

文章编号:1001-9081(2009)09-2383-03

基于 Gabor 小波与共同向量的人脸识别方法

火元莲¹, 齐永锋²

(1. 西北师范大学 物理与电子工程学院, 兰州 730070; 2. 西北师范大学 数学与信息科学学院, 兰州 730070)

(qiyf@nwnu.edu.cn; tyike@163.com)

摘要:基于子空间的人脸识别方法易受光照、姿态和表情变化的影响,针对这一问题,提出一种基于 Gabor 滤波器与共同向量(CV)方法相结合的人脸识别方法。Gabor 滤波器因其良好的方向与尺度选择性,能很好地提取图像局部特征,对光照、姿态、表情变化有一定的健壮性;共同向量方法是一种线性子空间分类方法,利用提取的同类样本的共同属性(共同分量)对测试样本进行分类,在训练样本较少的情况下能够取得较好的分类效果。通过在 ORL 与 Yale 数据库上的实验表明,提出的方法具有较好的识别效果。

关键词:Gabor 小波;共同向量;人脸识别

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Face recognition method based on Gabor wavelet and common vector

HUO Yuan-lian¹, QI Yong-feng²

(1. College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China;

2. College of Mathematics and Information Science, Northwest Normal University, Lanzhou Gansu 730070, China)

Abstract: The performance of subspace-based face recognition methods is easily affected by variances of lighting, pose and expression. To overcome the limitation, a novel face recognition method was proposed which combined Gabor filter and Common Vector (CV) approach. Gabor filter could better extract the local features of images because of its selectivity on scale and orientation, and it is robust to variances of lighting, pose and expression. The common vector is a linear subspace classification method, which can obtain good classification results by extracting the common property of each class training samples. The experimental results show that the proposed method can obtain good recognition results on ORL and Yale databases.

Key words: Gabor wavelet; Common Vector (CV); face recognition

0 引言

由于在商业、司法等领域的应用前景,人脸识别已经成了计算机视觉领域的研究热点。人脸识别可简单定义为通过比较采集的人脸图像与存储在数据库中的人脸图像进行个人身份的验证。由于人脸非刚性因素(姿态、面部表情、发型、化妆等)与一些环境因素(光照条件、背景、遮挡、尺寸等)的影响,使得人脸识别比较困难。

在过去的几十年里,研究者提出了许多人脸识别方法^[1-3]。在这些方法中,基于子空间的方法是最成功的。该方法将人脸图像作为一个 2 维整体模式进行处理。一个 $W \times H$ 像素的 2 维图像可以用一个 WH 维向量空间中的向量表示,每个脸图像表示为这个向量空间中的一个点。这个向量空间是典型的高维空间,比如 100×100 的人脸图像可产生 10 000 维的向量空间,而在人脸识别中,训练样本数量有限,容易产生小样本问题;另外,基于子空间的方法对面部变化(表情、姿态、光照等)很敏感。因此,找到一种有效解决小样本问题的模式提取方法与对面部变化较健壮的人脸表示方法对基于图像的人脸识别方法尤为重要。

共同向量^{[4]620-628}起源于单个单词的识别问题,其主要目的是除去每类样本的差异而提取类的共同属性。通过应用共

同向量方法,一个人脸图像能够被分解为表示同类人脸不变属性的共同分量与表示具体人脸细节(比如表情、姿态等)变化的差别分量之和。共同分量的获得不需要大量训练样本,最少可由两个训练样本就能获得某类的共同属性,因此可有效避免样本数不足而带来的问题。

Gabor 小波与人类视觉系统中简单细胞的视觉刺激响应非常相似,具有空间局部性、频率选择性及方向选择性等特点,可以有效地提取出反映人脸局部区域的频率及方向信息的 Gabor 特征,是人脸图像分析和描述中的一个有效工具。与灰度值表达方式相比,Gabor 特征对表情、光照、旋转、尺度等变化具有一定的不敏感性,可产生鲁棒的人脸描述。因其良好的性能,Gabor 滤波器已被广泛地应用于图像模式识别领域^[5-7]。

