

# 基于分块 KPCA 集成的人脸民族特征提取研究

刘文辉<sup>1,2</sup> 许 瑞<sup>2</sup> 刘华咏<sup>1</sup> 马光春<sup>3</sup>

(华中师范大学计算机学院 武汉 430079)<sup>1</sup> (新疆教育学院信息科学与技术分院 乌鲁木齐 830043)<sup>2</sup>  
(新疆喀什师范学院信息工程技术系 喀什 844007)<sup>3</sup>

**摘 要** 为了实现人脸图像民族特征提取,提出了一种分块集成 KPCA 的特征提取方法。考虑到利用全局特征与局部特征的互补性能够更好地反映信息的本质,先以 KPCA 提取整体图像特征,然后使用 KPCA 对各个分块进行局部特征提取,再组合为民族特征,最后使用设计的 Boosting-RBF 分类器进行民族分类识别。实验以构建的少数民族人脸样本库为研究对象,对维吾尔族、柯尔克孜族、蒙古族、塔吉克族的人脸图像进行民族特征提取。实验结果表明:提取的人脸民族特征,可以对人脸图像进行较准确的民族分类识别。

**关键词** 民族脸特征,特征提取,分块核主元分析,民族识别,径向基神经网络

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.056

## Research on Extraction about Ethnic Features of Face Images Based on Integrated Feature and BKPCA

LIU Wen-hui<sup>1,2</sup> XU Rui<sup>2</sup> LIU Hua-yong<sup>1</sup> MA Guang-chun<sup>3</sup>

(School of Computer, Central China Normal University, Wuhan 430079, China)<sup>1</sup>

(School of Information Sciences and Technology, Xinjiang Education Institute, Urumqi 830043, China)<sup>2</sup>

(Department of Computer Information Engineering and Technology, Kashgar Teachers College, Kashgar 844007, China)<sup>3</sup>

**Abstract** A method based on the extracting block integrated features of KPCA was presented for the extraction of the ethnic features of face images. Because the complementarity of global features and local features can better reveal the essence of information, firstly, KPCA was used to the extract the global features of face image and the local feature of each sub block, secondly these features was combined into ethnic features, finally the Boosting-RBF classifier designed in the paper was used to identify image samples of ethnic face. The experiment subjects are a constructed Minorities face image database in this paper. The experimental results show that the extracted ethnic features in this paper can identify accurately the ethnic group to which the face image belongs.

**Keywords** Facial features of ethnic minorities, Feature extraction, BKPCA, Identification of ethnic minorities, RBF

## 1 引言

近年来人脸识别技术受到了广大研究人员的热烈追捧,其研究已向进一步深化阶段发展,比如人脸图像的性别识别、人脸图像的年龄识别、人脸的表情识别等。但是关于人脸的民族性、种族性的识别成果目前还并不多见。国外有学者对人类某些人种的人脸特征进行了研究<sup>[1-3]</sup>。国内段晓东等使用弹性模板对我国一些少数民族人脸进行了特征提取研究<sup>[4]</sup>。

根据人类学相关的研究,人类的种族特征与其种族存在的地域及发展历史紧密联系,本民族的颜面样本即使年龄、性别等不同,从总体看也表现出了明显的同一性,因此提取人脸的民族性特征可以作为形态学民族划分的一种方法。我国是一个多民族的人口大国,研究各民族脸部特征,不但可以为民族发展规律提供一定的科学佐证,还可以对面貌复原技术等

提供技术性指导。

自核函数理论研究成功以来,它已迅速被运用于图像特征提取,并且与一些代数特征提取方法相结合,比如:KPCA、KLDA 等,在人脸识别领域取得了较大成果<sup>[5]</sup>。对人脸识别研究的一个关键是:如何提取对分类有效的特征。通常对人脸特征描述,既要包含对人脸整体属性的反映,又要包含有对人脸细节特征的描述,因此对人脸的特征提取就要考虑全局特征和局部特征<sup>[6]</sup>。两种特征提取方法各有利弊,学术界也一直为此争论。目前 PCA 方法就是基于全局的人脸特征提取方法,由于仅仅运用了二阶统计量,它并不适用于对非线性数据处理。KPCA 方法是将低维数据投影于高维空间,将线性不可分的低维数据转化为高维的线性可分数据,然后再施行 PCA 变换。它能够捕获人脸图像的高阶统计量。

