

基于加权小波变换和 2D-PCA 的人脸识别改进算法

张 梦, 曾毓敏, 李鹏程

(南京师范大学物理科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

[摘要] 基于小波变换的人脸识别方法通常将图像变换成低频和高频信息, 传统的人脸识别算法大多数都是基于小波变换后的低频信息, 没有充分利用高频信息, 造成了高频信息中对识别有利信息的丢失. 本文提出了一种基于加权小波变换和 2D-PCA 的人脸识别改进算法. 首先基于二维离散小波(2D-DWT)对图像进行二层小波变换, 将所得的低频信息和水平、垂直和对角高频信息进行加权融合. 在此基础上, 采用二维主成分分析(2D-PCA)方法进行特征提取; 最后采用最近邻分类器进行分类识别. 基于 ORL 标准人脸数据库的实验结果表明, 本文提出的方法比传统的 2D-PCD 识别算法和 2D-DWT+2D-PCA 识别算法有更好的识别效果, 且人脸受光照等因素的影响表现出良好的鲁棒性.

[关键词] 人脸识别, 加权小波变换, 2D-PCA 算法, 最近邻分类器

[中图分类号] TP391.4 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2015)02-0055-05

Improved Algorithm of Face Recognition Based on Weighted Wavelet Transform and 2D-PCA

Zhang Meng, Zeng Yumin, Li Pengcheng

(School of Physics and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Typically the image is converted into low and high frequency information for face recognition method based on wavelet transform, and the traditional face recognition algorithm based on the low-frequency information of wavelet transform, without making full use of high-frequency information, resulting in the loss of high frequency information. This paper presents an improved approach based on the weighted wavelet transform and 2D-PCA face recognition algorithm. Firstly, the second layer wavelet transform of image based on the two-dimensional discrete wavelet (2D-DWT), which contains low-frequency information and horizontal, vertical and diagonal high-frequency information with different weights. Then, using the two-dimensional principal component analysis (2D-PCA) method for feature extraction; finally, using the nearest neighbor classifier for classification. Experimental results based on ORL face database show the proposed approach is superior to the traditional 2D-PCD recognition algorithms, as well as 2D-DWT+2D-PCA recognition algorithms, and it performs good robustness affected by light.

Key words: face recognition, weighted wavelet transform, 2D-PCA algorithm, nearest neighbor classifier

人脸识别是当今人工智能和模式识别研究的热点, 广泛应用于作息考勤、海关、银行、监控等领域. 同时, 人脸识别也是模式识别领域的一个难点, 因为人脸具有很大的相似性, 其形状和特征易受到光线、位置、旋转变化的影响^[1]. 利用二维离散小波变换得到的小波分量进行人脸识别可有效地控制人脸表情、姿态等因素的影响. 文献[2-4]直接利用小波变换得到的低频信息进行特征提取, 把所有的高频信息完全丢掉, 但实际上高频信息包含了很多对人脸识别有用的信息, 因此对识别率有一定的影响. 苏士美等^[5]把小波变换得到的水平高频信息和对角高频信息丢掉, 对其他两个分量信息(低频信息和垂直高频信息)进行加权, 同样会丢掉对人脸识别有用的信息, 不利于人脸识别. 刘秀丽等人^[6]指出一般进行二层或三层小波变换时效果最佳. 因此合理有效地利用小波变换得到的小波分量, 能在一定程度上提高识别效果.

基于小波变换可以对人脸图像进行较好的预处理, 但如何有效提取人脸图像的识别特征是解决人脸

识别问题的关键. 主分量分析(PCA)方法是基于最小均方误差意义下的最优维数压缩方法. Kirby 与 Sirovich^[7]最早将 PCA 用于人脸识别,指出人脸图像可由有限的基图像加权和与平均脸图像相加来近似重构. 基于该思想, Turk 与 Pentland^[8]提出了经典的“特征脸(Eigenface)”识别方法,此后出现了很多基于特征脸的识别算法^[9,10]. PCA 方法首先将人脸图像转化成一维向量,利用一维向量构造样本协方差矩阵,以协方差矩阵作为产生矩阵,将该矩阵对应的较大特征值的特征向量作为投影轴,将图像向量向这些投影轴投影获得图像的主成分. PCA 具有显著的降维作用,在人脸识别中取得了不错的效果^[8]. 但由于 PCA 方法所构成的协方差矩阵的维数通常很高,增加了计算复杂度. 为此, J Y 等^[11]提出了二维主元分析(Two-Dimension Principal Component Analysis, 2D-PCA)方法进行特征提取,该方法^[12,13]不需要预先将二维人脸图像转化为一维向量,在求解图像协方差矩阵时,可直接由二维的原始人脸图像推导出来,大大地降低了计算复杂度,且可得到比 PCA 方法更高的识别率.