结合 Gabor 小波与共同向量,本文提出了一种新颖的基于 Gabor 特征与共同向量(Common Vector, CV)的人脸识别方法——GCV(Gabor Common Vector)。首先,应用 Gabor 滤波器提取人脸图像的 Gabor 特征产生二维 Gabor 矩阵;其次,对 Gabor 矩阵采样并连接各行形成人脸的 Gabor 向量,并提取各类人脸 Gabor 向量的共同分量用于识别。在 ORL 人脸数据库与 Yale 人脸数据库上的试验表明,本文提出的方法有较好的识别性能。

收稿日期:2009-03-05;修回日期:2009-04-24。

作者简介:火元莲(1973-),女,甘肃兰州人,副教授,博士研究生,主要研究方向:信号处理;齐永锋(1972-),男,甘肃武威人,副教授,博士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

1 人脸图像的 Gabor 表示

1.1 Gabor 滤波器的构造

二维 Gabor 滤波器是一组具有高斯包络的平面波,能够精确地提取图像的局部特征,且对位移、形变、旋转、尺度变化和光照变化都有一定的健壮性。其 Gabor 核被定义为:

$$\varphi_{\mu,v} = \frac{\|k_{\mu,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-(\|k_{\mu,v}\|^2 / 2\sigma^2)} [e^{ik_{\mu,v} \cdot z} - e^{-(\sigma^2/2)}] \quad (1)$$

其中, μ 与 v 分别代表 Gabor 滤波器的方向与尺度, $z = (x, y)$ 表示位置, $\|\cdot\|$ 表示取模操作, $k_{\mu,v}$ 被定义为:

$$k_{\mu,v} = k_v e^{i\varphi_\mu} \quad (2)$$

其中, $k_v = k_{\max}/f^v$, $\varphi_\mu = \pi\mu/8$, k_{\max} 是最大频率, f 是频域中 Gabor 核之间的间隔因子。

Gabor 滤波器是由一个母小波经过缩放与旋转产生的一组自相似滤波器组,其中式(1)的第一项决定了振荡部分,第二项则用于补偿直流分量,以消除滤波器响应对图像亮度绝对值变化的依赖性; σ 决定着窗口宽度和波长的比例关系,如果 σ 足够大,直流分量部分可以忽略。在表征图像的 Gabor 特征时,通常通过选择不同的尺度与方向形成一组 Gabor 核,然后与给定图像进行卷积运算产生图像的 Gabor 特征。Gabor 滤波器的设计取决于参数 μ , v , k_{\max} , f , σ 的选择,通常 Gabor 滤波器被设计在 5 个尺度 $v \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$ 、8 个方向 $\mu \in \{0, 1, \dots, 7\}$ 上。本文在设计 Gabor 滤波器时也选择了 5 个尺度、8 个方向,且其余参数选择为: $\sigma = 2\pi$, $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 。

1.2 人脸图像的 Gabor 表示

人脸图像的 $I(z)$ ($z = (x, y)$) 的 Gabor 表示可由人脸图像与 Gabor 滤波器的卷积运算产生,被定义为:

$$G_{\mu,v}(z) = \varphi_{\mu,v}(z) * I(z) \quad (3)$$

通过与 Gabor 滤波器的卷积运算,人脸图像可表示为 $\{G_{\mu,v}(z), (\mu = 0, 1, \dots, 7; v = 0, 1, \dots, 4)\}$, 由于有多个方向与尺度, $G_{\mu,v}(z)$ 的维数相当高。比如,如果图像的大小为 64×64 , Gabor 滤波器选择 5 个尺度、8 个方向,图像的 Gabor 特征空间大小为 $64 \times 64 \times 5 \times 8$ 。在维数如此高的空间进行特征提取是困难的,因此,常常通过对 $G_{\mu,v}(z)$ 采样来降低维数。本文首先将 $G_{\mu,v}(z)$ 按尺度与方向排列成一个二维数组,然后按行、列采样,将采样后的矩阵连接成一个行向量作为脸图像的 Gabor 特征,如图 1 所示。

