

融合WMD矩阵与2DPCA的人脸特征抽取与识别

谢永华^{1,2}, 陈伏兵², 张生亮², 杨静宇²

(1. 南京信息工程大学计算机科学系, 南京 210044; 2. 南京理工大学计算机科学系, 南京 210094)

摘要:提出了一种融合小波矩描述子(WMD)矩阵与二维主成分分析(2DPCA)的人脸特征抽取与识别算法。该方法抽取描述人脸本质特征的WMD矩阵,利用2DPCA对该矩阵进行投影压缩降维,抽取人脸最终鉴别特征,利用最近邻分类器对特征进行分类识别。NUST603人脸库上的实验结果验证了算法的有效性。

关键词:小波矩描述子;二维主成分分析;人脸;特征抽取

Human Face Feature Extraction and Recognition Based on Wavelet-moment Descriptors and 2DPCA

XIE Yong-hua^{1,2}, CHEN Fu-bing², ZHANG Sheng-liang², YANG Jing-yu²

(1. Department of Computer Science, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044;

2. Department of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

【Abstract】This paper proposes a feature extraction and recognition method of human face based on wavelet-moment descriptors and 2-dimensional principal component analysis(2DPCA). With this method, the matrix of wavelet-moment descriptors which describes the human face image's essential feature is extracted, the matrix is projected and compressed with 2DPCA and the ultimate discriminant features is obtained. The features are classified with the nearest neighbor classifier. Experimental results on NUST603 face database confirm the efficiency of this method.

【Key words】wavelet-moment descriptors; 2-dimensional principal component analysis(2DPCA); human face; feature extraction

1 概述

特征抽取是模式识别的基本问题,其主要任务是数据压缩降维。目前常用的特征压缩降维方法主要有两类:一类是以PCA^[1]、LDA^[2]以及Fisherfaces^[3]等方法为代表的一维向量投影方法;另一类则是以MatFLDA^[4]、2DPCA^[5]等方法为代表的基于图像矩阵的直接二维投影方法。其中,二维投影方法尤其是2DPCA方法,直接利用图像矩阵进行二维投影抽取特征,具有简单直观、计算量小、散布矩阵可逆等优点,因此在特征抽取领域中得到了广泛的应用。

但是在人脸识别领域中,人脸图像采集具有随机性,其质量会受到各种外界因素,如人脸旋转、姿态变换以及光照等条件的干扰,这些干扰会给人脸像素点的灰度、纹理等特征带来很大影响,如果直接以人脸图像灰度矩阵进行投影压缩,抽取特征肯定无法反映同一类别人脸的最大分类信息。因此对于人脸特征抽取来说,还必须在投影变换之前,抽取出不受上述外界因素影响的不变特征。目前人脸不变特征抽取方法主要有几何不变特征抽取方法和不变矩特征抽取方法两种,其中不变矩特征,如矩矩阵、离散度矩阵以及矩描述子矩阵等,以其在尺度、平移以及旋转等条件下的稳定性被广泛应用于模式识别领域^[6]。具有代表性的有文献^[7]提出Radon空间的不变矩特征分析方法、文献^[8]提出的二维模式识别领域的鉴别小波描述子WMD方法等。但是所有的这些方法都是直接以抽取的矩不变矩阵作为最终鉴别特征,对于人脸来说特征维数普遍高达上万维,从而给分类识别的效率和速度带来很大影响。

综合以上因素,本文将不变小波矩与2DPCA投影理论

相结合,提出了融合WMD矩阵与2DPCA的人脸特征抽取与识别方法(以下称WMD+2DPCA方法)。该方法首先抽取人脸的WMD矩阵,接着利用该矩阵构造图像总体散布矩阵,取它的若干个最大本征值所对应的标准正交的本征向量作为投影轴,然后将WMD矩阵向该投影轴进行投影压缩,获得人脸最终鉴别特征,最后在NUST603人脸库上利用最近邻分类器进行特征分类识别,验证了本文方法的有效性。

