

基于 PCA、FLD 和小波包子图融合的人脸识别算法^①

唐文静^{②*} 周 莉^{*} 龚 飞^{**} 孙玉娟^{*}

(^{*} 鲁东大学信息与电气工程学院 烟台 264025)

(^{**} 宁波大学信息科学与工程学院 宁波 315211)

摘 要 基于单一理论的识别方法由于各种因素的限制,存在自身固有的局限性。为提高算法的效率和准确率,本文结合主成分分析法(PCA)和 Fisher 线性判别法(FLD),提出一种基于融合小波包子图的人脸识别方法 FW-PCA-FLD。该方法首先将小波包分解后的人脸子图像根据其能量分布特性进行加权融合,然后利用 PCA 方法对融合后的小波包图像进行特征提取,最后用 Fisher 线性判别找到合适的投影空间,通过度量训练样本与测试样本在投影空间上的投影系数进行人脸的分类识别。在 CMU PIE 人脸库、JAFPE 人脸库上的实验结果表明,本文提出的人脸识别算法不仅在正确识别率和识别时间效率上表现较为优越,而且对不同光照、表情、姿态变化下的人脸识别都保持较好的适应性。

关键词 人脸识别,主成分分析法(PCA),Fisher 线性判别法(FLD),小波包,加权融合

0 引 言

人脸识别技术是生物特征识别技术的热门研究之一,虽取得了许多成就,但由于人脸识别技术容易受到光照强度、人脸表情或姿态等因素的影响,在实际应用中仍然存在很多严峻的问题。鉴于大多数代数特征提取可以转化为求矩阵特征值这一类简单解,因此基于代数特征的人脸识别方法成为最为流行和实用的方法,其中较为经典的有:主成分分析法(principle component analysis, PCA)^[1]、Fisher 线性判别法(Fisher linear discriminant, FLD)^[2]和独立成分分析法(independent component analysis, ICA)^[3]。PCA 方法是一种最小均方意义下的最优变换,目的是去除随机向量之间的二阶相关性,以突出原始数据中的隐含特性。主成分分析方法简单、快速、有效,可以在一定程度上用来对抗人脸图像上的噪声和适度的表情变化,但 PCA 变换后的数据间仍存在

高阶冗余信息,其识别性能远不能胜任强光照及表情变化下的人脸识别问题。与 PCA 不同的是,FLD 加入了类间散度信息和类内散度信息,使求得的特征值更加具有类别可鉴别性。因此基于 Fisher 线性判别的人脸识别方法(FLD)^[4-6]取得了较高的识别率,为解决小样本带来的奇异性问题^[7],现有的 FLD 人脸识别方法通常都先用 PCA 对原始数据进行降维,再进行进一步的处理。ICA 是 PCA 的延伸,其基本目标就是要找到一个线性变换,使变换后的各信号之间尽可能统计独立,降低信号之间的关联度。因为这个优势,ICA 算法在信号处理领域中受到了广泛的关注。但 ICA 存在计算复杂度高、计算时间长等缺点。根据图像在频域的分布特性,基于小波变换的人脸识别方法^[8,9]也取得了不错的识别效果,但是以往基于小波变换的人脸识别算法通常没有充分考虑到人脸图像信息在不同频域的表达特性,进而没有充分利用图像小波分解后的子图像信息。基于 Gabor 小波变换的人脸识别方法^[10,11],

① 国家自然科学基金(61602229)和山东省自然科学基金(ZR2016FM13,ZR2017MF062,ZR2017PF010)资助项目。

② 女,1980 年出生;博士,副教授;研究方向:图像处理,模式识别;联系人,E-mail:twj_tang@126.com
(收稿日期:2018-04-25)

虽然能够极大地提高人脸识别的鲁棒性,但是 Gabor 变换需要对人脸进行多尺度和多方向的分解,其计算复杂度通常较高,难以应用于实际。可以看出,每种方法都不是完美的,单一的识别方法由于各种各样因素的限制(部分是因为现有的技术条件,部分是因为特征本身固有的性质),在实际中都面临难以克服的困难。目前,将多种方法结合起来进行研究,以提高人脸识别效率和准确率,是人脸识别技术研究领域常用的手段之一。