为了有效地利用图像信息进行人脸识别,本文给出了一种加权小波变换和 2D-PCA 的人脸识别算法. 首先通过二维离散小波对人脸图像进行二层变换,将所得的 4 个小波分量进行加权组合,利用 2D-PCA 进行特征提取,并采用最近邻分类器进行分类识别. 在 ORL 人脸数据库上进行实验验证,在加权系数分别为 (0.75, 0.1, 0.1, 0.05), 投影轴的个数为 6 及随机选取每个人的前 6 幅人脸图像作为训练样本的情况下,识别准确率达到 98.12%,有效地达到了理想的效果,并消除了人脸受光照等变化的影响,表现出良好的鲁棒性.

1 小波变换理论

小波分析方法是傅里叶(Fourier)分析方法的延续与拓展. 小波分析方法可有效地克服传统傅里叶分析的时空分隔这一缺点. 它是一种时间窗和频率窗均可动态变化的局部分分析方法,通过伸缩和平移等运算对信号进行多尺度分析,从而可从信号中有效提取有用信息. 图像处理是小波分析应用的重要领域之一,主要利用小波的分解和重构算法,来降低图像数据维数、去除噪声等,并保留图像的主要信息. 图 1 给出了二层小波变换的示意图.

图 1 中 LL_2 是原始图像的低频分量,包含了原始图像的绝大部分信息,即原始图像的近似图像. LH_2 为水平分量,包含了人的眼睛和嘴巴等反应人脸表情的信息. HL_2 为垂直分量,包含了人的鼻子、耳朵和边缘轮廓信息. HH_2 为对角线分量,包含的原图像的信息量最少.

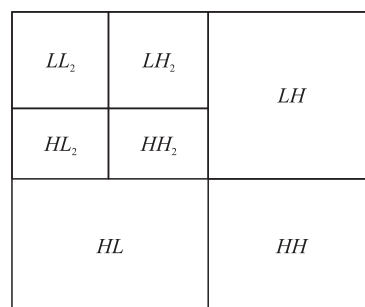


图 1 图像二层小波变换示意图

Fig. 1 Two level wavelet transform on a image

2 二维主成分分析(2D-PCA)算法

2D-PCA 是经典的 PCA 的推广,克服了 PCA 处理二维数据需要向量化的缺点. 它直接计算图像协方差矩阵的特征向量而无需将矩阵转换为向量,因为图像协方差矩阵的大小同图像的宽度一样,比在 PCA 中的协方差矩阵的尺寸要小得多,2D-PCA 计算图像协方差矩阵更准确,比计算相对应的特征向量 PCA 更有效.

考虑一幅 $m \times n$ 的随机图像矩阵 A . 令 $X \in \mathbf{R}^{n \times d}$ 为标准正交列的一矩阵,其中 $n \geq d$. 将 A 投影到 X 产生一个 $m \times d$ 的矩阵 $Y = AX$. 在 2D-PCA 中,一个好的投影矩阵 X 由投影样本的总体散布矩阵决定,即满足以下准则:

$$J(X) = \text{trace} \{ E(Y - EY)(Y - EY)^T \} = \text{trace} \{ X^T E[(A - EA)^T(A - EA)]X \}. \quad (1)$$

定义图像的协方差矩阵为 $G = E[(A - EA)^T(A - EA)]$, 是一个 $n \times n$ 的非负正定矩阵. 假设 M 个人脸训练样本 $A_k (k = 1, 2, \dots, M)$ 为 $m \times n$ 的矩阵,且 $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M A_k$ 为训练样本的总体平均矩阵,则:

$$G = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (A_k - \bar{A})^T (A_k - \bar{A}), \quad (2)$$

式中,投影矩阵的最优值 X_{opt} 是由 G 的前 d 个最大特征值所对应的最大特征向量组成标准正交特征向量,且满足以下约束条件:

$$\begin{aligned} \{X_1, X_2, \dots, X_d\} &= \arg\max \{J(X)\}, \\ \text{s. t. } X_i^T X_j &= 0, \quad i \neq j, \quad i, j = 1, 2, \dots, d. \end{aligned} \quad (3)$$

可用 2D-PCA 的 d 个投影方向 X_1, X_2, \dots, X_d 来提取随机图像矩阵 A 的特征,令 $Y_k = AX_k, k = 1, 2, \dots, d$. 则 d 个投影特征向量 Y_1, Y_2, \dots, Y_d 构成一个投影特征矩阵 $B = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]$.