2 WMD特征矩阵的抽取

由于Radon变换具有良好的抗噪声性能^[6],因此在人脸识别中可以充分利用该优点来抑制背景、光照等因素给人脸特征抽取带来的影响。本文提出的小波矩描述子矩阵抽取的基本思想是首先利用Radon变换求取人脸图像矩阵,然后对该矩阵按行向量进行小波变换,将得到的小波向量重新组合,构建对应的WMD矩阵。下面给出了该矩阵抽取的具体算法。

定义 设函数 $f(x,y) \in L^2(D)$ 中,在平面上 D 区域中它平方可积,则 $f(x,y)$ 的Radon变换 $g(t,\theta)$ 定义为

$$g(t,\theta) = \iint_D f(x,y)\delta[t-(x\cos\theta+y\sin\theta)]dx dy \quad (1)$$

式中, $\delta(K) = \begin{cases} 1 & K=0 \\ 0 & K \neq 0 \end{cases}$,函数 $g(t,\theta)$ 定义在每对 (t,θ) 上,其值为函数 $f(x,y)$ 在与 x 轴成 $\theta + \frac{\pi}{2}$ 夹角,且与坐标原点的径向距离

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60472060, 60473039, 60503026)

作者简介:谢永华(1976-),男,博士,主研方向:数字图像处理与模式识别;陈伏兵,副教授、博士研究生;张生亮,讲师、博士研究生;杨静宇,教授、博士生导师

收稿日期:2006-08-20 **E-mail:**xyh_76@nuist.edu.cn

为 t 的线段 L 上的积分。

为了说明和计算方便，一般采取规范化的 $g(t, \theta)$ 表示形式，即 $-1 \leq t \leq 1$ ， $0 \leq \theta \leq 2\pi$ 。把 $0 \sim \pi$ 分成 n 等分，那么对某个固定的 $\theta_i (i=0, 1, \dots, n-1)$ ，其对应的Radon变换函数为

$$g(t, \theta_i) = \iint_D f(x, y) \delta[t - (x \cos \theta_i + y \sin \theta_i)] dx dy \quad (2)$$

则对于每个 θ_i ，应用Radon变换后产生对应 $g(t, \theta_i)$ 的一维 K 阶矩 ($K=1, 2, \dots, m-1$) 为

$$s_i^{(K)} = \int_{-1}^1 g_i(t) P_K(t) dt \quad (3)$$

其中， $P_K(t)$ 为 K 阶矩核，本文中采用 $P_K(t) = t^K$ 的形式。则把所得的 $m \times n$ 个矩组成 $m \times n$ 维矩矩阵：

$$S = \begin{bmatrix} s_0^{(0)} & s_1^{(0)} & \dots & s_{n-1}^{(0)} \\ s_0^{(1)} & s_1^{(1)} & \dots & s_{n-1}^{(1)} \\ s_0^{(2)} & s_1^{(2)} & \dots & s_{n-1}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_0^{(m-1)} & s_1^{(m-1)} & \dots & s_{n-1}^{(m-1)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中， $s_i^{(K)}$ 如式(3)所示， $0 \leq i \leq n-1$ ， $0 \leq K \leq m-1$ 。

若将式(4)中 S 矩阵的每一行元素用一个向量序列来表示，如第 K 行的矩阵元素可表示成 $\{G_i^{(K)} | i=0, 1, \dots, n-1\}$ ，则可以得到 m 个等长的一维特征序列：