针对上述问题,本文结合 PCA 和 FLD,提出一种基于融合小波包子图的人脸识别方法 FW-PCA-FLD。该方法首先对人脸图像进行一层小波包分解;然后根据分解后 4 幅小波包子图的能量分布特性确定融合权值系数,进行加权融合,得到加权融合小波包图像;再利用 PCA 方法对融合的小波包子图进行降维和特征提取,通过 Fisher 线性判别找到最佳投影空间;最后将样本在 Fisher 投影空间上进行投影,通过度量测试样本与训练样本在 Fisher 空间的投影系数,利用最近邻分类器来进行人脸的分类识别。FW-PCA-FLD 对小波包分解后的子图像进行加权融合,保留了人脸图像在特定频段的特征,使融合重构后的人脸图像频域信息更加丰富,更具鉴别能力。在 CMU PIE 人脸库^[12]、JAFPE 人脸库^[13]上的实验结果表明,本文提出的方法具有较强的鲁棒性,对不同光照、表情、姿态变化下的人脸识别都保持较好的适应性,不仅提高了人脸识别率,还具有一定的时间效率。

1 图像小波包分解及小波包子图的融合

小波包分析(wavelet packet analysis, WPA)是小波技术的新发展,它人们对图像的分析提供了一种更为精细的方法,其应用也愈加广泛,如在数字水印^[14,15]、图像去噪^[16]、图像压缩编码^[17]等领域都有广泛的应用。图像的小波包变换,简单地说,就是对每层低频图像进行分解的同时,对其它细节图像也进行分解,一个完整的全小波包分解的 4 叉树如图 1 所示。

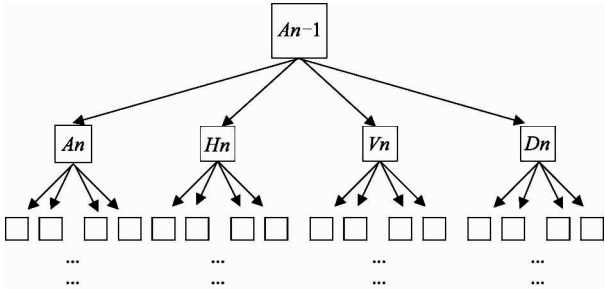
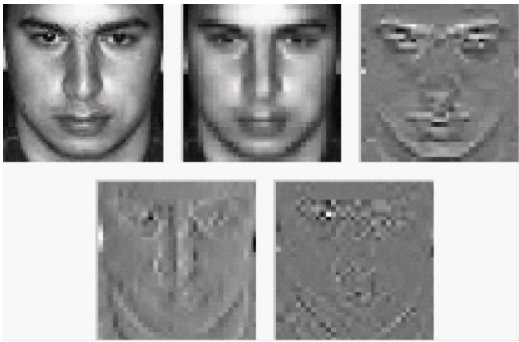


图 1 全小波包分解四叉树

A_n 表示图像的低频分解部分,其包含了图像的主要信息,与原图像相近; H_n 表示图像分解的水平细节部分,其包含了人脸图像的嘴巴,眉毛,眼睛等水平信息; V_n 表示图像分解的垂直细节部分,其包含了人脸图像的垂直轮廓,鼻子等垂直细节信息; D_n 为图像的对角细节部分,其不仅包含了部分水平和垂直信息,还是受噪声、姿态、表情光照等变化影响最大的子图像。

本文的人脸识别算法是将小波包分解后的人脸子图进行加权融合后再进行处理并识别的。在如图 2 所示的一层小波包分解的 4 幅子图中可以看出,低频图像包含的信息(能量)较多,其它 3 个细节图像包含的信息(能量)较少,但是细节图像的作用同样不可忽视,所以在融合小波包子图的时候,可



(a) 原图; (b) A_n (低频); (c) H_n (水平);
(d) V_n (垂直); (e) D_n (对角)

