

## 基于 Haarlike 的人脸民族特征分析

段晓东<sup>1</sup>, 王存睿<sup>1,2</sup>, 李志洁<sup>1</sup>, 张庆灵<sup>2</sup>

(1 大连民族学院 非线性信息技术研究所, 辽宁 大连 116600; 2 东北大学 系统科学研究所, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 文中利用 Haarlike 模板来对不同族群的人脸进行特征提取. 利用 Haarlike 模板生成算法筛选出用于分析人脸特征的 Haarlike 模板, 对构建的人脸数据库进行特征提取, 利用 C5.0、C&R Tree、BP NN 和 SVM 对训练样本进行学习, 并对测试集进行分类和预测, 其对维族、藏族、壮族的识别精度分别为 80%、74%、88%. 为民族的民族特征识别提供了一种高效快速的方法.

**关键词:** Haarlike; 人脸识别; 族群面部特征

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2011)07-0017-04

## The Ethnic Facial Research Based on Haarlike Features

DUAN Xiao-dong<sup>1</sup>, WANG Cun-rui<sup>1,2</sup>, LI Zhi-jie<sup>1</sup>, ZHANG Qing-ling<sup>2</sup>

(1 Institute of Nonlinear Information Technology, Dalian Nationalities University, Dalian 116600, China;

2 Institute of System Science, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** This paper presents a way using Haarlike template to extract face feature on different ethnic groups. Using the Haarlike template generation algorithm searches the templates for the analysis of facial features, completed feature extraction on our multi-ethnic face database, uses C5.0, C&R Tree, BP NN and SVM classifier to study the training samples, classifies and predicts the test dataset. The identification accuracy on the ethnic of Uighur, Tibetan, Zhuang is 80%, 74%, 88% Separately. It also provides a rapid and efficient method for the facial Ethnic feature identification.

**Key words:** Haarlike; face recognition; minority characters of face

### 1 引言

人类的各个族群由于受地域、生活方式和遗传等因素的影响,其面部特征上也表现出丰富的多样性,人类学学者已对此进行了相关研究.如何利用现代信息手段深化人类学的研究成果、从多个层面揭示不同民族面部特征的内在规律,这不仅可为族群间同源性研究提供数据支持和辅证,而且对于传承民族遗产、丰富和扩展计算机视觉对人脸生物特征的研究等方面都具有现实意义.

在生物特征识别的相关研究中,文献[1]利用虚拟视觉编码对东西方不同人种的人脸特征进行了研

究.文献[2]利用 boosting 算法对亚洲人以及非亚洲人进行了分类识别.文献[3]利用肤色传递算法对不同种族进行面部特征分类研究.文献[4]利用 RBF 神经网络对 FERET 人脸库进行性别和族群识别.文献[5-6]构建了中国多民族人脸库,并对其中的蒙、维、藏等民族的面部几何轮廓和代数特征进行了相关研究.

在人脸的民族特征研究过程中,传统的特征提取方法虽然有利于对细节特征进行分析,但需要多种方法进行相互配合,例如人脸几何特征,需要对图像进行预处理,特征点定位.如何能够高效、快速地分析人脸的族群特征,对于人脸民族特征的提取、识

收稿日期: 2010-10-20; 修回日期: 2010-11-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(61040054, 60573124); 辽宁省自然科学基金项目(20072197); 中央高校基本科研基金项目(DC10020111)

别等研究,以及在各种实用的应用系统上推广应用具有重要意义.

Haarlike 特征应用较为广泛的图像特征<sup>[7]</sup>,由于其高效常被应用于人脸检测等应用领域,目前嵌入式系统集成的部分商用的人脸检测都采用 Haarlike 特征进行图像分析. Haarlike 特征具有两个特点:第一,构成简单但模式复杂;第二,特征计算量较小.因为 Haarlike 特征可通过积分图进行快速运算,因此被广泛应用于各种商用识别系统.

文中利用 Haarlike 特征对人脸民族特征进行分析需要解决两个问题:一是如何从海量的 Haarlike 特征中提取出能够有效分析人脸民族特征的 Haarlike 特征;二是选用何种分类器与该特征构建分类、预测系统,能够在学习和测试实验中获得较好精度和泛化能力.