3 最近邻分类器

最近邻分类器是在最小距离分类的基础上进行扩展,将训练集中的每一个样本作为判别依据,寻找距离待分类样本最近的训练集中的样本,以此为依据来进行分类.

设训练集包含 N 个样本 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 分别属于 c 个类别,定义待分类样本 x 到训练集样本 x_i 的距离为: $D(x, x_i) = \|x - x_i\|$. 若有:

$$D(x, x_k) = \min_{i=1,2,\dots,N} \{D(x, x_i)\}, x_k \in \omega_j, \quad (4)$$

则最近邻分类器的分类决策为 $x \in \omega_j$.

4 基于加权小波变换和 2D-PCA 的人脸识别改进算法

2D-PCA 算法拥有比 PCA 更小的计算复杂度,同时大量的文献也表明 2D-PCA 可更好地提取人脸图像的特征,但其同样会受到光照等因素的影响. 因此本文对人脸图像进行预处理,提出了对人脸进行二层小波分解,对分解后的各个小波子带加权融合,来消除光照等因素的影响,同时提高人脸识别的效果. 如式(5)所示,采用不同的权值系数加权融合,记为

$$X = \omega_1 LL_2 + \omega_2 LH_2 + \omega_3 HL_2 + \omega_4 HH_2, \quad (5)$$

且 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 + \omega_4 = 1$, $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 分别代表不同的权值.

故本文的人脸识别算法流程图如图 2 所示,算法处理主要步骤为:

- (1) 利用式(5)对人脸图像进行预处理;
- (2) 利用 2D-PCA 方法进行特征提取;
- (3) 采用最近邻分类器输出分类结果.

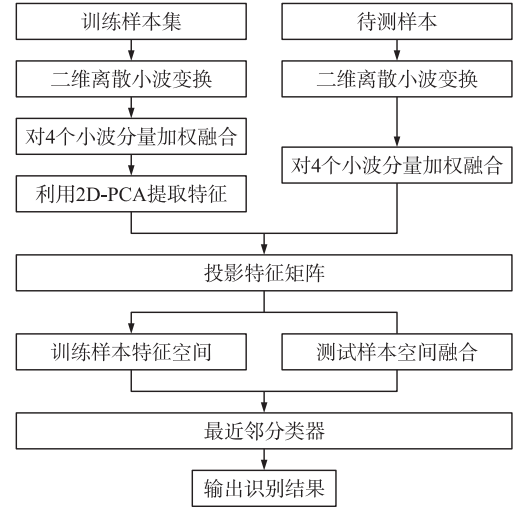


图 2 本文算法的识别流程图

Fig. 2 Flow diagram of the proposed algorithm

5 实验结果与分析

为了评估和验证所提新方法,本文选用 ORL 标准人脸数据库进行实验. ORL 标准人脸数据库是由英国剑桥大学 Olivetti Research Laboratory 于 1992 年 4 月到 1994 年 4 月间拍摄的,人脸库中包括 40 个人,每人 10 幅,共 400 幅人脸图像,均采用统一的黑色均匀背景,在一定范围内存在光照变化、面部表情变化(睁眼或闭眼、微笑或不微笑)以及面部饰物变化(如是否戴眼镜),且存在一定程度的头部倾斜和转动,转动角度不超过 20° ,图像均为大小为 112×92 的 256 级灰度图像. 实验随机选取每个人的 5 幅人脸图像为训练样本,剩下的 5 幅为测试样本,训练样本集和测试样本集各为 200,分类器采用最近邻分类器. 图 3 所示为 ORL 人脸数据库中某个人的部分人脸图像.



图 3 ORL 人脸数据库中某个人部分人脸图像

Fig. 3 Five face images of one from ORL database

5.1 小波基函数及分解层数的确定

实验 1 在小波变换中,小波基函数和分解层数影响不同区域的能量分布,故影响后续的特征提取效果^[14]. 本实验选择了比较常用的几个小波基函数,考虑到实验的可比性,除了 haar 小波基外,分别选择了 Db2、Db4、Sym4、Coif2 和 Bior2.4 5 种小波基函数,分解层数为 1 层~3 层,投影轴个数为 10,实验仿真 20 次取平均值. 实验结果如表 1 所示,第一行为小波基函数,第一列为分解层数.