观察各个民族的人脸图像可以发现,人脸的民族性特征有明显的全局特征表现,比如人脸轮廓、脸部五官的分布、面

到稿日期:2013-11-06 返修日期:2014-02-20 本文受新疆维吾尔自治区高等学校科学研究计划资助项目“FSRPHEXJ”(XJEDU2011H45)资助。  
刘文辉(1969—),男,硕士,副教授,主要研究方向为模式识别、图像处理,E-mail:liuwhks@163.com(通信作者);许 瑞(1967—),女,硕士,副教授,主要研究方向为中文信息处理、模式识别等;刘华咏(1978—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、语音信号处理等;马光春(1954—),男,副教授,主要研究方向为图像处理、模式识别等。

部肤色等;另一方面,其五官的特点、胡须等又体现在局部特征方面,因此仅仅使用提取全局特征脸来反映其民族特征,也是不科学的。本文在研究近年流行的 KPCA 方法的基础上,充分考虑全局特征和局部特征的均衡,提出了基于一种分块集成 KPCA 方法来提取人脸图像中的民族特征,并采用 RBF 神经网络为分类器。为了提高分类器泛化能力,采用 Boosting 方法训练样本,并对多分类器以加权投票的方式进行集成分类<sup>[7]</sup>。实验结果表明,本文提取的人脸民族特征可以对人脸图像进行较准确的民族分类识别。

## 2 少数民族人脸样本库

本文利用多个课题资助初步建立了一个以我国西北少数民族为主的多民族人脸样本库,采集了维吾尔族、柯尔克孜族、哈萨克族、回族、蒙古族、塔吉克族、锡伯族、满族、乌兹别克族 9 个少数民族人脸图像库,图 1 展示了部分样本图像。



图 1 少数民族人脸样本库

## 3 KPCA 方法

由于人脸图像数据量巨大,在处理时必须降维。PCA 方法是最为常用的数据降维方法,其本质是将数据以均方误差最小为投影方向,获得最有代表的原始数据的特征。从统计学上看,PCA 由于仅使用二阶统计量,无法利用高阶统计信息。而 KPCA 是由核映射将数据映射到高维核空间,然后使用 PCA 方法,这样可以充分利用高阶统计信息。

KPCA 方法的基本原理如下<sup>[8]</sup>:

设映射  $\Phi: X \rightarrow F$ ,  $X$  为样本空间,  $F$  为高维核空间,即希尔伯特空间。

设  $x_1, x_2, \dots, x_N \in X$  为样本,对应希尔伯特空间  $F$  的数据集合为  $\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_N)$ 。记  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ ,  $\Phi(X) = (\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_N))$ 。

在希尔伯特空间  $F$  中作子空间投影变换,即:

$$y = W^T * \Phi(x) \quad (1)$$

$$\text{记: } \bar{\Phi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi(x_i) \quad (2)$$

$W$  为投影方向,降维后模式的协方差矩阵  $S_t$  为:

$$\begin{aligned} S_t &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})^T \\ &= W^T \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Phi(x_i) - \bar{\Phi})(\Phi(x_i) - \bar{\Phi})^T \right\} W \end{aligned}$$

即:

$$S_t = W^T S_t^{\Phi} W \quad (3)$$

其中,  $S_t$  为投影后样本在  $F$  上的协方差矩阵,  $S_t^{\Phi}$  为投影前样本在  $F$  上的协方差矩阵。

为方便起见,简记:  $\tilde{\Phi}(x_i) = \Phi(x_i) - \bar{\Phi}$ , 并且记:

$$\tilde{\Phi}(X) = [\tilde{\Phi}(x_1), \tilde{\Phi}(x_2), \dots, \tilde{\Phi}(x_N)] \quad (4)$$

这样在希尔伯特空间  $F$  上投影前的总体样本协方差矩阵:

$$\begin{aligned} S_t^{\Phi} &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Phi(x_i) - \bar{\Phi})(\Phi(x_i) - \bar{\Phi})^T \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{\Phi}(x_i) \tilde{\Phi}(x_i)^T \end{aligned} \quad (5)$$