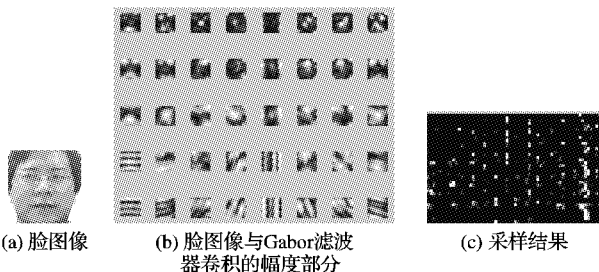


图 1 采样过程

2 共同向量

假设训练集由 C 个人的脸图像组成,每个人有 N_c 个脸图像,总共有 $M = C \times N_c$ 个人脸样本。令 $x_m^i \in R^d$ ($N \leq d$) 表示第 i 个人的第 m 个样本图像,则样本的 $N_c - 1$ 维差别子空间为 $B_i = \text{span}\{b_1^i, b_2^i, \dots, b_{N_c-1}^i\}$, 其中:

$$b_k^i = x_{k+1}^i - x_1^i; k = 1, 2, \dots, N_c - 1 \quad (4)$$

其中:参考向量 x_1^i 可用任意样本代替,本文选择第一个样本作为参考向量。通过应用 Gram-Schmidt 正交化方法可得到 B_i 的正交基 $\{z_1^i, \dots, z_{N_c-1}^i\}$, 将任一样本 x_m^i 投射到该正交基可得到差别向量 $x_{m,\text{dif}}^i = \langle x_m^i, z_1^i \rangle z_1^i + \dots + \langle x_m^i, z_{N_c-1}^i \rangle z_{N_c-1}^i$, 这样第 i 类人脸样本的共同向量可由式(5)得到:

$$x_{m,\text{com}}^i = x_m^i - x_{m,\text{dif}}^i \quad (5)$$

第 i 类脸样本的共同向量 $x_{m,\text{com}}^i$ 是唯一的,与 x_m^i 的选择无关^{[4]622}, 包含了第 i 类人脸样本的共同属性,能够被用来进行人脸的识别。而差别向量 $x_{m,\text{dif}}^i$ 表示第 i 类人脸样本中某个具体样本所具有的特性,这种特性表示了人脸不同的表情、姿态等细节变化。

在分类测试样本时,将测试样本分别投影到 C 个差别子空间,可得到 C 个剩余向量 $x_{\text{remaining}}^i$:

$$x_{\text{remaining}}^i = x - \langle x, z_1^i \rangle z_1^i - \dots - \langle x, z_{N_c-1}^i \rangle z_{N_c-1}^i; i = 1, 2, \dots, C \quad (6)$$

比较 $x_{\text{remaining}}^i$ 与 x_{com}^i , $x_{\text{remaining}}^i$ 与哪类样本的共同分量最接近,则测试样本就归属于该类。

3 人脸图像的 Gabor 共同分量及分类

假设 G_m^i ($i = 1, 2, \dots, C; m = 1, 2, \dots, N_c - 1$) 表示第 i 个人的第 m 个脸图像的 Gabor 特征,则可通过以下步骤进行 GCV 的计算与测试样本验证:

步骤 1 计算 G^i 的差别子空间并用 Gram-Schmidt 方法正交化,得到正交基 $\{Z_1^i, \dots, Z_{N_c-1}^i\}$;

步骤 2 第 i 类人脸样本中任一样本投影到差别子空间并得到该类样本 Gabor 特征的共同向量:

$$G_{\text{com}}^i = G_k^i - \langle G_k^i, Z_1^i \rangle Z_1^i - \dots - \langle G_k^i, Z_{N_c-1}^i \rangle Z_{N_c-1}^i \quad (7)$$

步骤 3 计算测试样本在各类样本上的剩余向量:

$$G_{\text{remaining}}^i = G - \langle G, Z_1^i \rangle Z_1^i - \dots - \langle G, Z_{N_c-1}^i \rangle Z_{N_c-1}^i; i = 1, 2, \dots, C \quad (8)$$

步骤 4 测试样本属于 $\|G_{\text{com}}^i - G_{\text{remaining}}^i\|$ 最小的那一类。

4 实验

本文提出的基于 Gabor 与共同向量的人脸识别方法在 ORL 与 Yale 数据库上被评估。ORL (<http://www.uk.research.att.com/facedatabase.html>) 人脸库由 40 人,每人 10 张共 400 张图像组成。ORL 数据库被用来评估算法在光照、人脸大小与旋转变化不大的条件下的性能。Yale (<http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>) 数据库由 15 人,每人 11 张共 165 张图像组成。Yale 数据库被用来评估在光照与表情变化较大的情况下算法的性能。为了节省存储空间与提高运算速度,所有图像都被缩放至 64×64 像素大小。试验中,主成分分解后特征向量的选取都基于如下方法:特征值按由大到小的顺序排列,选择占特征值总和 95% 的前若干个特征值对应的特征向量。

