

一种基于复数域中二维特征提取的人脸识别方法

韩 柯^① 朱秀昌^① 王汇源^②

^①(南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003)

^②(山东大学信息科学与工程学院 济南 250100)

摘 要: 该文提出了一种新的基于复数域中的二维特征提取方法进行人脸识别。该方法首先对人脸样本进行镜像变换,根据原始人脸样本和相应的镜像样本分别计算偶对称样本和奇对称样本,通过奇偶加权因子将偶对称样本与奇对称样本组成复数样本,然后在复数域中分别定义复图像类内散布矩阵和复图像类间散布矩阵,并求解一组最优复投影轴,将复人脸样本投影到这组最优复投影轴上来提取人脸特征,最后采用最近邻距离分类器来分类所提取的特征。该方法在 NUST603 人脸图像库中进行了实验,实验结果表明该方法获得了较好的识别效果。

关键词: 人脸识别; 特征提取; 模式识别; 图像处理

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)01-0185-05

A Method Based on Two-Dimensional Feature Extraction in the Complex Domain for Face Recognition

Han Ke^① Zhu Xiu-chang^① Wang Hui-yuan^②

^①(College of Telecom. & Info. Eng., Nanjing University of Posts & Telecom., Nanjing 210003, China)

^②(College of Info. Science & Eng., Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: A new method based on two-dimensional feature extraction in the complex domain is proposed for face recognition in this paper. First, face images are performed by mirror transform, and the original face samples and the corresponding mirror samples are used to compute the even symmetry samples and the odd symmetry samples, respectively. The even symmetry samples and the odd symmetry samples are used to form complex samples by an odd-even weighted factor. Then the complex image within-class scatter matrix and the complex image between-class scatter matrix are defined in the complex domain, respectively, to calculate a family of optimal complex projection axes, and complex face samples are projected onto the family of optimal complex projection axes to extract the face features. Finally, a nearest neighbor classifier is employed to classify the extracted features. The method in the paper is evaluated on the NUST603 face image database. Experimental results show the proposed method achieves better performance.

Key words: Face recognition; Feature extraction; Pattern recognition; Image processing

1 引言

目前,人脸识别已成为模式识别和图像处理领域中的前沿课题之一。同指纹、掌纹、虹膜等其他生物特征识别相比,人脸识别具有直接、友好、方便等特点,更容易为用户所接受^[1]。人脸识别技术应用前景广阔,可用于罪犯身份识别、驾驶证及身份证等证件识别、银行和海关等部门的自动监控系统等^[2]。但人脸识别由于受到人脸表情及姿态变化、光照条件、拍摄角度、拍摄背景等多种因素的影响,使得人脸识别技术成为一项具有挑战性的课题。

在人脸识别技术中,特征提取是人脸识别系统的关键一步^[3]。特征提取的目的是希望在众多的人脸特征中提取有效而稳定的人脸特征。目前,人们提出了许多人脸识别方法,主要有基于 PCA(Principal Component Analysis)的

“Eigenfaces”方法^[4]、基于 Fisher 线性判别的“Fisherfaces”方法^[5,6]、基于 HMM(Hidden Markov Model)的方法以及基于人工神经网络的方法等^[7-9]。这其中, Turk 等所提出的“Eigenfaces”方法是一种较为成功的人脸识别方法,该方法在降低人脸维数的同时使得所提取的人脸特征具有一定的稳定性,获得了较好的识别效果。但该方法在进行特征提取时,需要预先将二维的人脸图像展开成一维的向量,从而导致人脸样本的协方差矩阵的维数通常较高,增加了计算复杂度。为此, Yang 等提出了 2DPCA(Two-Dimensional Principal Component Analysis)方法进行特征提取^[10],该方法不需要预先将二维的人脸图像展开成一维的向量,在计算人脸样本的图像协方差矩阵时,图像协方差矩阵可直接由二维的原始人脸图像推导出来,大大降低了计算复杂度。然而 2DPCA 方法是从人脸的表征角度而不是可分性角度进行特征提取,因此 2DPCA 方法存在一定的不足之处,为此 Kong

等提出了 2DFDA(Two-Dimensional Fisher Discriminant Analysis)的方法进行人脸识别^[11], 2DFDA 方法利用了 2DPCA 方法进行二维特征提取的优点, 在进行特征提取时也不需要预先将二维的人脸图像展开为一维的向量, 同时 2DFDA 方法还考虑了人脸图像样本之间的类内和类间差异, 从人脸样本的可分性角度出发来进行特征提取, 该方法获得了比 2DPCA 方法更好的识别效果。