表 1 基于不同小波基函数和分解层数的比较

Table 1 Comparison based on different basic functions and decomposition levels					%
	Db2	Db4	Sym4	Coif2	Bior2.4
1	93.00	95.25	95.5	95.25	93.5
2	95.75	96.50	96.5	96.00	95.5
3	95.00	93.75	96.0	95.75	93.5

由表 1 可知,基于不同的小波基函数和分解层数下,基于 Sym4 小波基函数进行二层小波分解对于人脸识别效果是最好的,达到 96.50%,最低识别率为 96.00%,在一定的程度上对于之后的特征提取起到一定的帮助. 因此,在以下的实验中,小波基函数为 Sym4,小波分解层数为 2 层.

5.2 权值系数的确定

实验 2 对二层小波分解后的各个子带赋予权值系数时,由于低频分量包含了原图像的绝大部分信息,因此给 LL_2 分配绝大部分的权重;而 LH_2 包含的人脸的眼睛和嘴巴等水平信息以及 HL_2 包含的鼻子、耳朵边缘轮廓垂直信息较多,故分配权重适当大一点; HH_2 对角线分量中包含的人脸信息最少,故分配的权重最小. 本文的权值系数选自文献[15,16],其中第三组权值系数是基于大量的实验给出的,以便于与文献[15,16]中的权值系数进行比较. 表 2 给出了不同权值系数所对应的识别性能的比较.

表 2 不同权值系数的识别性能的比较

Table 2 Comparison of recognition performance based on different weights		%
权值系数	识别率	
(0.6,0.2,0.1,0.1)	95.5	
(0.7,0.2,0.1,0)	97	
(0.75,0.1,0.1,0.05)	97.25	
(0.8,0.1,0.05,0.05)	96.75	
(0.8,0.15,0.05,0)	96	
(0.9,0.05,0.03,0.02)	97	

从表 2 中可知,当权值系数为(0.75,0.1,0.1,0.05)时人脸识别率最高,为 97.25%. 因此可知,各个小波分量所占人脸图像的信息量不一样,对人脸识别率也会有一定的影响. 故选择权值系数为(0.75,0.1,0.1,0.05)最有效.

5.3 人脸识别结果

实验 3 采用 Sym4 小波基进行二层分解,对小波分量按(0.75,0.1,0.1,0.05)权值进行加权融合,2D-PCA 实现特征降维提取,构成本文算法进行仿真. 基于 ORL 标准人脸数据库,随机选取一个人的前 5 幅为训练样本,剩下的 5 幅为测试样本,投影轴个数为 1~10,仿真 10 次取平均值. 并将本文算法与直接基于原图像的 2D-PCA 识别算法和提取二层小波变换中低频分量进行 2D-PCA 识别算法进行比较,实验结果如图 4 所示.

显然本文的改进算法在识别率方面要优于方法 1 和方法 2. 由于对各个小波分量赋予最优的权值,充分利用了各个小波分量的信息,有效解决了人脸图像受光照等因素的影响,表现出显著的鲁棒性,同时方法 2 的小波变换同样具有对光照等因素的鲁棒性.

实验 4 基于不同的训练样本情况下,投影轴个数一定时(基于图 4 所示,投影轴个数选择为 6),表 3 给出了 3 种方法基于不同的训练样本数下识别性能的比较.

由表 3 看出,3 种方法在不同训练样本的选取情况下,本文所提出的方法最为有效. 当训练样本数选择为 6 时,

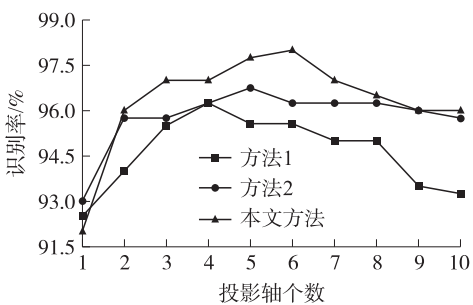


图 4 不同方法识别性能的比较

Fig. 4 Comparison of recognition performance based on different algorithms

表 3 基于不同训练样本数下不同方法的识别性能的比较
Table 3 Comparison based on different training sample numbers and different algorithms

训练样本数	方法 1	方法 2	本文改进算法
3	91.25	91.96	93.57
4	93.75	95.00	95.07
5	94.50	96.00	97.75
6	96.25	96.88	98.12
7	96.25	96.67	97.50

3 种方法的识别性能都是最优的,分别为 96.26%、96.67% 及 98.12%。因此,基于二层加权小波变换的 2D-PCA 人脸识别是有效的,同时具有很好的识别性能。