4.1 Gabor 小波对人脸识别性能的影响

本试验分别选择 ORL 人脸数据库与 Yale 人脸数据库中每个人的前 5 张图片作为训练样本,剩余图片作为测试样本,分别对人脸的 Gabor 表示与灰度值表示用主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA)、线性判别式分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 方法提取特征进行识别率评估,实

验结果如图2所示。从试验结果可以看出,对人脸图像进行 Gabor 滤波后,其识别率明显提高。与图像像素的灰度值相比

较,图像的 Gabor 特征能够有效提取图像的局部特征,通过多尺度与多方向的选择,提取了更为丰富的特征信息。

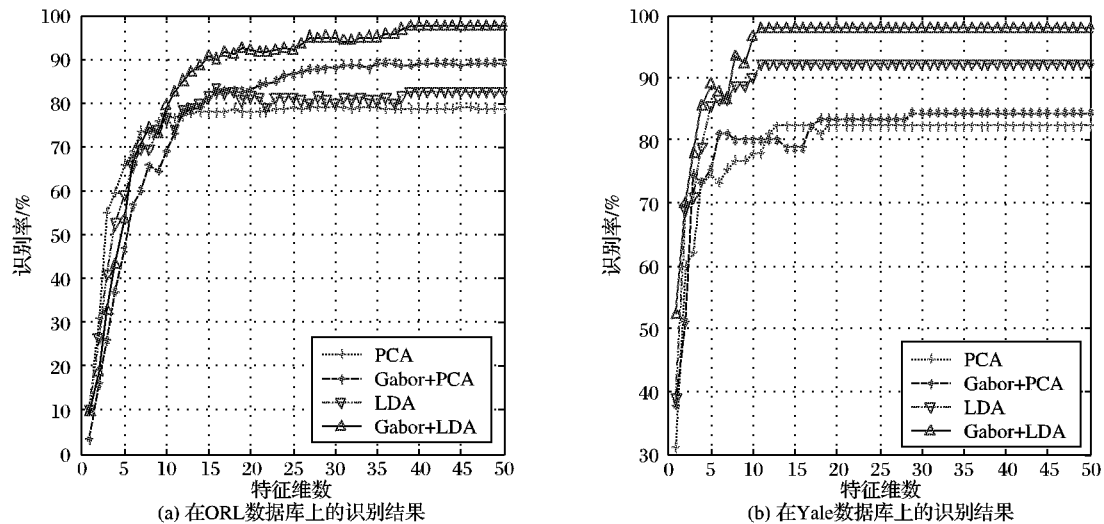


图2 Gabor 小波对识别性能的影响

4.2 在不同训练样本数下的识别性能比较

本试验的目的是评价在不同训练样本数下算法的识别性能。分别在 ORL 人脸数据库与 Yale 人脸数据库中任意选择 p 个图像作为训练样本,剩余图像作为测试样本,其中 p 取值为 2,3,4,5,6,7,8。为了得到稳定可靠的实验结果,每次试验都重复 20 次,取实验结果的平均值作为最终结果。试验对 EigenFace、FisherFace、共同向量方法 (Common Vector Approach, CVP)、判别共同向量 (Discriminative Common Vector, DCV) 方法与本文提出的方法进行比较,实验结果如表 1~2 所示。

从实验结果发现,当在光照与表情变化较小时(在 ORL 人脸数据库上),5 种方法都有较好的识别率,尤其在训练样本数超过 5 时,DCV 方法与本文提出的方法的识别率达到 99% 以上。而在光照与表情变化较大时(在 Yale 人脸数据库上),

EigenFace 方法识别率最低,本文方法好于其余 4 种方法。

从实验结果我们也发现,在训练样本数较少时,三种以共同向量为方法(CVP,DCV 与本文提出的方法)识别精度远高于 EigenFace 与 FisherFace 方法,这也说明人脸共同特征在人脸识别方面有较好的健壮性。