图 2 一层小波包分解子图像

以根据小波包细节子图的能量占图像总能量的多少来确定各个子图的权值系数。通常,加权融合的方法如下:假设有 n 个不同的小波包子图 $I_1, I_2, \dots, I_n$, 其融合权值分别为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则:

$$\lambda_i = \frac{e_i}{\sum_{j=1}^n e_j}, \quad i, j = 1, 2, \cdots, n \tag{1}$$

其中 e_i 为小波包子图 I_i 的能量,且 $\lambda_i \in (0,1), i = 1, 2, \cdots, n$, 则加权融合后的小波包子图可以表示为:

$$F = \lambda_1 I_1 + \lambda_2 I_2 + \cdots + \lambda_n I_n \tag{2}$$

通常求出的小波包低频子图的权值较大,高频细节子图的权值较小,按照此方法确定图 2 中 4 幅子图 A_n, H_n, V_n, D_n 的权值分别为: $\lambda_1 = 0.9104, \lambda_2 = 0.0333, \lambda_3 = 0.0430, \lambda_4 = 0.0133$, 将一层小波包分解后的 4 幅子图像进行加权融合其结果如图 3 所示。

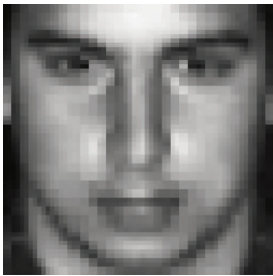


图 3 加权融合小波包子图

2 FW-PCA-FLD 人脸识别算法

本文提出的 FW-PCA-FLD 算法是在 PCA 和 LDA(linear discriminant analysis, 或 FLD)方法的基础之上完成的,包括训练阶段和测试阶段。在对训练样本和测试样本进行小波包分解融合、PCA 降维处理,和 Fisher 空间投影后,采用最近邻分类器进行分类识别,其具体流程如图 4 所示。

从图 4 中看出,在提出的 FW-PCA-FLD 人脸识别方法中的训练阶段,首先对输入的训练样本进行小波包分解,对于每个训练样本,利用式(1)为其小波包子图计算融合权值,得到相应的融合图像,然后利用 PCA 对原始训练样本的融合图像进行特征提取,构造样本 PCA 空间,在此基础上再构造 Fisher 空间。在测试阶段,对输入的测试样本也进行小波包分解,并利用式(1)计算测试图像小波包子图的融合权值,将测试人脸图像在 PCA 空间上投影后,再将投影后的样本在 Fihser 空间上进行投影,得到 Fisher 空间优化后的测试样本,最后利用最近邻分类器对测试样本进行分类。

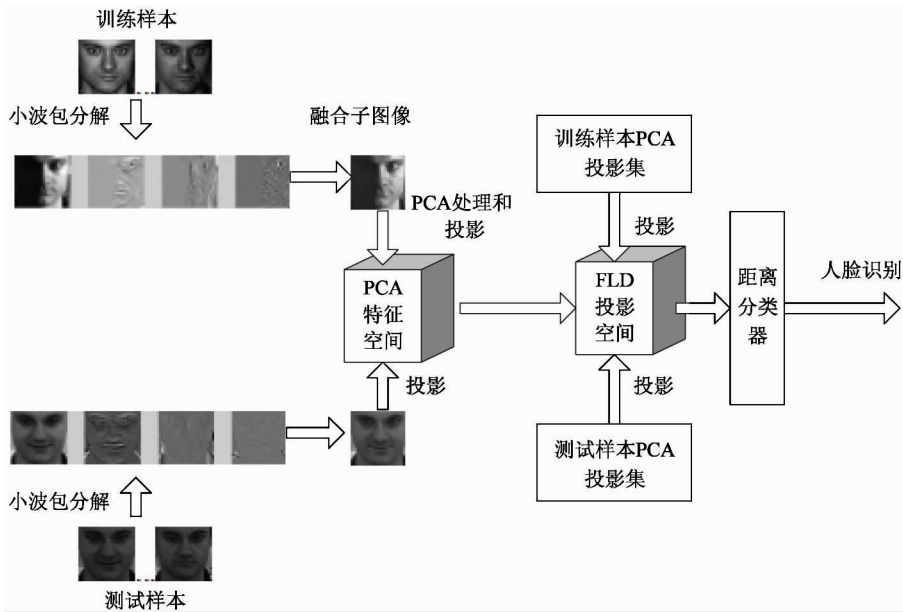


图 4 FW-PCA-FLD 算法流程

本文算法详细说明和描述如下。

步骤 1 输入。K 类训练样本 $X = [X_1, X_2, \cdots,$

$X_k]$, 其中第 i 类 $X_i = [x_1^i, x_2^i, \cdots, x_n^i]$ 包含 n 个样本, $i = 1, 2, \cdots, K$; 测试样本 y 。

