。

针对以上问题,本文提出了一种基于三维数据与 MMSV 特征的二维人脸识别方法。

1 数据训练阶段

数据训练过程如图 1 所示。

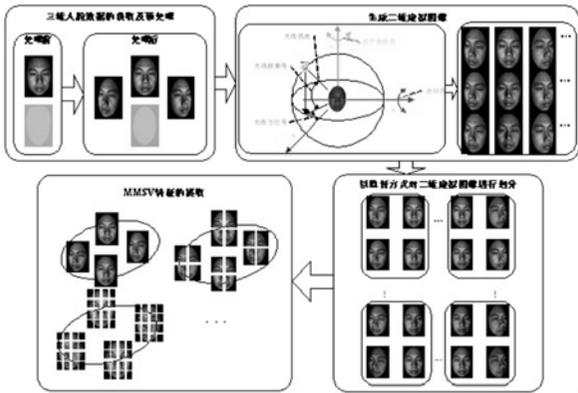


图1 数据训练过程

1.1 三维人脸数据的获取及预处理

本文利用 3DCaMega 光学三维扫描系统拍摄三维人脸数据。该扫描系统由两台 CS400 单机扫描仪、控制盒及计算机组成。扫描系统能在 1.5 s 内对人脸进行多角度多方位的瞬间快速拍摄,并自动完成拼接生成三维彩色人脸模型。对于获取的三维人脸数据通过 CLOUDFORM 软件^[8]进行裁剪、校正、补洞和降噪等处理。处理后的三维人脸数据包包含约 50 000 个顶点和 110 000 个三角网格。

1.2 二维虚拟图像的获取及子集划分

本文利用球面谐波理论^[14]构造光照模型,通过对三维人脸模型进行二次处理获取大量具有不同姿态和光照条件的二维虚拟图像,从而提高样本的完备性。三维人脸模型的姿态由水平偏移角 α 和俯仰角 β 来控制;光照方向则通过方位角 γ 和投影角 θ 来控制,参数 ω 表示光照强度。在不同参量控制下所生成的部分二维虚拟图像如图 2 所示。



图2 部分二维虚拟图像

图 2 中第一行是在光线方位角由 $[-60^\circ, 60^\circ]$ 变化下所生成的二维虚拟图像集,角度变化增量 $\Delta\alpha = 15^\circ$,光线强度为 1.0,而其他参量保持不变;第二行则是在水平偏移角和光照强度两个参量共同控制下所生成的二维虚拟图像集,其中三维模型的水平偏移角变化范围为 $[-60^\circ, 60^\circ]$,角度变化增量 $\Delta\alpha = 15^\circ$,光照强度变化范围从 $[1.0, 3.0]$,强度增量为 0.25,而其他参量保持不变。

人脸图像由于受到姿态和光照条件变化的影响,其特征很难在线性空间中有效提取,而非线性特征的提取过程又相对复杂。因此,本文提出根据控制参量的变化范围,将二维虚拟图像划分为 N 个子集,通过提高训练样本的据类型来缓解人脸

特征提取过程中的非线性问题。子集在五维参数空间内进行划分,因此某一特定子集可以表示为

$$S_{p_0, p_v, l_0, l_v, e_0} = \{ X_{\alpha_i, \beta_j, \gamma_k, \theta_l, \omega_m} \mid \begin{matrix} i = p_0, \dots, p_0 + d - 1, j = p_v, \dots, p_v + d - 1 \\ k = l_0, \dots, l_0 + d - 1, l = l_v, \dots, l_v + d - 1, m = e_0, \dots, e_0 + d - 1 \end{matrix} \} \quad (1)$$

其中,对于任意的水平角度 $\alpha_i (i = 1, \dots, nP_0)$,可以由 $\alpha_i = \alpha_1 + (i - 1) \times \Delta\alpha$ 来表示, $\Delta\alpha$ 表示角度的变化增量。任意的俯仰角、方位角和投影角的计算公式表示可以类似地得到。 $p_0 \in [1, \dots, nP_0 - d + 1]$, $p_v \in [1, \dots, nP_v - d + 1]$, $l_0 \in [1, \dots, nL_0 - d + 1]$, $l_v \in [1, \dots, nL_v - d + 1]$, $e_0 \in [1, \dots, nE_0 - d + 1]$,参数 d 表示每个子集中控制参量的变化数量。若将子集 $S_{p_0, p_v, l_0, l_v, e_0}$ 记做 S_p ,则在五维空间里每一个子集 S_p 中包含的二维虚拟图像为 d^5 幅,而经过划分后某一特定对象的子集数量 N 可表示为

$$N = \left[\frac{nP_0}{d} \right] \times \left[\frac{nP_v}{d} \right] \times \left[\frac{nL_0}{d} \right] \times \left[\frac{nL_v}{d} \right] \times \left[\frac{nE_0}{d} \right] \quad (2)$$