所谓 KPCA 方法即为最大化式(3)来获得最好的投影方向  $W$ , 也即求如下的准则函数:

$$J_{\text{Max}}(W) = W^T S_t^{\Phi} W \quad (6)$$

求解上述准则函数,要对  $S_t^{\Phi}$  作特征值分解,其中  $W$  就是  $S_t^{\Phi}$  的特征向量矩阵,故有

$$\lambda \omega = S_t^{\Phi} \omega \quad (7)$$

其中,  $\lambda$  为  $W$  的特征值,  $\omega$  为  $W$  的特征向量。

用  $F$  上的数据  $\Phi(x_i)$  与式(7)两端做点积运算,可以得到:

$$\lambda(\tilde{\Phi}(x_i) * \omega) = \tilde{\Phi}(x_i) * S_t^{\Phi} \omega \quad (8)$$

注意到:

$$S_t^{\Phi} \omega = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tilde{\Phi}(x_i) \omega) \tilde{\Phi}(x_i)^T \quad (9)$$

这表明所有解  $\omega$  必为样本数据集  $\{\tilde{\Phi}(x_1), \tilde{\Phi}(x_2), \dots, \tilde{\Phi}(x_N)\}$  的线性组合,不妨令

$$\omega = \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{\Phi}(x_i) \quad (10)$$

其中,  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$  是线性组合的系数。令  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ , 将式(5)、式(10)代入式(8)式得:

$$\begin{aligned} \lambda[\tilde{\Phi}(x_k) * \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{\Phi}(x_i)] \\ = \tilde{\Phi}(x_k) * \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \tilde{\Phi}(x_j) \tilde{\Phi}(x_j)^T \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{\Phi}(x_i) \right] \end{aligned} \quad (11)$$

观察式(11),在计算时不必考虑  $\Phi$  的形式,只需要关注点积  $\tilde{\Phi}(x_i) * \tilde{\Phi}(x_j)$  的结果。为此定义核函数:

$$K(x_i, x_j) = \tilde{\Phi}(x_i) * \tilde{\Phi}(x_j) \quad (12)$$

类似可以定义核矩阵

$$K = [\tilde{\Phi}(x_1), \tilde{\Phi}(x_2), \dots, \tilde{\Phi}(x_N)]^T * [\tilde{\Phi}(x_1), \tilde{\Phi}(x_2), \dots, \tilde{\Phi}(x_N)] \quad (13)$$

这样式(11)左边

$$\lambda[\tilde{\Phi}(x_k) * \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{\Phi}(x_i)] = \lambda \alpha [\tilde{\Phi}(x_k) * \tilde{\Phi}(x_i)] = \lambda \alpha K$$

式(11)右边

$$\begin{aligned} \tilde{\Phi}(x_k) * \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \tilde{\Phi}(x_j) \tilde{\Phi}(x_j)^T \sum_{i=1}^N \alpha_i \tilde{\Phi}(x_i) \right] \\ = \frac{1}{N} \alpha \left[ \sum_{j=1}^N \tilde{\Phi}(x_k) * \tilde{\Phi}(x_j) \right] [\tilde{\Phi}(x_j) * \tilde{\Phi}(x_j)] \\ = \frac{1}{N} K K \alpha \end{aligned}$$

由左右两端得到:

$$K \alpha = \lambda N \alpha \quad (14)$$

求解上式特征根和特征向量,选取其中最大的  $d$  个特征根和特征向量,即可获得最好投影方向  $W$ 。原始样本特征提取的最终结果为  $d$  维向量:

$$y = \left[ \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sum_{i=1}^N \alpha_i^1 K(x_i, x) \quad \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sum_{i=1}^N \alpha_i^2 K(x_i, x) \quad \dots \quad \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \sum_{i=1}^N \alpha_i^d K(x_i, x) \right]^T \quad (15)$$

实际使用时,可以令

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) * \Phi(x_j) \quad (16)$$

这样就要中心化,核矩阵变为:

$$\bar{K} = K - E_N K - K E_N + E_N K E_N \quad (17)$$

其中,  $E_N = (\frac{1}{N})_{ij}$ 。

#### 4 分块集成 KPCA

KPCA 提取特征时只能提取全局特征,而且由于在提取特征时还要将图像化为向量处理,这样将会进一步丢失像素间的空间位置关系。如果先对图像分块,然后再对每一块分别进行 KPCA 特征提取,这样所提取的特征既有全局特征又包含了局部细节特征,其分类的准确性可能将更高。