步骤2 小波包分解融合。对每个训练样本 $\mathbf{x}_j^i$, $i=1,2,\dots,K, j=1,2,\dots,n$, 进行一层小波包分解, 利用式(1)计算各小波包子图的融合权值, 利用式(2)加权融合分解后的四幅子图像, 得到融合后的训练样本为 $\bar{\mathbf{x}}_j^i$ 。对测试样本 $\mathbf{y}$ 同样进行上述处理, 最终融合后的训练样本集为 $\bar{\mathbf{X}} = [\bar{\mathbf{X}}_1, \bar{\mathbf{X}}_2, \dots, \bar{\mathbf{X}}_K]$, 其中 $\bar{\mathbf{X}}_i = [\bar{\mathbf{x}}_1^i, \bar{\mathbf{x}}_2^i, \dots, \bar{\mathbf{x}}_n^i]$, 融合后的测试样本为 $\bar{\mathbf{y}}$ 。

步骤3 特征提取。利用 PCA 对 $\bar{\mathbf{X}}$ 进行特征提取, 即通过一种线性变换找出样本中一组不相关的主成分, 用这些主成分来重新表示样本; 构造 PCA 特征空间 $W_{pca} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)$, 其中 α_p 为特征脸, p 为特征脸个数。利用 PCA 方法求出训练样本的特征脸, 部分特征脸如图 5 所示。



图5 部分特征脸

步骤4 训练样本投影。将 $\bar{\mathbf{X}}$ 在 W_{pca} 上进行投影, 得到投影集 $\bar{\mathbf{X}}_{pca}$, 并用 $\bar{\mathbf{X}}_{pca}$ 构造 Fisher 投影空间 W_{fld} , 其中 Fisher 方法就是通过寻找样本投影后的向量, 使投影后样本的类间方差矩阵和类内方差矩阵的比值最大, 从而将两类样本进行分类; 将 $\bar{\mathbf{X}}_{pca}$ 在 W_{fld} 上投影, 最终得到 Fisher 空间优化后的训练样本投影集 $\hat{\mathbf{X}} = [\hat{\mathbf{X}}_1, \hat{\mathbf{X}}_2, \dots, \hat{\mathbf{X}}_K]$, 其中 $\hat{\mathbf{X}}_i = [\hat{\mathbf{x}}_1^i, \hat{\mathbf{x}}_2^i, \dots, \hat{\mathbf{x}}_n^i]$, $i=1,2,\dots,K$ 。

步骤5 测试样本投影。将 $\bar{\mathbf{y}}$ 在 W_{pca} 空间上投

影, 得到投影样本 $\bar{\mathbf{y}}_{pca}$, 再将 $\bar{\mathbf{y}}_{pca}$ 根据 Fisher 准则函数在 $W_{fld} = \arg\max_{\omega} \frac{|\omega^T \mathbf{S}_b \omega|}{|\omega^T \mathbf{S}_w \omega|}$ 上进行投影, 得到测试样本的最终投影为 $\hat{\mathbf{y}}$ 。这里 ω 为投影向量, $\mathbf{S}_b$ 为样本的类间方差矩阵, $\mathbf{S}_w$ 为样本的类内方差矩阵。

步骤6 分类识别。计算测试样本 $\hat{\mathbf{y}}$ 与训练样本 $\hat{\mathbf{x}}_j^i$ 的距离 $r(\hat{\mathbf{y}}) = \|\hat{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{x}}_j^i\|_2$, $i=1,2,\dots,K, j=1,2,\dots,n$, 用最近邻分类器进行分类识别。