4.3 试验分析

从以上的试验结果可发现两点:1)与图像灰度值特征相比较,人脸图像经 Gabor 滤波器滤波后,获得较高的识别率;2)当训练样本数较少时,应用了样本共同属性的方法(CVP,DCV 与本文方法)获得较好的识别率。其主要原因在于:与图像的灰度值特征相比较,Gabor 特征能很好地表达人脸的局部特征且对表情、姿态、光照的改变具有一定的健壮性;在样本数量较少时,通过共同分量方法提取的样本共同特征具有更好的分辨能力。

表 1 各种方法在 ORL 人脸数据库上的识别性能比较

训练 样本数	EigenFace 方法		FisherFace 方法		CVP 方法		DCV 方法		本文方法	
	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ
2	73.98	2.46	77.11	1.90	84.88	2.01	86.75	2.86	87.41	2.89
3	81.41	2.27	87.09	2.38	90.89	2.05	93.11	2.24	93.57	1.63
4	85.83	2.53	89.23	2.05	94.00	1.82	96.92	1.98	97.33	1.29
5	89.88	2.52	91.15	1.58	96.10	1.09	97.75	0.72	98.20	1.25
6	92.03	2.02	92.75	1.60	97.44	1.49	99.19	0.74	99.25	0.54
7	94.12	1.78	93.58	1.69	97.50	1.05	99.30	0.67	99.33	0.82
8	95.75	1.95	95.56	2.22	97.87	0.80	99.33	0.84	99.35	1.09

表 2 各种方法在 Yale 人脸数据库上的识别性能比较

训练 样本数	EigenFace 方法		FisherFace 方法		CVP 方法		DCV 方法		本文方法	
	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ	识别率/%	δ
2	63.33	4.23	69.56	4.29	79.48	2.69	80.22	4.59	81.11	3.09
3	66.67	3.25	82.67	4.08	86.50	3.82	87.50	3.50	87.78	3.79
4	66.38	2.49	90.76	1.81	91.14	3.19	91.43	2.66	92.24	2.17
5	69.89	2.65	93.78	2.86	93.22	2.37	92.78	2.95	93.56	2.58
6	70.80	3.18	93.20	3.70	94.93	2.37	94.00	3.44	96.53	2.00
7	69.17	4.43	94.33	2.71	96.83	2.03	97.00	2.56	97.33	2.60
8	69.56	4.99	89.56	8.08	97.11	1.42	97.56	2.10	97.78	2.43

5 结语

通过利用人脸图像的 Gabor 特征对光照、姿态、表情变化

的健壮性与小样本条件下共同向量的高效性,本文提出了一种基于 Gabor 特征与共同向量的人脸识别方法。在 ORL 数

(下转第 2388 页)

2.2 织物与其他物体的碰撞检测

对于织物与其他物体的碰撞检测,本文采用碰撞阈值^[10]的检测方法。织物碰撞有以下三种结果,如图 5 所示。

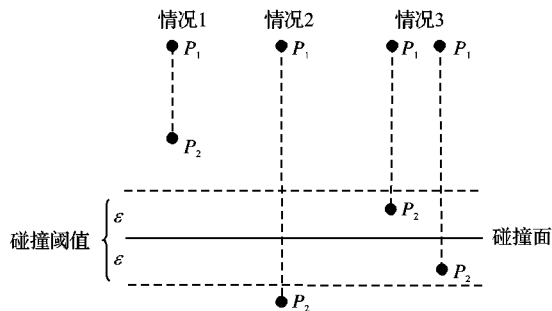


图 5 织物碰撞

情况 1 目标点 P_2 没有碰撞到碰撞面,则直接将 P_1 移动至 P_2 。

情况 2 目标点 P_2 穿过碰撞面,这种情况发生了碰撞,则我们可以将目标点移动至碰撞面上 ε 处。

情况 3 目标点 P_2 到碰撞面的距离在 ε 之内,在这种情况下我们按照以下方式来处理。总是把目标位置加上阈值 ε ,如果没有发生碰撞,则移动到原来的目标位置,但是如果发生了碰撞,则将目标点从碰撞之处移动到运动方向上减去阈值的位置。

3 实验结果

本文采用 Visual Studio 2005 和 OpenGL 来模拟 50×50 个质点的织物,织物采用改进的质点—弹簧模型。运行环境如下:操作系统为 Microsoft Windows XP Professional; CPU 为 DualCore AMD Athlon 64 X2 3800+;内存为 2 GB;显卡为 NVIDIA GeForce 7600 GS。在如上平台中模拟织物时可以达到每秒 75 帧,画面流畅,并且能够实时处理风力、用户作用力等。