## 2 Haarlike 特征及其特征计算方法

Haarlike 特征是 Paul V<sup>[7]</sup>等提出的一种简单矩形特征,因类似于 Haar 小波而得名. Papageorgiou 在研究人脸检测问题中使用 Haar 小波基函数<sup>[8]</sup>,发现标准正交 Haar 小波基在应用中具有局限性,为取得更好的空间分辨率,提出 3 种类型 3 种形式的特征. Viola 等在此基础上作了扩展,使用 2 种类型 4 种形式的特征,如图 1 所示.

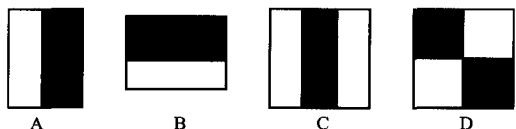


图 1 特征类型

一个 Haarlike 特征在  $24 \times 24$  像素图的子检测窗口中的矩形特征数量总计为 134736 个. 矩形特征可以位于图像任意位置,大小也可以任意但不能超过图像范围. 矩形特征有值的概念,其特征值等于原图像在白色区域的所有像素灰度值之和减去黑色区域的所有像素值之和. 矩形特征可以反映待检测物体的一些具体特征,如人眼部分在图像中比脸颊部分要暗,人眼部分在图像中比鼻梁部分要暗,以上两个矩形特征恰好反映了人脸的这两个特点. 此外,仅用这两个矩形特征是无法反映出人脸的所有特点的,需要更多的特征来描述人脸.

由于训练样本通常规模较大,并且矩形特征的数量非常庞大,如果每次计算特征值都要统计矩形内所以像素之和,将会降低训练和检测的速度. 因此 Haarlike 特征的计算可由 Viola 提出的积分图法快

速求得<sup>[9]</sup>. 矩形特征的特征值计算,只与此特征矩形的端点的积分图有关,所以不管此特征矩形的尺度变换如何,特征值的计算所消耗的时间都是常量. 这样只要遍历图像一次,就可以求得所有子窗口的特征值,积分图的定义为:

$$\ddot{u}(x, y) = \sum_{x' \leq x} \sum_{y' \leq y} I(x', y') \quad (1)$$

其中,  $I(x', y')$  为图像在点  $(x', y')$  处的像素值.

为了节约时间,减少重复计算,则图 1 的积分图可按如下递推公式计算:

$$\begin{cases} s(x, y) = s(x, y-1) + i(x, y) \\ \ddot{u}(x, y) = \ddot{u}(x-1, y) + s(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

## 3 Haarlike 特征生成算法

Haar 滤波器的形式为  $(1, -1)^T$ , 它可以看作是一个 2 维向量,这里的  $T$  表示转置, Haar 滤波器扩展为具有  $M$  维向量的形式:

$$(g_1, g_2, \dots, g_M)^T, \quad g_i = 1, -1$$

扩展后的滤波器就称为长 Haarlike 滤波器. 原始的 Haar 滤波器是高通滤波器. 如满足条件公式 (3), 其成为高通滤波器. 应用中可采用相对较弱的条件, 如公式 (4) 所示.

$$\sum_{i=1}^M g_i = 0 \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^M g_i \approx 0 \quad (4)$$

面部训练图像包括  $N$  幅人脸图像. 首先将每幅分解成  $M \times M$  块, 每块均为  $m \times m$  大小, 如图 2 所示.

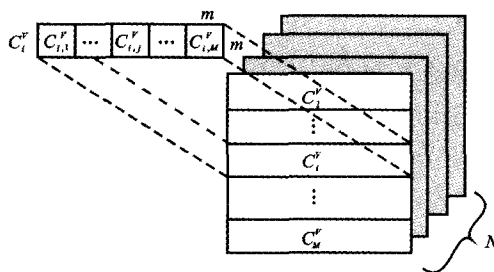


图 2  $N$  副面部图像

计算第  $V$  幅面部图像块中像素的总和, 并且构建一个低频图像  $C_{i,j}^V, i, j = 1, \dots, M$ , 该图像可以看作作为  $M$  个行向量组成的集合. 将第  $i$  行向量用一个列向量来表示

$$C_i^V = (C_{i,1}^V, C_{i,2}^V, \dots, C_{i,M}^V)^T$$

定义 Haarlike 滤波器  $g_i$  为

$$g_i = (g_{i,1}, g_{i,2}, \dots, g_{i,M})^T$$

$g_i$  和  $C_i^y$  的内积为:

$$g_i^T C_i^y = \sum_{j=1}^M g_{i,j} C_{i,j}^y \quad (5)$$

$g_i^T C_i^y, V = 1, \dots, N$  的方差为

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{V=1}^N (g_i^T (C_i^y - \bar{C}_i))^2 \quad (6)$$