然而, 在人脸图像中人脸轮廓及其脸部各器官都表现出一定的镜像对称性, 这可以给人脸识别提供许多有用信息, 虽然在数学意义上, 人脸不具有严格的镜像对称性, 但人类可以完全准确无误地识别镜像变换以后的人脸图像, 这说明镜像人脸图像可以为人脸识别提供许多的识别信息^[12]。由于在人脸图像的获取过程中, 人脸图像可能会受到诸如视觉角度变化、非均匀光照等因素的影响, 而通过增加镜像对称图像可以减少某些干扰因素的影响。于是将原始人脸图像与相应的镜像图像之间的对称性加以区分, 可以将原始人脸图像与其相应的镜像图像组成偶对称图像和奇对称图像, 其中偶对称图像主要体现了对称性, 在一定程度上可以消除某些干扰因素的影响, 因而偶对称图像具有一定的稳定性, 而奇对称图像主要体现了非对称性, 容易受到干扰因素的影响。在干扰因素影响不是太大的情况下, 人脸的对称性占主要因素, 而非对称性则相对较弱, 因此从分类识别的角度看, 偶对称图像比相应的奇对称图像更为重要, 当然也不能完全舍弃奇对称图像, 因为某些非对称成分也包含有重要的人脸识别信息。根据上述分析, 本文提出了一种基于复数域中的二维特征提取方法进行人脸识别, 该方法首先对人脸样本进行镜像变换来增加样本信息, 根据原始人脸图像和相应的镜像图像分别计算偶对称图像和奇对称图像, 由于偶对称图像和奇对称图像对分类识别的重要性不同, 为此定义了一个奇偶加权因子, 将偶对称图像样本和奇对称图像样本通过奇偶加权因子组成一个复数样本, 然后将传统的 2DFDA 方法由实数域推广到复数域, 得出了在复数域内进行 2DFDA 的方法, 该方法根据复数样本在复数域内来定义复图像类内散布矩阵和复图像类间散布矩阵, 并根据这两个复矩阵求解一组最优复投影轴, 然后将复人脸样本投影到这组最优复投影轴上, 所得到的复投影向量即为所提取的人脸特征, 最后根据本文所定义的距离, 采用最近邻距离分类器来分类所提取的特征, 在 NUST603 人脸图像库中的实验表明了该方法的有效性。

2 复数域中的二维特征提取

设人脸图像训练样本的总个数为 N , 总类别数为 C , 其中第 c ($1 \leq c \leq C$) 类的人脸图像样本数为 N_c , \mathbf{A}_{ck} 表示人脸图像样本第 c 类中的第 k ($1 \leq k \leq N_c$) 个样本, 人脸图像样本 \mathbf{A}_{ck} 的维数大小为 $m \times n$, 则 \mathbf{A}_{ck} 所对应的镜像对称图像样本 $\tilde{\mathbf{A}}_{ck}$ 为

$$\tilde{\mathbf{A}}_{ck} = \mathbf{A}_{ck} \mathbf{M} \quad (1)$$

其中 \mathbf{M} 表示镜像变换矩阵, 并且为 $n \times n$ 大小的单位反对角矩阵, 则人脸图像的偶对称图像 \mathbf{A}_{eck} 和奇对称图像 \mathbf{A}_{ock} 分别

表示为

$$\mathbf{A}_{eck} = \mathbf{A}_{ck} + \tilde{\mathbf{A}}_{ck} / 2 \quad (2)$$

$$\mathbf{A}_{ock} = \mathbf{A}_{ck} - \tilde{\mathbf{A}}_{ck} / 2 \quad (3)$$

然后将偶对称图像 \mathbf{A}_{eck} 和奇对称图像 \mathbf{A}_{ock} 通过奇偶加权因子组成一个复人脸样本 \mathbf{D}_{ck} :

$$\mathbf{D}_{ck} = \mathbf{A}_{eck} + i\alpha\mathbf{A}_{ock} \quad (4)$$

其中 i 为虚数单位, α 为奇偶加权因子 ($0 < \alpha \leq 1$)。则第 c 类的复人脸样本均值 $\bar{\mathbf{D}}_c$ 和所有复人脸样本的均值 $\bar{\mathbf{D}}$ 分别为

$$\bar{\mathbf{D}}_c = \frac{1}{N_c} \sum_{k=1}^{N_c} \mathbf{D}_{ck} \quad (5)$$

$$\bar{\mathbf{D}} = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^{N_c} \mathbf{D}_{ck} \quad (6)$$