基于分块 BKPCA (Block-based Principal Component Analysis)具体思想如下<sup>[9]</sup>:

设样本空间有  $l$  个类别,即:  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l$ 。第  $i$  个类别的图像有  $k$  个,依次为:  $I_1^i, I_2^i, \dots, I_k^i$ 。

将一个  $m * n$  图像矩阵分为  $p * q$  个子块矩阵:

$$I_i^s = \begin{bmatrix} I_{11}^{i,s} & I_{12}^{i,s} & \dots & I_{1q}^{i,s} \\ I_{21}^{i,s} & I_{22}^{i,s} & \dots & I_{2q}^{i,s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{p1}^{i,s} & I_{p2}^{i,s} & \dots & I_{pq}^{i,s} \end{bmatrix} \quad (18)$$

取出第  $i$  类图像对应的图像块  $I_{11}^{i,1}, I_{11}^{i,2}, \dots, I_{11}^{i,k}$ , 施行 KPCA 提取特征向量  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{d1}$ 。类似处理图像块,施行 KPCA 提取特征向量  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{d2}$  ( $i=1, 2, \dots, l$ )。其中,每个子图像是  $m_1 * n_1$  矩阵,  $p * m_1 = m, q * n_1 = n$ ,然后将所有训练图像样本的子图像矩阵看作样本图像向量施行 KPCA 方法。图 2 给出了分块的部分图像。



(a) 2×2 分块 (b) 3×2 分块

图 2 人脸图像分块

#### 5 实验仿真

本文以基金项目为支持,初步构建了一个我国多民族人脸图像库,以此为基础来研究人脸的民族特征提取方法。本文主要以维吾尔族、柯尔克孜族、蒙古族、塔吉克族 4 个族别为研究对象,每个民族各选取 500 幅图像,其中每族 300 幅图像作为训练样本数据集,200 幅图像作为测试样本数据集。在特征提取之前,首先对所有图像进行预处理,归一化各个族别人脸图像(以人双眼为定位基准,统一归一化图像大小为  $96 \times 60$ ,为消除光照等干扰,样本均转化为灰度图像,并采用直方图均衡化处理)。

本文依据民族特征在人脸上的表现(一般体现为面型、眉型、眼睑,眉眼间距、鼻根、口裂、下颌形状等的差异性),先对整体人脸图像使用 KPCA 提取全局特征,然后再用分块的方法

来提取局部特征。KPCA 核函数采用多项式核函数与 power 核函数结合的混合核函数<sup>[10]</sup>:

$$K(x_i, x_j) = [(x_i^T x_j + c)^{d1} - \|x_i - x_j\|^{d2}] / 2 \quad (19)$$

通过实验,本文参数选择为:  $c=1, d1=0.6, d2=1$ 。将每幅人脸图像提取的全局特征和局部特征组合为一个特征,此特征即为提取到的民族特征样本,将作为分类器的输入。

集成步骤如图 3 所示。

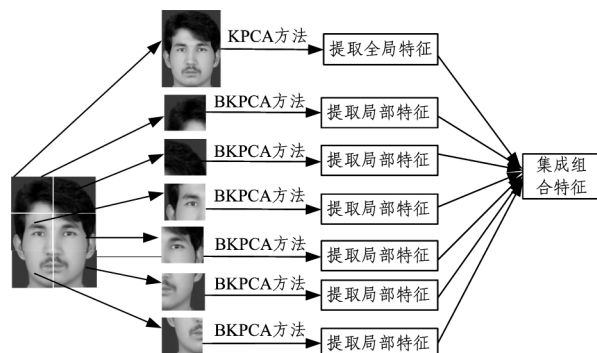


图 3 全局、局部特征的集成步骤

分类器采用径向基神经网络 RBF,为了提高民族识别的泛化性能,这里使用 Boosting 方法调整训练的 RBF 网络,训练样本误差大则权值小,误差小则权值大,加权集成输出结果。