1.3 MMSV 特征的提取

大量文献和实验结果^[15-17]表明,融合局部特征的人脸识别方法相对全局人脸识别方法具有明显的优势。本文提出利用 MMSV 对人脸图像特征进行提取和融合。MMSV 特征不仅反映了人脸图像的全局特征,而且还能反映人脸图像在多种尺度下的局部特征,能减少单一尺度下局部有效鉴别信息的损失。提取过程包括多尺度奇异值(multi-scale singular value, MSV)特征的获取和 MMSV 特征的建立两部分,具体过程如下:

1) MSV 特征的获取

a) 将子集图像按照整体到局部进行多尺度划分,得到不同尺度的图像子块 $F_{p,q}^{r,s}$,其中 $r = 1, 2, \dots, d$ 表示分割尺度, $s = 4^{r-1}$ 表示不同分割尺度下的子块数量; $p = 1, 2, \dots, N$ 表示子集的数量, $q = 1, \dots, d^5$ 表示每一个子集中虚拟图像的数量,如图 1 所示。

b) 计算不同尺度下对应子块均值从而获得该尺度下的子块模板 $F_{p,q}^{r,s}$,对子块模板进行奇异值分解获得估计基空间,即 $U_{p,q}^{r,s}$ 和 $V_{p,q}^{r,s}$ 并组合起来构成投影矩阵 $SVD_{p,q}^{r,s}$ 。利用该投影矩阵计算对应子块 $F_{p,q}^{r,s}$ 的奇异值特征向量,将最大的 10 个奇异值作为子块的特征向量。

c) 对子集中图像子块的特征进行组合,并对其进行主成分分析,选择累积贡献率为 95% 的前 k 个主成分构成子集 MSV 特征子空间。

2) 建立 MMSV 特征

MMSV 特征是子集 MSV 特征的一般形式,具有更强的适应性。MMSV 特征空间由一组子集 MSV 特征子空间来表示,即 $MMSV_q = \{ MSV_1, MSV_2, \dots, MSV_p \}$,其中 $q = 1, 2, \dots, R$ 表示训练集中的对象数; $p = 1, 2, \dots, N$ 表示每一个对象子集的数量。

值得注意的是类似的特征融合方法在文献[16]中已有报道,但是该文献中使用特殊聚类法分割训练图像,是一种无监督学习的特征提取。本文子集划分过程简单,充分利用了人脸图像的先验知识,因此可以在 MMSV 特征空间中将人脸图像特征进行有效融合。

2 人脸图像的识别过程

对于获取的待识别人脸图像进行人脸检测和归一化处理,然后提取其 MMSV 特征,过程如 1.3 节所述。在识别阶段(1: q)采用简单的最邻近法进行分类识别,即计算 MMSV 特征

空间距离 $d(x, q) = \min(d(x, \text{MMSV}_q))$, 其中 $q = 1, 2, \dots, R$ 表示训练集中的对象数; 在鉴别阶段(1:1), 当空间距离小于某一设定阈值 Thr 时, 鉴别为真。