$$G = \{G_i^{(K)} | 0 \leq i \leq n-1, 0 \leq K \leq m-1\} \quad (5)$$

对式(5)中每一个向量进行一维离散小波变换，可得每个向量元素的高低频信号分量，其中低频分量为

$$w_{l1}^{(K)} = \sum_i h_{0(i-2n)} G_i^{(K)} \quad (6)$$

高频分量为

$$w_{l2}^{(K)} = \sum_i h_{1(i-2n)} G_i^{(K)} \quad (7)$$

式中， $l1=l2=\frac{n}{2}$ ， h_{0n} 和 h_{1n} 为小波低通和高通滤波器的系数，即为

$$h_{0n} = \langle \phi_{10}(t), \phi_{0n}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \int \phi(\frac{t}{2}) \phi^*(t-n) dt \quad (8)$$

$$h_{1n} = \langle \varphi_{10}(t), \phi_{0n}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2}} \int \varphi(\frac{t}{2}) \phi^*(t-n) dt \quad (9)$$

其中， $\varphi(t) = \sum_n g_n \phi(2t-n)$ ； g_n 为加权系数。

则对每一个向量元素的高低频分量进行相加，即为

$$W_l^{(K)} = w_{l1}^{(K)} + w_{l2}^{(K)} \quad (10)$$

可得式(5)中每个向量对应的小波特征序列：

$$W = \{W_l^{(K)} | 0 \leq l \leq n-1, 0 \leq K \leq m-1\} \quad (11)$$

将式(11)中的每个小波特征序列按照列方向重新组合，即可得对应的 $m \times n$ 维的小波矩描述子 WMD 矩阵：

$$A = \begin{bmatrix} W_0^{(0)} & W_1^{(0)} & \dots & W_{n-1}^{(0)} \\ W_0^{(1)} & W_1^{(1)} & \dots & W_{n-1}^{(1)} \\ W_0^{(2)} & W_1^{(2)} & \dots & W_{n-1}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_0^{(m-1)} & W_1^{(m-1)} & \dots & W_{n-1}^{(m-1)} \end{bmatrix} \quad (12)$$

由矩函数特性可知，低阶矩为图像的低频分量，高阶矩则是图像信号的高频分量。因此组成式(12)中矩阵 A 的左上角代表了图像的总特性，右下角代表的则是图像的高频边缘轮廓特征。小波矩描述子 WMD 矩阵的这种高低频分离特性在模式识别应用领域得到了广泛应用。

3 2DPCA 投影基本理论

设模式类别有 C 个： $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C$ ，每类有训练样本图

像 n_i 个， A_1, A_2, \dots, A_M ($M = \sum_{i=1}^C n_i$) 为所有训练样本图像，每个样本图像是 $m \times n$ 矩阵。另设 X 表示 n 维单位化的列向量，则 2DPCA 的基本思想^[5]是将 $m \times n$ 的图像矩阵 A 通过以下线性变换直接投影到 X 上：

$$Y = AX \quad (13)$$

则可得到一个 m 维列向量 Y 称之为矩阵 A 的投影特征向量，然后通过投影特征 Y 的散布情况来决定投影方向 X 。采用以下准则：

$$J(X) = tr(TS_X) \quad (14)$$

其中， TS_X 表示投影特征 Y 的总体散布矩阵； tr 表示取矩阵的迹。最大化准则式(14)的直观意义是寻找投影方向 X ，使得投影后所得特征向量的总体散布量最大。则 TS_X 可表示为

$$\begin{aligned} TS_X &= E(Y - EY)(Y - EY)^T = E[AX - E(AX)][AX - E(AX)]^T \\ &= E[(A - EA)X][(A - EA)X]^T \end{aligned} \quad (15)$$

其对应的总体散布量为

$$tr(TS_X) = X^T [E(A - EA)^T (A - EA)] X \quad (16)$$

定义如下的图像总体散布矩阵

$$G_i = E(A - EA)^T (A - EA) \quad (17)$$

由此定义，易证明 G_i 为 $n \times n$ 的非负定矩阵。故式(14)中的准则函数即为

$$J(X) = X^T G_i X \quad (18)$$

该准则称为广义总体散布量准则，最大化该准则的单位向量 X 称为最优投影轴，其物理意义是：图像矩阵在 X 方向上投影后所得特征向量的总体分散程度最大。事实上，该最优投影轴即为图像总体散布矩阵 G_i 的最大本征值所对应的单位本征向量。