首先,本文实验在不同分块模式下,分析提取的特征对民族识别率的影响。考虑到算法的时间复杂度,本文给出 3 种分块模式,见表 1。

表 1 分块模式

模式	分块数量	分块大小	训练块数量
1	$2 * 2 = 4$	$48 * 30 = 1440$	$4 * 300 = 1200$
2	$3 * 2 = 6$	$32 * 30 = 960$	$6 * 300 = 1800$
3	$4 * 2 = 8$	$24 * 30 = 720$	$8 * 300 = 2400$

表 1 所对应的 3 种分块的 KPCA 算法,分别标识为:BP-CA1、BP-CA2、BP-CA3。本文以选定图像为 4 个民族的训练样本集,以分块模式 BP-CA2 为特征提取算法,通过仿真实验研究 4 个民族的集成组合特征维数与民族脸识别率的关系,结果如图 4 所示。

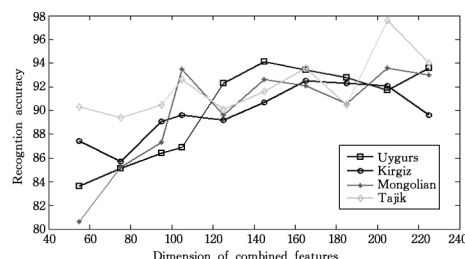


图 4 4 个民族的组合特征向量维数与识别率的关系

图 4 中,各个分块提取的特征向量的数量在  $[10, 50]$  内变化,集成组合特征的方法见图 3。横坐标为组合特征的总维数,纵坐标为 Boosting 训练次数 25 时的正确民族识别率。其中 Uyghur: 维吾尔族, Kirgiz: 柯尔克孜族, Mongolian: 蒙古族, Tajik: 塔吉克族。

上述实验说明:4 个民族在组合特征向量维数达到 100 以上时,识别率均能稳定在 90% 以上,其中塔吉克族在特征

(下转第 319 页)

# 基于 MultiLayer 水平集的脑 MRI 图像分割框架

朱晓舒<sup>1,2</sup> 孙权森<sup>1</sup> 夏德深<sup>1</sup> 孙怀江<sup>1</sup>

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)<sup>1</sup> (南京师范大学分析测试中心 南京 210046)<sup>2</sup>

**摘 要** 提出了一种新的自动初始化水平集的方法和基于 MultiLayer 水平集的活动轮廓模型。该模型同时进行偏移场去除和图像分割,因此可以有效地克服灰度不均匀性的影响。最后利用了大脑皮层的距离信息,在框架中增加了厚度约束项。实验结果显示,相比著名的 LBF 模型,该框架不但可以获得更高的分割精度,而且分割时间也大大减少。

**关键词** 图像分割框架, LBF 模型, MultiLayer 水平集, 变分法

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.057

## Framework of Brain MRI Images Segmentation Based on MultiLayer Level Set

ZHU Xiao-shu<sup>1,2</sup> SUN Quan-sen<sup>1</sup> XIA De-shen<sup>1</sup> SUN Huai-jiang<sup>1</sup>

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)<sup>1</sup>

(Center for Analysis and Testing, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This paper proposed a new automated method to initialize level set function and a region-based active contour model based on MultiLayer level set formulation. Because of jointing segmentation and bias correction of images, the proposed model can overcome intensity inhomogeneity. Finally, considering the distance information of cerebral cortex, a thickness constraint item was added to segmentation framework. Experimental results show that our framework can segment images more precisely and much faster than the well-known LBF model.

**Keywords** Image segmentation framework, LBF model, MultiLayer level set method, Variational method

## 1 引言

脑疾病是当前威胁人类身体健康的主要疾病之一。利用脑影像检查技术,定性和定量地分析脑功能,对有效地诊断脑疾病有重要帮助。脑核磁共振成像具有分辨率高、成像参数多、对人体无电离辐射损伤等优点,已经成为人们进行脑功能、病理和解剖研究的主要手段。然而由于人体脑解剖结构的复杂性,并且成像质量受到多种因素的影响,使得脑 MR 图像的分割成为一个难点。近年来,国内外学者提出了大量核磁共振图像的分割算法和模型。其中,较为流行的方法是基于同时分割和去偏移场的方法。例如 Wells 等<sup>[1]</sup>人提出了基于 Expectation-Maximization(EM)算法的偏移场校正自适应方法,同时自动分割各个组织。在 Wells 等提出的模型基础上,Leemput 等人<sup>[2]</sup>采用一个显式的参数模型来拟合偏移场, Ahmed 等人<sup>[3]</sup>提出了基于 FCM 算法的同时分割和去偏移场模型。但是,这些方法大都是基于像素的,没有对各个组织的光滑性做限制,因此对噪声较为敏感。