步骤7 输出。人脸分类, $Identity(y) = \min_i r(\hat{\mathbf{y}})$, $i=1,2,\dots,K$ 。(注: i 代表类别, 如果 $\hat{\mathbf{y}}$ 与样本 $\hat{\mathbf{x}}_j^i$ 的距离最小, 就把它归为第 i 类。)

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

本文在 CMU PIE 人脸库和 JAFFE 人脸库上进行实验测试, 考虑到小波基的紧支撑、高阶消失矩和对称性, 本文用 db1 小波包来分解人脸图像进行人脸识别实验, 在双核四线程酷睿 2.40 GHz CPU, 4G 内存, Windows 7 操作系统上采用 Matlab (R2010b) 软件平台进行仿真实验。

3.1.1 CMU PIE 人脸库上的人脸识别实验

CMU PIE 人脸库中包含了 68 个人 41 368 张人脸图像, 这些人脸涉及到了 13 种姿态变化、43 种光照变化和 4 种表情变化。本文选择在 CMU PIE 人脸库中的 C09 子集上进行实验, 该子集中包含了 68 个人的 1 632 张人脸图像, 每人有 24 张人脸图像, 其分辨率为 64×64 , CMU PIE 人脸库部分人脸图像如图 6 所示。



图6 CMU PIE 人脸库部分人脸图像

在进行人脸识别测试的时候, 用每人的前 12 张图像做为训练样本, 后 12 张图像做为测试样本, 即

有 816 张训练人脸图像, 816 张测试人脸图像。分别采用 PCA、PCA-LDA、FW-LDA 算法在 CMU PIE

人脸库上进行测试,选取不同的特征数,相应的人脸识别率结果如图 7 所示。3 种算法在该人脸库上选取不同的特征数进行识别的时间如表 1 所示。

3.1.2 JAFFE 人脸库上的人脸识别实验

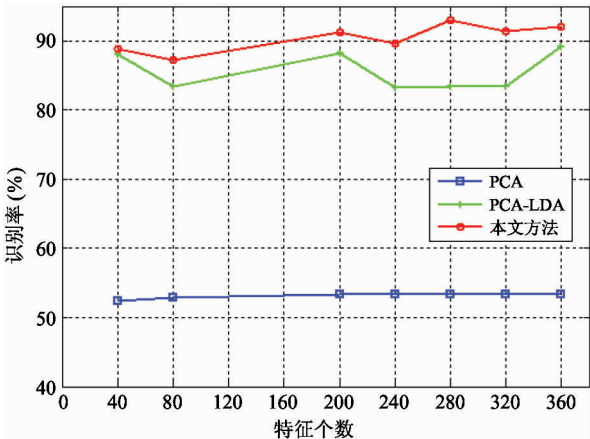


图 7 3 种算法在 CMU PIE 人脸库上的识别率结果



图 8 JAFFE 人脸库部分人脸图像

在进行人脸识别测试的时候,用每人的前 6 张图像做为训练样本,后 15 张图像做为测试样本,即有 60 张训练人脸图像,150 张测试人脸图像。分别采用 PCA、PCA-LDA、FW-LDA 算法在 JAFFE 人脸库上进行测试,选取不同的特征数,相应的人脸识别率结果如下图 9 所示。3 种算法在该人脸库上选取不同的特征数进行识别的时间如表 2 所示。

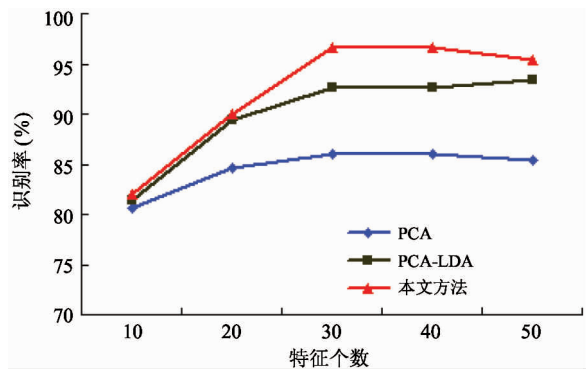


图 9 3 种算法在 JAFFE 人脸库上的识别率结果

表 1 3 种算法在 CMU PIE 人脸库上的识别时间

识别方法	PCA	PCA-LDA	FW-PCA-FLD
40 个特征	16.33s	8.44s	4.31s
80 个特征	15.87s	10.92s	5.22s
200 个特征	21.50s	20.28s	10.83s
280 个特征	28.05s	25.48s	14.53s
360 个特征	32.25s	38.40s	18.15s