一般说来，在样本类别数较多的情况下，单一的最优投影方向是不够的，希望寻找一组满足标准正交条件且极大化准则函数式(18)的最优投影轴 X_1, \dots, X_d 。由于准则函数(18)等价于

$$J_R(X) = \frac{X^T G_i X}{X^T X} \quad (19)$$

式(19)即为矩阵 G_i 的Rayleigh商。由Rayleigh商的极值性质，最优投影轴 X_1, \dots, X_d 可取为 G_i 的 d 个最大本征值所对应的标准正交的本征向量。设 G_i 的本征值满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ ，且对应的标准正交的本征向量为 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ ，则最优投影轴取为 $X_i = \xi_i$ ， $i=1, 2, \dots, d$ ，即

$$\begin{cases} [X_1, X_2, \dots, X_d] = \arg \max J_R(X) \\ X_i^T X_j = 0, i \neq j, j=1, 2, \dots, d \end{cases} \quad (20)$$

若令 $P = [X_1, X_2, \dots, X_d]$ ，则 P 称为抽取的最优投影矩阵。

4 融合 WMD 矩阵与 2DPCA 的人脸特征抽取

根据上述对方法的讨论，融合 WMD 矩阵与 2DPCA 人脸特征抽取与识别方法的具体实现步骤如下：

(1) 计算训练样本和测试样本人脸图像的小波矩描述子 WMD 矩阵；

(2) 对任意人脸图像的 WMD 矩阵 A ，利用 2DPCA 计算的最优投影矩阵 $[X_1, \dots, X_d]$ 进行特征抽取，即

$$Y_k = AX_k, k=1, 2, \dots, d \quad (21)$$

(3) 利用获得的主成分构建矩阵 A 的特征矩阵或特征图像 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]^T$ ， Y 即为抽取的最终人脸鉴别矩阵：

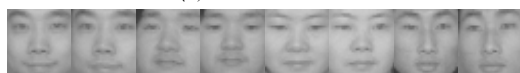
$$Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_d]^T = [AX_1, AX_2, \dots, AX_d]^T \quad (22)$$

5 实验结果与分析

本实验在规模较大的 NUST603 人脸库上进行。为了便于识别,本文采用了文献[9]方法对原始人脸图像进行切割,并归一化成 32×32 的标准图像,但是对图像的灰度不做任何处理。部分原始图像和归一化后的标准图像如图 1 所示。采用每人的前 5 幅图像作为训练样本,后 5 幅作为测试样本,训练样本和测试样本总数均为 480。实验在 P4 1.4GHz, 256MB, Matlab6.5 软硬件实验平台下进行,首先计算出前 10 个最大本征值所对应的标准正交的本征向量,然后分别选取其中的 1 到 10 本征向量作为投影轴用来特征抽取。最后在每个投影空间内分别采用最近邻分类器进行分类。



(a)部分原始图像



(b)归一化的标准图像

图 1 NUST603 人脸库中的部分人脸图像与对应的归一化标准图像

为了验证小波描述子 WMD 矩阵对人脸本质特征的表达能力,以及 2DPCA 的特征压缩降维能力,首先将本文方法与同条件下的 PCA、2DPCA 以及 WMD 方法的特征维数、正确识别率以及识别时间等分类识别结果作了比较,结果如表 1 所示。

表 1 NUST603 人脸库上不同特征抽取方法的分类识别结果对比

比较项目	PCA	WMD	2DPCA	WMD+2DPCA
最优投影轴数	107	0	10	10
鉴别特征维数	107	1 024	320	320
误识样本数目	38	37	31	12
正确识别率/%	92.1	92.3	93.5	97.5
特征抽取时间/s	24.75	12.63	28.46	40.18
样本识别时间/s	18.04	53.82	25.16	24.53
总时间/s	42.79	66.45	53.62	64.71