许多学者还提出了基于活动轮廓模型<sup>[4-7]</sup>的脑 MRI 图像分割方法。例如 Li 等人<sup>[6]</sup>提出了局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型。该模型在变分方程中引入了一个核函

数来定义局部拟合能量,可以很好地克服灰度不均性现象,并得到较精确的分割结果。但是,该模型只能将图像分成 2 类,不能将其直接应用到脑图像的分割中。王利等人<sup>[7]</sup>将 LBF 模型扩展到多相位,可以同时分割出白质、灰质和脑脊液。

在上述的活动轮廓模型中,一般采用多相位水平集方法<sup>[8]</sup>分割出多目标区域。例如,对于脑 MRI 图像,为了分割出白质、灰质、脑脊液和背景 4 个目标区域,就需要使用 2 个水平集函数。这种多相位水平集的方法虽然也能得到比较好的分割结果,但其缺点也是显而易见的。首先,多相位水平集方法要同时演化多个水平集函数,计算量较大。其次,多相位水平集方法对初始化要求较高,不但各个水平集函数的初始化曲线不能重合,而且初始化曲线所围面积也不能太小,否则算法就会陷于局部最优,分割失败。在文献<sup>[9,10]</sup>中,一种新的 MultiLayer 水平集方法被提出,并应用于图像分割。该方法的核心思想是用一个水平集函数中不同的水平线来描述多个目标区域,从而大大降低了计算的复杂度,提高了运算的效率。MultiLayer 水平集方法<sup>[10]</sup>在分割过程中并未考虑到灰度不均匀的情况,所以不能直接应用于脑 MRI 图像的分割。

本文提出了一种新颖的基于 MultiLayer 水平集方法的脑 MR 图像分割框架。首先,针对脑 MR 图像的特点,提出

到稿日期:2014-02-07 返修日期:2014-04-14 本文受国家自然科学基金(60773172)资助。

朱晓舒(1978—),男,博士生,讲师,主要研究领域为图像处理和计算机视觉;孙权森(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别、图像处理、医学影像分析、遥感信息系统等;夏德深(1941—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理、卫星遥感、模式识别;孙怀江(1968—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为证据理论、信任管理、模式识别。

flicker reduction[J]. IEEE Trans. Image Process. ,2006,15(1): 241-248

[4] 于永健,王向阳,吴俊峰. 基于颜色复杂度的加权颜色直方图图像检索算法 [J]. 小型微型计算机系统,2009,30(3):507-511

[5] Papadakis N, Provenzi E, Caselles V. A variational model for histogram transfer of color images[J]. IEEE Trans. Image Process. ,2011,20(6):1682-1695

[6] Rabin J, Delon J, Gousseau Y. Regularization of transportation maps for color and contrast transfer[C] // Proc. ICIP. 2010: 1933-1936

[7] 杜振龙,李晓丽,郭延文,等. 大尺度图像编辑的泊松方程并行多重网格求解算法[J]. 计算机科学,2013,40(3):59-61

[8] Li H, Wang S, Wu W Z M. Image inpainting based on scene transform and color transfer[J]. Pattern Recogni. Lett. ,2010, 31(7):582-592

[9] 张新明,孙印杰,郑延斌. 二维直方图准分的 Otsu 图像分割及其快速实现[J]. 电子学报,2011,39(8):1778-1784

[10] Sunkavalli K, Johnson M, Matusik W, et al. Multi-scale image harmonization[C]//Proc. ACM SIGGRAPH. 2010:1-125;10

[11] Singh B, Sinha G, Khan I. Comparison of histogram and spatio-grams for content based retrieval of remote sensing images[C]// Proc. Commun. Comput. Inf. Sci. 2010:152-156