6 结语

基于加权小波变换的 2D-PCA 人脸识别算法是一种结合了 2D-PCA 的高效性、准确性及小波多分辨率、多尺度特点的静态人脸识别方法。该方法利用二层小波变换的 4 个小波分量进行加权组合,充分利用了低频信息、水平高频信息、垂直高频信息以及对角高频信息,尽可能地保留人脸识别的有用信息,去除人脸图像受光照等因数的影响。在 ORL 人脸数据库进行了实验验证,与传统的基于 2D-PCA 识别算法和基于 2D-DWT(提取低频分量)+2D-PCA 识别算法对比,本文所提出了方法是行之有效的,达到了最优的理想效果,且对光照等变化表现出良好的鲁棒性。但由于本文算法仅限于 ORL 人脸数据库,今后会从其他标准人脸数据库来验证此本文算法的有效性。

[参考文献](References)

- [1] Moghaddam B, Pentland A. Face Recognition: From Theory to Applications[M]. Berlin: Springer Verlag, 1998.
- [2] Li B, Liu Y. When eigenfaces are combined with wavelets[J]. Knowledge-Based Systems, 2002, 15(5): 343-347.
- [3] 曹智鑫, 蔡茂国, 陈剑勇. 结合小波局部特征与 LDA 的人脸识别[J]. 电视技术, 2014, 38(19): 184-187.
Cao Zhixin, Cai Maoguo, Chen Jianyong. Face recognition combining wavelet transform local features and LDA[J]. Television Technology, 2014, 38(19): 184-187.
- [4] 何旭东. 基于小波分析与 NMF 人脸识别的研究与实现[D]. 南京: 南京理工大学计算机科学与工程学院, 2013.
He Xudong. Research and implementation of face recognition based on wavelet analysis and NMF[D]. Nanjing: College of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, 2013.
- [5] 苏士美, 王燕, 王明霞. 基于加权小波分解的人脸识别算法研究[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2014, 35(1): 5-9.
Su Shimei, Wang Yan, Wang Mingxia. Research of face recognition based on weighted wavelet decomposition[J]. Journal of Zhengzhou University: Engineering Science Edition, 2014, 35(1): 5-9.
- [6] 刘秀丽, 彭复员. 基于小波变换的加权特征脸识别算法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(10): 163-165.
Liu Xiuli, Peng Fuyuan. The weighted feature face recognition algorithm based on wavelet transform[J]. Application Research Of Computers, 2007, 24(10): 163-165.
- [7] Kirby M, Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [8] Turk A P. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [9] Yang M. Kernel eigenfaces vs. Kernel fisherfaces; face recognition using kernel methods[C]//Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. IEEE, 2002: 215-220.
- [10] Gottumukkal R, Asari V. An improved face recognition technique based on modular PCA approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(4): 429-436.
- [11] J Y, D Z, A F F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2004, 26(1): 131-137.
- [12] 侯建华, 牟海军, 罗艳, 等. 基于 MMP-2DPCA 的人脸识别方法[J]. 中南民族大学学报: 自然科学版, 2013, 32(1): 70-74.
Hou Jianhua, Mou Haijun, Luo Yan, et al. Face recognition method based on MMP-2D-PCA[J]. Journal of Central South University for Nationalities: Natural Science Edition, 2013, 32(1): 70-74.
- [13] 翟俊海, 翟梦尧, 王华超. 基于小波变换和 2DPCA 的人脸识别[J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2010, 30(5): 574-579.
Zhai Junhai, Zhai Mengyao, Wang Huachao. Face recognition based on wavelet transform and 2D-PCA[J]. Journal of Hebei University: Natural Science Edition, 2010, 30(5): 574-579.
- [14] 周国民, 陈勇, 李国军. 人脸识别中应用小波变换的两个关键问题[J]. 浙江大学学报: 理学版, 2005, 32(1): 34-38.
Zhou Guomin, Chen Yong, Li Guojun. Two key problems in face recognition using wavelet transform[J]. Journal of Zhejiang University: Sciences Edition, 2005, 32(1): 34-38.
- [15] 林克正, 李艳芳, 辛晨. 基于 2D-DWT 与 FLD 的人脸识别算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(11): 195-196.
Lin Kezheng, Li Yanfang, Xin Chen. Face recognition algorithm based on 2D-DWT and FLD[J]. Computer Engineering, 2011, 37(11): 195-196.
- [16] 吴献超, 刘莎, 闫琳, 等. 基于小波子带能量加权的人脸识别方法[J]. 宁波大学学报: 理工版, 2009, 22(2): 207-211.
Wu Xianchao, Liu Sha, Yan Lin, et al. Face recognition method based on the wavelet subband energy weighted[J]. Journal of Ningbo University: Natural Science & Engineering Edition, 2009, 22(2): 207-211.

[责任编辑: 严海琳]