3 实验及结果分析

3.1 数据库描述

a) 本文采用自建的 WHU-3D 三维人脸数据库。该数据库包含 20 人(其中男女各 10 人), 年龄分布在 21 ~ 38 岁之间。三维数据拍摄过程中使用三维扫描仪自带光源进行拍摄, 并严格控制环境光照。拍摄对象不允许佩戴眼镜和饰物, 在拍摄过程中保持中性表情。

b) 通过改变 5 个控制参量, 可以得到一定数量的二维虚拟图像。本文规定, 三维人脸模型的水平偏移角的变化范围在 $[-30^\circ, 30^\circ]$, 角度变化增量 $\Delta\alpha = 5^\circ$; 光线投影角与方位角的变化范围分别为 $[0^\circ, 60^\circ]$ 和 $[30^\circ, 90^\circ]$, 角度变化增量均为 $\Delta\alpha = 15^\circ$; 对于光线强度的变化范围, 结合 3DMax^[18] 的使用手册, 将其设定为 $[1.0, 2.0]$, 变化步长为 0.25; 本文并未考虑三维人脸模型俯仰角的变化, 因此每一个三维人脸模型最终可以获得 1 750 幅二维虚拟图像。

c) 通过 USB 摄像头获取特定对象约 1 min 的视频图像, 在拍摄过程中要求对象不断改变头部姿态, 并围绕拍摄对象改变光源的方向及强度, 但始终要求保持中性表情, 最后通过视频处理软件从中随机抽取 20 幅人脸图像用于识别测试。

3.2 性能分析

本节将对所采用方法的有效性进行分析。在闭集识别阶段(1:R), 主要分析参数 d 与 r 的设定对识别性能与执行效率的影响。由图像子集划分规则可知, 本文实验中每个子集中包含有 d^r 幅虚拟图像, 即参数 d 表示在每个子集中姿态及光照条件的变化数量。当图像分割尺度 $r = 1$ 时, 在不同参数 d 下的人脸识别率(recognition rate, RR) 如图 3(a) 所示。

通过图 3(a) 可以看出, RR 随着参数 d 的增加反而下降, 即参数 d 与 RR 存在反比关系。当参数 d 较小($d = 1$ 或 $d = 2$) 时, RR 保持在 95% 左右; 但同样当 d 继续增加时, RR 反而下降。这是因为此时子集中会包含更多的异构图像, 其有效特征很难在线性空间中准确表示。

但同样值得注意的是参数 d 同样会对执行效率产生重大影响, 因为它们控制着每一个对象的子集数量和特征提取过程中的迭代次数。参数 d 与子集数量 N 对应关系如表 1 所示。

表 1 参数 d 与子集数量 N 对应关系

子集数量	d			
	2	3	4	5
N	113	25	10	6

为了同时兼顾系统的有效性与执行效率, 本文将参数 d 设定为 3, 即在每个子集中水平偏移角变化范围为 10° , 变化增量 $\Delta\alpha = 5^\circ$; 光线方位角与投影角变化范围为 30° , 变化增量均为 $\Delta\alpha = 15^\circ$; 光线强度变化范围为 0.5, 变化步长为 0.25。由于采用统一划分标准, 因此每一个对象的子集数量 N 设定为 25。

当 $d = 3$ 时, 不同 r 下的 RR 如图 3(b) 所示。通过图 3(b) 可见, RR 随着 r 的增加而显著提高, 但是当分割尺度 r 达到一定数值后, 即当 MSV 特征向量的维数接近原始图像大小时, RR 不再增加。通过实验结果可以看出, 当 $d = 3, r = 5$ 时, 可以在兼顾执行效率的同时获得最佳 $RR = 98.4\%$ 。

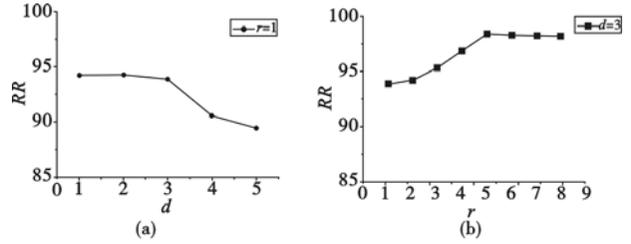


图 3 参数 d 和 r 与 RR 的关系

3.3 错误分析

实验结果表明, 分布在不同测试对象间的错误具有不规律性。当 $d = 3, r = 5$, 对 10 位测试对象(图 4) 进行 MMSV 特征匹配实验, 其 RR 与平均错误率(EER) 如表 2 所示。



图 4 WHU-3D 数据库中部分测试对象的 2D 图像

表 2 不同实验中 RR 与 EER

测试对象编号	识别率 (RR)/%	相等错误率 (EER)/%	测试对象编号	识别率 (RR)/%	相等错误率 (EER)/%
001	100.00	7.54	006	98.50	17.27
002	100.00	11.98	007	87.20	42.52
003	99.00	9.76	008	100.0	21.09
004	100.00	15.04	009	99.50	13.16
005	99.50	13.16	010	100.00	22.79