这里

$$\bar{C}_i = \frac{1}{N} \sum_{V=1}^N C_i^y \quad (7)$$

方差  $\sigma^2$  可以写成  $\sigma_i^2 = g_i^T V_i g_i$

$V_i$  表示协方差矩阵, 由下式给出

$$V_i = \frac{1}{N} \sum_{V=1}^N (C_i^y - \bar{C}_i)(C_i^y - \bar{C}_i) \quad (8)$$

对 Haarlike 滤波器的学习方法就是最大化  $M$  维二进向量空间  $S = \{(g_1, g_2, \dots, g_M) \mid g_i = 1, -1\}$  的方差, 这个学习过程要在  $i = 1, \dots, M$  上都实现.

筛选模板问题就是组合优化问题, 找到一个  $2^M$  个二进向量组合中的解. 该是 NP 困难的, 其优化函数如公式(9) 所示, 对该函数求极小值<sup>[10]</sup>:

$$J_i = -g_i^T V_i g_i + \frac{K_1}{2} \left( \sum_{j=1}^M g_{i,j} \right)^2 + \frac{K_2}{4} \sum_{j=1}^M (g_{i,j}^2 - 1)^2 \quad (9)$$

$K_1$  和  $K_2$  是惩罚系数.  $K_1$  来自于条件(3),  $K_2$  为二进向量解的近似值. 可采用智能优化算法等进行求解, 也可采用牛顿梯度下降法求取局部最优解.

#### 4 用于人脸特征提取的 Haarlike 特征

利用上述生成算法, 构建 Haarlike 特征模板, 利用不同的惩罚系数确定不同的模板. 因为靠单一的模板无法精确刻画民族面部人脸的特点, 文中任意选取其中 5 个特征模板如图 3 所示.

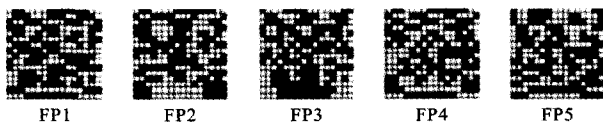


图 3 五个特征模板

白色的方格表示  $g_{i,j} = 1$ , 黑色的方格表示  $g_{i,j} = -1$ . 将这五个特征模板应用于民族面部图像提取民族面部 Haarlike 特征. 然后对图像求积分图, 利用积分图快速求出以上 Haarlike 模板的特征值.

文中利用 Visual Studio 2010 自行开发的软件系统, 利用该软件处理待识别图像的 Haarlike 特征, 软件界面如图 4 所示. 利用该软件可以求得每一幅民族面部图像在五个模板下所对应的 Haarlike

特征向量.

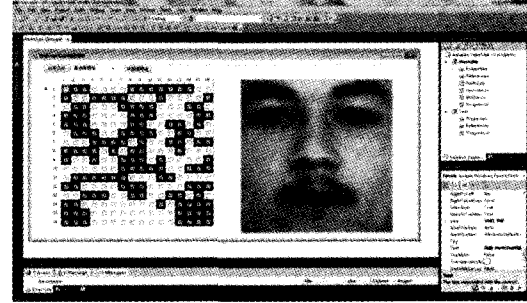


图 4 软件界面示意图

#### 5 实验及结果分析

文中利用多民族人脸样本库<sup>[9]</sup>, 如图 5 所示.



图 5 多民族人脸数据库的部分样本

实验中, 选取其中三个民族的人脸数据库作为实验数据, 每个民族 200 人, 其中 150 人作为训练集, 50 人作为测试集, 每个民族选取样本大小和图像大小, 如表 1 所示.

表 1 民族面部图像数据集

数据集	数目	大小
维吾尔族	200	80×80
藏族	200	80×80
壮族	200	80×80

文中对样本库中人脸进行特征提取, 计算了每个民族人脸的平均特征, 并找出了每个民族库中离平均特征最近的样本人脸作为该民族的平均脸. 如图 6 所示, 可以看出不同民族平均脸在不同 Haarlike 特征下的特征值差异是明显的.