该方法解决了质点—弹簧模型中存在的超弹性现象,模拟效果真实,如图 6 所示。其中图 6(a)为织物在风力作用下的模型效果。图 6(b)中模拟了织物从空中落下碰到正方体的效果。图 6(c)为织物在落在正方体上的最终效果。图 6(d)模拟了悬垂织物的效果。图 6(e)为织物在用户作用力下撕裂的效果。图 6(f)为织物撕裂后的效果。

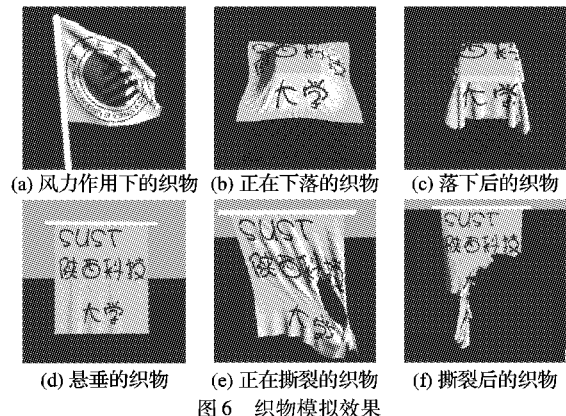


图 6 织物模拟效果

参考文献:

- [1] WEIL J. The synthesis of cloth objects [J]. Computer Graphics, 1986, 20(4): 18-2.
- [2] HINDS B K, MCCARTNEY J. Interactive garment design [J]. Visual Computer, 1990, 6(2): 53-61.
- [3] BREEN D E, HOUSE D H, WOZNY M J. Predicting the drape of woven cloth using interacting particles [C]// Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York: ACM Press, 1994: 365-372.
- [4] CHOI K J, KO H S. Extending the immediate bucking model to triangular meshes for simulating complex clothes [C]// Proceedings of Eurographics 2003 Short Presentations. Granada: [s. n.], 2003: 187-191.
- [5] 刘卉,陈纯,施伯乐.基于改进的弹簧—质点模型的三维服装模拟[J].软件学报,2003,14(3): 619-627.
- [6] 李长锋,修毅.织物的三维动态模拟[J].计算机辅助设计与图形学报,2006,18(9): 1372-1376.
- [7] 肖明兴,耿兆丰.织物动态仿真中改进的粒子模型[J].计算机应用,2007,27(5): 1145-1146.
- [8] PROVOT X. Deformation constraints in a mass-spring model to describe rigid cloth behavior [C]// Proceedings of Graphics Interfaces'95. Quebec: [s. n.], 1995: 147-154.
- [9] PROVOT X. Collision and self-collision handling in cloth model dedicated to design garments [C]// Proceedings of Graphics Interfaces'97. Kelowna: [s. n.], 1997: 177-189.
- [10] WATT A, POLICARPO F. 3D games animation and advanced real-time [M]. Old Tappan, NJ: Addison-Wesley, 2003.

(上接第 2385 页)

据库与 Yale 数据库上的实验结果表明本文方法在光照、表情变化以及小样本情况下都是健壮的、有效的,并且识别性能优于 EigenFace、FisherFace、CVP 与 DCV 方法。

参考文献:

- [1] FALTEMIER T C, BOWYER K W, FLYNN P J. A region ensemble for 3-D face recognition [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2008, 3(1): 62-73.
- [2] ZUO W M, WANG K Q, ZHANG D, et al. Combination of two novel LDA-based methods for face recognition [J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/6): 735-742.
- [3] BELHUMEUR P N, HESPAHNA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [4] GULMEZOGLU M B, ZHAFAROV V D, KESKIN M, et al. A novel approach to isolated word recognition [J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 1999, 7(6): 620-628.
- [5] SHEN L L, BAI L, FAIRHURST M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5): 553-563.
- [6] LIU C J, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- [7] WANG LIN, LI YONG-PING, WANG CHENG-BO, et al. 2 D Gaborface representation method for face recognition with ensemble and multichannel model [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(6): 820-828.
- [8] CEVIKALP H, NEAMTU M, WILKES M, et al. Discriminative common vectors for face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 4-13.