JAFFE 人脸库是日本 ATR (Advanced Telecommunication Research Institute International) 研究机构专门用于表情识别研究的基本表情数据库,该数据库包含了 10 个人的 213 幅人脸图像,本文选取该人脸库中 10 个人的 210 张人脸图像进行识别实验,每个人有 21 张人脸图像,包含了 7 种表情(中性脸、高兴、悲伤、惊奇、愤怒、厌恶、恐惧),且人脸的光照强度也有差异。JAFFE 人脸库部分人脸如下图 8 所示。

表 2 3 种算法在 JAFFE 人脸库上的识别时间

识别方法	PCA	PCA-LDA	FW-PCA-FLD
40 个特征	1.36s	0.30s	0.10s
80 个特征	1.47s	0.41s	0.13s
160 个特征	1.76s	0.64s	0.19s
200 个特征	1.92s	0.76s	0.22s

3.2 算法分析

从图 7 和图 9 中可以看出,在 CMU PIE 人脸库上,PCA 算法的最大识别率为 53.45%,最小识别率为 52.45%;PCA-LDA 算法的最大识别率为 89.09%,最小识别率为 83.21%;FW-PCA-FLD 算法的最大识别率为 93.01%,最小识别率为 87.25%。在 JAFFE 人脸库上,PCA 算法的最大识别率为 86%,最小识别率为 80.67%;PCA-LDA 算法的最大识别率为 93.33%,最小识别率为 81.33%;FW-PCA-FLD 算法的最大识别率为 96.67%,最小识别率为 82%。显然,与其他 2 种算法相比,本文的人脸识别方法在

识别率上较为优越。而从表 1 和表 2 的识别时间来看,FW-PCA-FLD 算法在 CMU PIE 人脸库上的识别时间范围为 4.31 ~ 18.15s,在 JAFFE 人脸库上的识别时间范围为 0.10 ~ 0.22s,较之 PCA、PCA-LDA 算法,本文算法在时间效率上提高了 1 倍之多。

PCA 人脸识别算法只是在一个多维空间中寻找重构原图像的一组最优表示系数,提取的特征信息区分性不强,是一种无监督的识别算法,当实验采取的人脸库表情变化较大、或者有遮挡的时候,其识别率就会降低很多,而且其计算时间较长。Fisher 线性判别分析(LDA)是要寻找最佳投影方向,使样本与样本之间尽可能地区分开来,而样本内部则集中分布,所以 PCA-LDA 人脸识别算法将 Fisher 线性判别分析(LDA)和 PCA 方法结合起来,其识别率有所提高,但是如果训练样本较小或者人脸图像的维数较高,这样导致 LDA 方法所需的类内散度矩阵往往是奇异的(不可逆),即碰到所谓的奇异性问题,从而无法计算。本文的 FW-PCA-FLD 人脸识别方法,综合考虑了 PCA 方法和 PCA + LDA 方法的优点,简化数据处理,找到最佳投影方向进行样本的分类。并且最重要的是,该方法通过分析人脸图像在频域的信息分布特性给小波包子图确定融合权值,通过加权融合的方法重新构造新的人脸图像,用比较理想的图像信息进行特征提取,最后再进行人脸识别,从而其识别率提高了很多,经小波包分解后的图像数据量已经简化了一半,故 FW-PCA-FLD 算法的识别时间也较为理想。

4 结 论

本文提出了一种结合小波包分解、PCA 主成分分析和 Fisher 线性判别分析的 FW-PCA-FLD 人脸识别算法,该方法能利用人脸图像在频域的能量(信息量)分布规律确定了小波包子图的融合权值系数,重新融合构造新的人脸图像,再利用融合后的图像进行人脸识别。在 CMU PIE 人脸库和 JAFFE 人脸库上进行测试表明,该算法在人脸表情和光照强度等因素变化较大的影响下,本文人脸识别算法在正确识别率和识别时间上能够表现出良好的性