于是复图像类内散布矩阵 \mathbf{G}_w 和复图像类间散布矩阵 \mathbf{G}_b 分别定义为:

$$\mathbf{G}_w = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^C \sum_{k=1}^{N_c} (\mathbf{D}_{ck} - \bar{\mathbf{D}}_c)^H (\mathbf{D}_{ck} - \bar{\mathbf{D}}_c) \quad (7)$$

$$\mathbf{G}_b = \frac{1}{N} \sum_{c=1}^C N_c (\bar{\mathbf{D}}_c - \bar{\mathbf{D}})^H (\bar{\mathbf{D}}_c - \bar{\mathbf{D}}) \quad (8)$$

其中 \mathbf{H} 表示复矩阵的共轭转置, 复图像类内散布矩阵 \mathbf{G}_w 和复图像类间散布矩阵 \mathbf{G}_b 的维数大小都均为 $n \times n$, 容易证明复矩阵 \mathbf{G}_w 和 \mathbf{G}_b 均为非负定共轭对称矩阵。

定义求解最优复投影轴的准则函数 $J(\mathbf{x})$ 为

$$J(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{x}^H \mathbf{G}_b \mathbf{x}|}{|\mathbf{x}^H \mathbf{G}_w \mathbf{x}|} \quad (9)$$

其中复向量 \mathbf{x} 为 n 维的列向量, 使得式(9)取得最大值的复向量 \mathbf{x} 称为最优复投影轴, 其物理意义为: 二维的复图像矩阵在复向量 \mathbf{x} 方向上投影后所得到的投影向量的图像类间离散度与图像类内离散度的比值最大。事实上, 最优复投影轴 \mathbf{x} 满足:

$$\mathbf{G}_b \mathbf{x} = \lambda \mathbf{G}_w \mathbf{x} \quad (10)$$

式(10)为广义特征方程, λ 为特征值, 对于实际中的人脸识别问题而言, 复矩阵 \mathbf{G}_w 总是非奇异矩阵, 因此式(10)可以转化为

$$\mathbf{G}_w^{-1} \mathbf{G}_b \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x} \quad (11)$$

由于 λ 可能为复数, 因此在实际求解复投影轴时, 对复矩阵 $\mathbf{G}_w^{-1} \mathbf{G}_b$ 进行奇异值分解, 将所得到的最大奇异值 σ 所对应的左复奇异向量作为最优复投影轴, 其中复矩阵 $\mathbf{G}_w^{-1} \mathbf{G}_b$ 的奇异值均为实数。一般来说, 在样本类别数较多的情况下, 仅选取一个最优复投影轴是不够的, 为此本文选取满足单位正交条件的一组最优复投影轴, 即

$$\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_d\}: \mathbf{x}_j^H \mathbf{x}_j = 1, \quad \mathbf{x}_j^H \mathbf{x}_k = 0,$$

$$j \neq k, \quad j, k = 1, 2, \dots, d \quad (12)$$

其中 d 为所选取的最优复投影轴的个数, 该组最优复投影轴即为复矩阵 $\mathbf{G}_w^{-1} \mathbf{G}_b$ 的前 d 个最大的奇异值所对应的单位正交的左复奇异向量, 将这组最优复奇异向量作为复投影轴用

来进行特征提取。

对于一个待识别人脸样本 D , 令

$$y_j = Dx_j, \quad j = 1, 2, \dots, d \quad (13)$$

其中 y_1, y_2, \dots, y_d 均为 m 维的复列向量, 分别称为人脸样本 D 在最优复投影轴 x_1, x_2, \dots, x_d 上的复投影向量, 将复向量 y_1, y_2, \dots, y_d 组成复投影矩阵 Y 如下:

$$Y = [y_1, y_2, \dots, y_d] \quad (14)$$

其中 Y 为 $m \times d$ 大小的复矩阵, 称为人脸样本 D 的复投影矩阵, 该矩阵即为所要提取的人脸样本 D 的特征。

3 复数域中的模式分类

在经过上述的特征提取后, 每个人脸图像样本都对应一个复投影矩阵, 对于一个待识别样本的复投影矩阵, 采用最近邻距离分类器来分类所提取的人脸特征。这里, 两个复投影矩阵 $Y_1 = [y_1^{(1)}, y_2^{(1)}, \dots, y_d^{(1)}]$ 和 $Y_2 = [y_1^{(2)}, y_2^{(2)}, \dots, y_d^{(2)}]$ 之间的距离定义如下:

$$\text{dist}(Y_1, Y_2) = \left[\sum_{k=1}^d \sum_{j=1}^m |y_k^{(1)}(j) - y_k^{(2)}(j)|^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

其中 $y_k^{(1)}$ 和 $y_k^{(2)}$ 分别表示构成复投影矩阵 Y_1 和 Y_2 的第 k ($1 \leq k \leq d$) 个复投影向量, $y_k^{(1)}(j)$ 和 $y_k^{(2)}(j)$ 分别表示复向量 $y_k^{(1)}$ 和 $y_k^{(2)}$ 的第 j 个元素, $|\cdot|$ 表示求解复数的模值, 式 (15) 首先计算对应元素之差的模值平方, 得到对应元素之间的距离平方, 然后对其求和, 最后计算平方根, 得到两个复投影矩阵之间的距离。

假定一共有 N 个训练样本 Y_1, Y_2, \dots, Y_N , 其中每一个训练样本都属于某一个指定的人脸类别 ω_c ($1 \leq c \leq C$)。对于一个待识别人脸样本 Y , 如果满足

$$\begin{aligned} \text{dist}(Y, Y_j) &= \min_k \text{dist}(Y, Y_k) \\ Y_j &\in \omega_l \end{aligned} \quad (16)$$

则待识别人脸样本 $Y \in \omega_l$ 。

4 实验结果

本文所提方法在 NUST603 人脸图像库中进行了实验。该人脸图像库一共包括 96 个人的 960 幅图像, 其中每个人都有 10 幅不同的人脸图像, 摄入人脸图像的设备为一台黑白摄像机, 每幅人脸图像都为 256×256 大小的灰度图像, 每个像素的灰度值采用 8bit 表示, 拍摄人脸图像时的背景较为复杂, 拍摄时的光照既有自然光, 也有室内的白炽灯光。每张人脸可以在上下、左右大约 15° 的范围内倾斜, 图 1 列出的是 NUST603 人脸图像库中的一些人脸图像。



图 1 NUST603 人脸图像库中的一些人脸图像

由于拍摄到的人脸图像中除了人脸面部区域外, 还存在着人脸周围的背景, 这些周围背景会对识别性能造成一定的影响。为了便于进行识别, 首先要将拍摄到的人脸图像进行必要的剪切和标准化预处理。首先根据人眼的灰度以及脸部的直观知识将可能的眼部区域进行定位, 然后根据模板匹配方法和相关系数方法通过预先设定的阈值进行人眼的精确定位和脸部图像的自动校准, 使得校准图像中的人脸对位置平移变化、尺度放缩变化和姿态角度变化具有一定的稳定性, 标准化后的人脸图像为 32×32 大小的灰度图像, 每个像素的灰度值仍采用 8bit 表示。通过对所拍摄图像的剪切和标准化预处理, 可以在一定程度上消除周围背景因素和人脸的几何变化因素对识别造成的影响, 同时还一定程度上降低了后续处理的计算复杂度。图 2 列出的是标准化以后的一些人脸图像。



图 2 标准化以后的一些人脸图像

在实验中, 随机选取 80 个人的人脸图像进行实验, 其中每个人都有 10 幅不同的人脸图像, 对于每一个人的 10 幅图像, 随机选取其中的 6 幅作为训练样本, 剩余 4 幅作为待识别样本, 这样训练样本的总数为 480, 待识别样本的总数为 320。实验时, 首先对人脸训练样本进行镜像变换, 根据原始人脸图像和相应的镜像图像分别计算偶对称图像和奇对称图像, 并通过奇偶加权因子将偶对称图像和奇对称图像组成复样本, 然后根据式(7)和式(8)分别计算复图像类内散布矩阵和复图像类间散布矩阵, 并求解一组最优的复投影轴用来进行特征提取, 最后采用最近邻距离分类器对所提取的特征进行分类。为验证本文所提方法的有效性, 将本文方法与传统的 PCA 方法, 2DPDA 方法和 2DFDA 方法进行了比较, 图 3 显示的是在投影轴数(特征维数)变化的情况下这几种方法的正确识别率。