[12] 魏雪峰,刘晓. 基于 2 维最大熵最佳阈值算法的图像分割研究[J]. 激光技术,2013,37(4):519-523

[13] Tschumperlé D. Fast anisotropic smoothing of multi-valued images using curvature-preserving PDE's[J]. Int. J. Comput. Vis. , 2006,68(1):65-82

[14] 张小琴,李懿,鲜雪梅,等. 尿沉渣细胞图像的预处理和分割研究综述[J]. 吉首大学学报:自然科学版,2012,33(4):120-128

[15] Shor Y, Lischinski D. The shadow meets the mask: Pyramid based shadow removal[J]. Comput. Graph. Forum,2008,27(2): 577-586

[16] 沈垣,王汉全,毛建国,等. 数字图像相关方法的大变形初值估计[J]. 重庆理工大学学报:自然科学版,2013,27(11):86-90

(上接第 296 页)

数 205 时,识别率高达 97.6%。

为进一步研究分块对民族识别率的影响,采用 3 种分块的 BKPCA1、BKPCA2、BKPCA3 对维吾尔族、柯尔克孜族、蒙古族、哈萨克族识别,各个分块图像提取的特征向量数均取 30, BKPCA1、BKPCA2、BKPCA3 对应的组合特征向量维数分别为:160、220、280。分类器还是采用 Boosting-RBF,Boosting 训练次数仍然取 25,3 种方法的识别率对比见表 2。

表 2 3 种分块 Boosting-RBF 的识别率

BKPCA	维族	柯族	蒙古族	塔吉克族
BKPCA1	92.3%	92.5%	92.1%	93.6%
BKPCA2	93.4%	92.9%	94.6%	97.8%
BKPCA3	94.2%	93.6%	93.9%	97.4%

从实验中可以看出,上述 3 种分块方法的识别率均在 92%以上,随着分块数量的增加,识别率呈现升高的趋势;并且 3 种方法对塔吉克族的识别率较高,这应与获取民族脸图像的脸部特征较为纯正有关。

结束语 如何有效提取人脸的民族特征,目前仍然是一个值得深入研究的问题。本文仅从全局特征与局部特征互补关系的角度,使用 KPCA 方法对人脸的民族特征提取进行了探索。本文的实验表明,集成融合这两个方面特征对民族脸识别率的提升是有效的。一方面,由于采集的样本集合在数量上的有限性和地域的局部性,因此所提取到的民族特征不一定能真实地反映民族脸部特征的普遍规律,这还需要在更大范围内采集样本;另一方面,人脸的民族特征在面型轮廓、性别、五官等差异表现显著,如何依据这些特点构建不同分块将作为我们下一步的研究方向。

## 参 考 文 献

[1] Yin L J, Jia J R, Morrissey J. Towards race-related face identifi-

cation: research on skin color transfer [C]//Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea; IEEE, 2004:362-368

[2] Shakhnarovich G, Viola P A, Moghaddam B, et al. A unified learning framework for real time face detection and classification [C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC, USA; IEEE, 2002:16-23

[3] Zhong C, Sun Z, Tan T. Fuzzy3D face ethnicity categorization [M]. Berlin: springer, 2009:386-393

[4] 段晓东,王存睿,刘向东,等. 人脸民族特征抽取及其识别 [J]. 计算机科学,2010,37(8):276-279

[5] Hosoi S, Takikawa E, Kawade M. Ethnicity Estimation with Facial Image [C] // Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 2004: 10-16

[6] 苏煜,山世光,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

[7] Freund Y, Schapire R E. A Decision-Theoretic Generalization Of online Learning and fin Application to Boosting [J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1):119-139

[8] Mike S, Scholkopf B, Smola A. Kernel PCA and De-Noising in Feature Space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1999, 10:536-524

[9] 张朝福,马力妮,荆禄娜. 基于复合核函数 KPCA 的红外人脸识别[J]. 计算机仿真,2013,30(2):369-372

[10] 谢永华,陈伏兵,张生亮,等. 融合小波变换与 KPCA 的分块人脸特征抽取与识别算法[J]. 中国图像图报,2007,12(4):666-671