能。实验过程中还发现,当遇到大样本问题时,或者利用小波包进行图像的多层(大于 3 层)分解再识别时,本文提出的人脸识别方法耗时较长,且识别率也会受到影响。因此,如何更进一步提高本文算法的识别率和降低算法的时间复杂度以增强其实际应用能力是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 13(1): 71-86
- [2] Belhumeur P, Hespanha J, Kriegman D. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711-720
- [3] Sushma N B, Ratnadeep D, Pukhraj S. Independent component analysis and number of independent basis vectors [J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 58:380-386
- [4] Anissa B, Jamal K, Arsalane Z. Comparative study of PCA, ICA, LDA using SVM classifier [J]. *Journal of Emerging Technologies in Web Intelligence*, 2014, 6(1): 64-68
- [5] Sharma A, Paliwal K K. A two-stage linear discriminant analysis for face-recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(9): 1157-1162
- [6] Shen P, Zhang L, Song J, et al. A near-infrared face detection and recognition system using ASM and PCA + LDA [J]. *Journal of Networks*, 2014, 9(10): 2728-2733
- [7] Lu G, Zou J, Wang Y. Incremental complete LDA for face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(7): 2510-2521
- [8] Wu F. Face recognition based on wavelet transform and regional directional weighted local binary pattern [J]. *Journal of Multimedia*, 2014, 9(8): 1017-1023
- [9] 孔令美, 汤庸. 基于小波变换和小波神经网络的 3D 遮挡人脸识别方法 [J]. 湘潭大学自然科学学报, 2015, 37(4): 82-86
- [10] Teruya M, Ryuji O. A blind digital image watermarking method based on the dyadic wavelet transform and interval arithmetic [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 226: 306-319

[11] 陈思,赵欢喜,朱顺痣. 一种新的基于 Gabor 特征的零空间人脸识别算法. 厦门大学学报(自然科学版), 2016,55(1):108-113

[12] Terence S, Simon B, Maan B. The CMU pose, illumination, and expression database[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1615-1618

[13] Lyons M, Akemastu S, Kamachi M, et al. Coding facial expressions with Gabor wavelets[C]. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, 1998. 200-205

[14] 赵刚,张晶,方旺盛. 基于小波包变换和人类视觉系统的数字水印算法研究[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2014, 35(2):45-49

[15] Minamoto T, Ohura R. A blind digital image watermarking method based on the dyadic wavelet transform and interval arithmetic[J]. *Applied Mathematics Computation*, 2014, 226:306-319

[16] Minamoto T, Ohura R. A blind digital image watermarking method based on the dyadic wavelet transform and interval arithmetic[J]. *Applied Mathematics Computation*, 2014, 226:306-319

[17] Kekre H, Natu P, Sarode T. Color image compression vector quantization and hybrid wavelet transform [J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 89:778-784

Face recognition based on PCA、FLD and wavelet pcket sub-images fusion

Tang Wenjing*, Zhou Li*, Gong Fei**, Sun Yujuan*

(* College of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025)

(** Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211)

Abstract

The face recognition algorithms based on single theory have their own limitations because of a variety of factors. A face recognition algorithm named FW-PCA-FLD is proposed in this paper which is based on the combination research of wavelet packet sub-images fusion (FW), principal component analysis (PCA), and Fisher linear discriminant (FLD). Firstly, the weighted fusion images of the sub images by wavelet packet decomposition are obtained according to the energy distribution characteristics, and then the feature of the fused image is extracted using PCA, finally a suitable projection space could be found using FLD, and the face images are classified by measuring the projection coefficients of the training samples and the test samples. Experimental results on CMU PIE and JAFFE face databases show that the accuracy and time efficiency of the proposed algorithm are more superior. Moreover, it has good adaptability to face recognition under different illumination, facial expression and gesture change.

Key words: face recognition, principal component analysis (PCA), Fisher linear discriminant (FLD), wavelet packet, weighted fusion