从上述实验结果可以清楚地看出, 对于不同测试图片, 系统具有不同的识别性能。尤其是对于 007 号图片的 RR 较差。类似的问题在文献[1~3] 中均有报道, 即用于测试图像与训练图像获取的时间间隔过长(一般大于 12 个月), 因此提取到的特征差异较大。而在其他情况下即使所生成的二维虚拟图像与测试图像间有明显差异, 系统均能准确识别。

另一个引起错误的主要原因是划分的子集没有完整地包括人脸所有可能的姿态和光照变化, 因此获得的 MMSV 特征模板不完整。特别是当测试图像旋转角度过大时, RR 显著下降。

4 结束语

本文主要研究非可控条件下的人脸识别问题。通过对现有方法进行分析与总结, 提出了一种基于三维数据与 MMSV 特征的二维人脸识别方法。针对传统三维建模过程中存在的建模误差, 本文提出利用结构光三维扫描仪获取准确的三维人脸数据, 避免了建模误差的产生; 为了提高训练样本的完备性, 本文通过建立光照模型获取大量具有不同姿态和光照条件下的二维虚拟图像。同时, 为了缓解人脸特征提取过程中的非线性问题, 本文对训练样本进行子集划分, 相对于设计复杂的聚类算法, 本文方法简洁高效。在特征提取方面, 提出了利用 MMSV 特征对人脸图像的全局与局部特征进行提取和融合。实验结果表明, 本文提出的人脸识别方法能够克服姿态和光照条件的变化, 在 WHU-3D 数据库上取得了 98.4% 的识别率。

探索有表情变化和遮挡情况下的二维人脸识别方法也极具挑战性与吸引力。另外, 如何提取更加有效的人脸特征也是下一步研究的重点。

参考文献:

- [1] 张翠平, 苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(11): 885-894. (下转第 378 页)

的问题展开。通过从钩尾扁销螺栓的图像样本集合(与图 4 样本相似)中随机抽取 10 000 张样本,应用本文方法处理并统计相关特征结果。表 1 中给出了阈值的最大、最小值以及阈值中值。

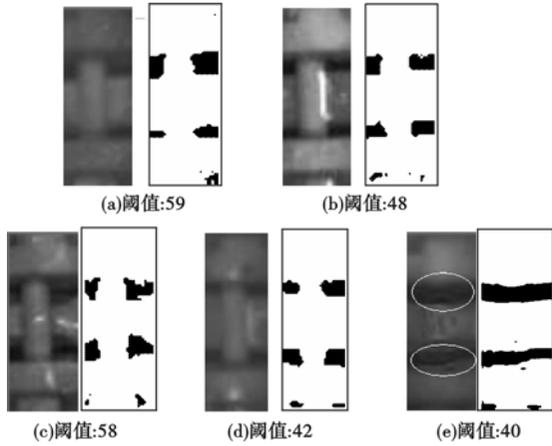


图4 列车车厢钩尾扁销螺栓图像分割结果

表 1 阈值分割方法定量分析统计结果

样本总数	最小阈值	阈值中值	最大阈值	单幅平均时间/ms
10 000	35	48	76	2.1

从序列定量分析统计结果可以看出,基于期望特征所确定的图像分割阈值的变化范围,反映了图像样本序列中不同样本个体亮度和对比度的变化情况,单幅图像的平均运算时间仅为 2 ms。由此可见,本文方法在分割阈值确定的自适应性及运算的实效性上有着较为突出的优势。

4 结束语

本文提出了一种有效、快速的针对图像序列的阈值分割方

法。基于图像序列中具备较强一致性的特征期望,确定图像的分割阈值,回避了传统的针对单幅图像进行特征分析来确定分割阈值所带来的预算复杂度。分割方法对具备一定一致性特征的图像样本序列具有很高的可行性和实时性。经实例应用分析验证,分割方法切实可行,在阈值选取的自适应性和运算实效性上有着突出的优势。

参考文献:

- [1] PAL N, PAL S. A review of image segmentation techniques[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(8): 1277-1294.
- [2] OSTU N. A thresholding selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [3] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A New method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, 29(3): 273-285.
- [4] KITTLER J, ILLINGWORTH J. Minimum error thresholding [J]. *Pattern Recognition*, 1986, 19(1): 41-47.
- [5] 范九伦, 雷博. 灰度图像最小误差阈值分割法的二维推广 [J]. *自动化学报*, 2009, 35(4): 386-393.
- [6] 范九伦, 赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法 [J]. *电子学报*, 2007, 35(4): 751-755.
- [7] 吴一全, 吴文怡, 潘喆. 基于二维直方图斜分的最小类内方差阈值分割 [J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(12): 2651-2657.
- [8] 唐英干, 邱秋艳, 赵立兴. 基于二维最小 Tsallis 交叉熵的图像阈值分割方法 [J]. *物理学报*, 2009, 58(1): 9-15.
- [9] 贾允, 丁艳, 刘泽平. 改进图像阈值分割算法的研究 [J]. *光学技术*, 2005, 31(1): 155-157.
- [10] 丁艳, 金伟其, 周海丰. 基于粒子群算法的多阈值图像分割方法 [J]. *光学技术*, 2008, 34(4): 636-638.
- [11] 刘正东, 徐涛, 杨静宇. 具有规则度约束的红外图像多层阈值分割方法 [J]. *计算机工程*, 2005, 31(14): 13-15.

(上接第 375 页)

- [2] ANEREA F A, MICHELE N, DANIEL R, et al. 2D and 3D face recognition; a survey [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(14): 1885-1906.
- [3] PHILLIPS P, SCRUGGS W, O' TOOLE A, et al. FRVT 2006 and ICE 2006 large-scale results [R/OL]. (2007). <http://www.frvt.org/FRVT2006/docs/FRVT2006andICE2006LargeScaleReport.pdf>.
- [4] LIU Yang. Survey of 3D face recognition algorithms [J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 18(Z1): 400-403.
- [5] WANG Yue-ming, PAN Gang, WU Zhao-hui. Survey of 3D face recognition [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2008, 20: 819-829.
- [6] CHRIS B, TAANYA P, PATRICK J F. 3D signatures for fast 3D face recognition [C]//*Lecture Notes in Computer Science*, vol 5558. 2009: 12-21.
- [7] LEI Yun-qi, CHEN Dong-jie, YUAN Mei-ling. 3D face recognition by surface classification image and PCA [C]//*Proc of the 2nd International Conference on Machine Vision*. 2009: 145-149.
- [8] 3DCaMega 光学三维扫描系统 [EB/OL]. <http://www.3dcamega.com>.
- [9] 王秀梅. 点云数据的三角剖分及模型简化 [D]. 南京: 南京理工大学, 2009.
- [10] VETTER T, BLANZ V. Estimating coloured 3D face models from sin-

- gle images: an example based approach [C]//*Proc of the 5th European Conference on Computer Vision*. 1998: 499-513.
- [11] BLANZ V, GROTHOR P, PHILLIPS P J, et al. Face recognition based on frontal views generated from non-frontal images [C]//*Proc of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2005: 454-461.
- [12] FRANCO A, MAIO D, MALTONI D. 2D face recognition based on supervised subspace learning from 3D models [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(12): 3822-3833.
- [13] 胡永利. 真实感三维人脸建模及应用研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2005.
- [14] 毕田力, 杨旭波, 肖双九. 基于谐波图片的重光照技术研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2010.
- [15] VOGEL J, SCHWANINGER A, WALLRAVEN C, et al. Categorization of natural fscenes: local vs global information [C]//*Proc of Symposium on Applied Perception in Graphics and Visualization*. 2006.
- [16] 常俊彦, 达飞鹏, 蔡亮. 基于特征融合的三维人脸识别 [J]. *东南大学学报: 自然科学版*, 2011, 41(1): 47-51.
- [17] 苏煜, 山世光, 陈熙霖, 等. 基于全局和局部特征集成的人脸识别 [J]. *软件学报*, 2010, 21(8): 1849-1862.
- [18] 刘向铜, 熊助国, 曹秋香. 基于 3DMax 的虚拟现实的建立过程的探讨 [J]. *西部探矿工程*, 2009, 2(1): 78-82.