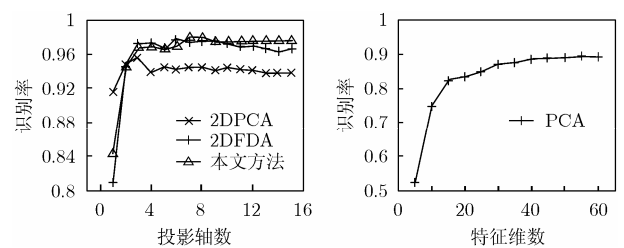


图 3 不同方法在维数变化情况下的识别率

为了进一步说明本文方法的性能,在本文方法实验条件不变的情况下,对于传统的 PCA 方法,2DPCA 方法和 2DFDA 方法,在原来的训练样本基础上,通过对原始训练样本进行镜像变换,将生成的镜像样本作为新的训练样本也加入训练样本中进行实验比较,这样在传统的 3 种方法中,训练样本的总数均为 960,图 4 显示的是增加镜像样本之后这几种方法的正确识别率。

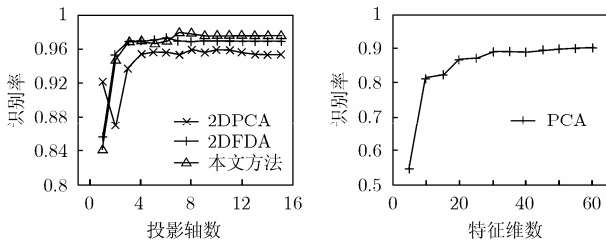


图 4 增加镜像样本后的识别率

另外,为进一步研究所提方法的性能,在每个人的脸训练样本数变化的情况下进行了实验。在实验时,选取每个人的人脸图像训练样本数分别为 4, 5, 6, 并且对每种方法中的训练样本均作镜像变换,在传统的 PCA 方法,2DPCA 方法和 2DFDA 方法中,将镜像样本作为新的训练样本加入训练样本中,而在本文所提方法中,根据原始人脸样本和相应的镜像样本分别求解偶对称样本和奇对称样本,然后按照本文方法组成复数样本。在每种方法中每个人的待识别样本数均为 4,并且实验所用的待识别样本均不同于训练样本。表 1 列出的是当每个人的原始人脸训练样本数变化时的正确识别率,表 1 中的参数 n 表示每个人的原始人脸训练样本数,参数 p 表示 PCA 方法中选取的特征维数,参数 d 表示 2DPCA 方法,2DFDA 方法和本文方法中选取的投影轴数。

表 1 不同训练样本数下的正确识别率(%)

		每个人的训练样本数 n		
		$n=4$	$n=5$	$n=6$
PCA	$p=40$	86.2	88.1	89.1
	$p=50$	86.9	89.1	90.0
2DPCA	$d=5$	90.9	92.5	95.6
	$d=10$	90.9	93.1	95.9
2DFDA	$d=5$	94.1	95.3	96.9
	$d=10$	94.4	95.6	96.9
本文方法	$d=5$	94.7	95.6	96.6
	$d=10$	95.0	96.2	97.5

从图 3,图 4 和表 1 可以看出,本文所提方法在识别性能上优于其他 3 种方法。这主要是由于本文所提方法在利用

镜像样本信息的同时,将原始样本与相应的镜像样本之间的对称性加以区别,考虑了偶对称样本和奇对称样本对于识别的重要程度是不同的,因此本文方法通过奇偶加权因子将偶对称样本和奇对称样本组成了一个复数样本,将奇对称样本赋予较小的权重,这样既增加了镜像样本的对称信息,又考虑到了奇偶对称的重要性问题,能够在一定程度上减少由于人脸姿态变化和光照变化对识别所造成的影响,因此获得了较好的识别效果。而其他 3 种方法仅将镜像样本简单地作为训练样本,而没有考虑到奇偶对称样本对分类识别的重要性不同。

由于偶对称图像和奇对称图像对分类识别的重要性不同,所以定义了奇偶加权因子,它的大小对识别性能具有一定的影响,表 2 列出的是当奇偶加权因子取不同值时的正确识别率,其中选取的最优复投影轴的个数为 10,每个人的原始训练样本数为 6。