文中利用 4 种算法作为分类器对训练集进行学习. ① C5.0 决策树算法, cross-validate=10, 最小分支样本数设为 5; ② 分类回归树 C&R Tree (Classification and Regression Tree) 参数, 纯度度量采用 Gini 方法, 最大决策树层数为 5; ③ BP 神经网络采用 3 层网络, 5 输入神经元, 3 个输出神经元, 中间层 15 个神经元; ④ SVM 采用 RBF 作为核函数. 利用这些算法对训练集进行学习, 然后对测试进行分类和预测, 最终的泛化预测精度如表 2 所示.

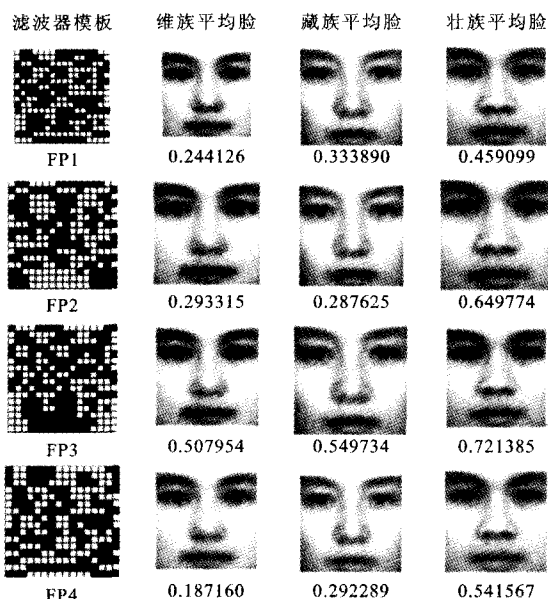


图6 各民族平均脸的 Haarlike 特征值

表2 不同分类算法对于数据和特征的泛化精度

分类算法	C5.0	C&R Tree	BP NN	SVM
识别率	65.99%	80.95%	64.56%	60.54%

从表2中可以看出分类回归树的识别精度较好,其它算法的识别精度在62%左右.文中利用分类回归树C&R Tree对其中不同的民族进行了分析,如表3所示.可以看出该特征对于民族特征是有效的.

表3 不同民族人脸数据的识别率

	维族	藏族	壮族
泛化精度	80%	74%	88%

## 6 结束语

Haarlike特征具有丰富的模板特性,文中利用其对人脸特征进行提取,用于不同民族面部特征的研究.实验结果表明,不同族群具有不同的人脸特征,利用Haarlike特征对于民族特征的提取是有效的,Haarlike可以通过积分图进行快速运算,也为人脸的民族特征识别提供了一种高效快速的方法,具有较高的实用价值.

## 参考文献:

[1] Zhong C, Sun Z, Tan T. Fuzzy 3D face ethnicity cate-

gorization[M]. Berlin: Springer, 2009:386-393.

- [2] Shakhnarovich G, Viola PA, 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] LJ Yin, JR Jia, Morrissey J. Towards race-related face identification: 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.
- [4] Gutta S, Jeffrey R J, Huang P, et al. Mixture of experts for classification of gender, ethnic origin and pose of human faces[J]. IEEE trans on neural networks, 2000, 11, (4):948-960.
- [5] 段晓东,王存睿,刘向东,等. 人脸的民族特征抽取及其识别[J]. 计算机科学, 2010(8):276-279.
- [6] Duan Xiaodong, Wang Cunrui, Liu Xiangdong. Ethnic features extraction and recognition of human faces[C]// IEEE International Conference on Advanced Computer Control. Shenyang: IEEE, 2010.
- [7] Paul Viola, Michael Jones. Rapid object detection uses a boosted cascade of simple features[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, Hawaii, 2001(1):511-518.
- [8] Papageorgiou C P, Oren M, Poggio T. A general framework for object detection[C]// Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Bombay: IEEE, 1998:555-562.
- [9] Viola P, Jones M. Robust real-time object detection[J]. Int J Comput Vision, 2004, 57(2):137-154.
- [10] Higashijima Y, Takano S, Nijima K. Abstract face recognition using long haar-like filters[EB/OL]. [2010-10-20]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.116.5212>.

## 作者简介:

段晓东 男,(1963-),教授.研究方向为模式识别.

王存睿 男,(1980-),博士研究生,讲师.研究方向为智能优化.

李志洁 女,(1978-),博士,讲师.研究方向为模式识别.

张庆灵 男,(1956-),教授,博士生导师.研究方向为控制理论.