表 2 奇偶加权因子变化时的正确识别率 (%)

奇偶加权因子	0.1	0.3	0.5	0.7	1
识别率	97.2	97.5	97.5	97.5	97.2

从表 2 可以看出,奇偶加权因子的大小对识别性能具有一定的影响,当奇偶加权因子取值过大或者过小时,正确识别率都将下降,这表明偶对称图像和奇对称图像对于识别的重要性是不同的,从分类识别的意义上说,偶对称图像比奇对称图像更为重要,但奇对称图像也不可忽略,因为奇对称图像包含有一些非对称识别信息,因此当奇偶加权因子过小时,识别性能也会下降。

5 结束语

本文提出了一种基于复数域中的二维特征提取方法进行人脸识别,该方法将原始人脸图像样本进行了镜像变换,由于人脸的镜像图像也包含一定的识别信息,因此充分利用了人脸的特征信息,根据原始人脸样本和对应的镜像样本分别计算偶对称图像和奇对称图像,然后通过奇偶加权因子将偶对称图像和奇对称图像组成复数样本,从分类识别的角度来看,由于偶对称图像比奇对称图像更为重要,因此通过奇偶加权因子将偶对称信息突出出来,同时又保留了一定的奇对称信息,然后在复数域内进行二维特征提取和分类。此方法易于实现,在 NUST603 人脸图像库中的实验表明了该方法的有效性,并且本文所提方法对于在复数域内进行的特征提取和模式分类具有重要的指导意义。

参考文献

- [1] 周杰,卢春雨,张长水,李衍达.人脸自动识别方法综述.电子学报.2000,28(4):102-106.

Zhou Jie, Lu Chun-yu, Zhang Chang-shui, and Li Yan-da. A

- survey of automatic human face recognition. *Acta Electronica Sinica*, 2000,28(4): 102-106.
- [2] Chellappa R, Wilson C L, and Sirohey S. Human and machine recognition of faces: A survey. *Proc. IEEE*, 1995, 83(5): 705-740.
- [3] Liu Qingshan, Lu Hanqing, and Ma Songde. Improving kernel Fisher discriminant analysis for face recognition. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, 14(1): 42-49.
- [4] Turk M and Pentland A. Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [5] Belhumeur P N, Hespanha J P, and Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720.
- [6] Javier Ruiz-del-Solar, and Pablo Navarrete. Eigenspace-based face recognition: A comparative study of different approaches. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics -Part C: Applications and Reviews*, 2005, 35(3): 315-325.
- [7] 曹林, 王东峰, 刘小军, 邹谋炎. 基于二维 Gabor 小波的人脸识别算法. 电子与信息学报, 2006, 28(3): 490-494.
Cao Lin, Wang Dong-feng, Liu Xiao-jun, and Zou Mou-yan. Face recognition based on two-dimensional Gabor wavelets. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(3): 490-494.
- [8] Othman H and Aboulnasr T. A separable low complexity 2D HMM with application to face recognition. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(10): 1229-1238.
- [9] 於东军, 徐蔚鸿, 赵海涛, 杨静宇. 基于神经网络的人脸自动识别. 电子与信息学报, 2003, 25(9): 1160-1167.
Yu Dong-jun, Xu Wei-hong, Zhao Hai-tao, and Yang Jing-yu. Automatic face recognition based on neural networks. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2003, 25(9): 1160-1167.
- [10] Yang Jian, Zhang David, Frangi A F, and Yang Jing-yu. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 131-137.
- [11] Kong Hui, Wang Lei, and Teoh E K, *et al.* A framework of 2D Fisher discriminant analysis: Application to face recognition with small number of training samples. In: Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, United States, 2005 June 20-25, vol. 2: 1083-1088.
- [12] 杨琼, 丁晓青. 对称主分量分析及其在人脸识别中的应用. 计算机学报, 2003, 26(9): 1146-1151.
Yang Qiong and Ding Xiao-qing. Symmetrical PCA and its application to face recognition. *Chinese Journal of Computers*, 2003, 26(9): 1146-1151.
- 韩 柯: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为模式识别、图像处理、多媒体通信等.
- 朱秀昌: 男, 1947年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理、图像通信等.
- 王汇源: 男, 1958 年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为模式识别、图像处理、图像通信等.