从对比实验结果可以得出,本文方法在 10 个投影轴特征抽取下,特征矩阵维数从 1 024 维降低至 320 维,尽管特征抽取的时间要略高于其它方法,但总识别时间保持在 60s 左右,完全满足人脸实时分类识别的需求。另外,由于直接 2PCA 方法是对人脸灰度矩阵本身进行投影变换,抽取的特征无法反映同一类别人脸的最大分类信息,使得误识样本数为 31,识别率最高只能达到 93%左右;直接 WMD 方法使用的小波矩描述子特征矩阵包含了大量由于噪声、光照以及背景变换等因素引起的冗余信息,因此识别率只能保持在 92%左右,误识样本数高达 37;而本文方法充分兼顾两种算法的优点,能够在抽取人脸的本质特征的同时,通过最优投影矩阵对其进行有效的投影压缩降维,使得采用最近邻分类器分类的误识样本数降为 12,识别率最高达到了 97.5%,分类效率和速度明显高于其他单一特征抽取方法。

图 2 给出了本文方法和直接 2DPCA 方法在不同投影轴数下的识别率分布情况。从对比实验结果可以看出,对于不同数量的投影主分量,两种方法均能获得不同的识别率,但是直接 2DPCA 方法获得的平均识别率为 93.6%,最高识别率

只能达到 95%左右,而本文方法在投影轴数为 10 时,平均识别率为 95.7%,最高识别率可达 96.5%,整体识别性能远高于 2DPCA 特征抽取方法,从而进一步验证了通过将两种方法组合进行特征抽取,可以获得比单一方法更高的识别效果。

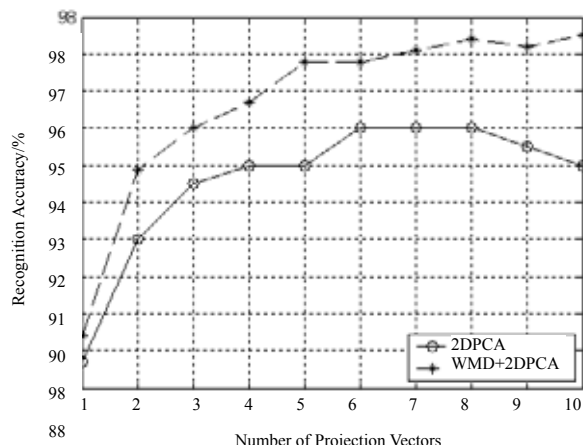


图 2 本文方法和 2DPCA 方法在不同投影轴数下的识别率分布

6 结论

本文在分析现有人脸特征抽取方法优缺点的基础上,将不变小波矩与 2DPCA 投影理论相结合,提出了基于小波矩描述子 WMD 矩阵与 2DPCA 的人脸特征抽取方法。NUST603 人脸库上的实验结果验证了本文方法不仅在识别效率和识别速度上优于其它单一特征抽取方法,而且对人脸姿态和光照条件变化也具有较好的鲁棒性。

参考文献

- Turk M, Pentland A. Face Processing: Models for Recognition[C]//Proceedings of the SPIE Int'l Conference on Intelligent Robots and Computer Vision VIII: Algorithms and Techniques. 1989, 1192: 22-32.
- Yu Hua, Yang Jie. A Direct LDA Algorithm for High-dimensional Data-with Application to Face Recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10): 2067-2070.
- Turk M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- Chen Songcan, Zhu Yulian. Feature Extraction Approaches Based on Matrix Pattern: MatPCA and MatFLDA[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(8): 1157-1167.
- Yang Jian, Zhang David, Yang Jingyu, et al. Two-dimensional PCA: A New Approach to Appearance-based Face Representation and Recognition[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2004, 26(1): 131-137.
- 王耀明. 图像的矩函数——原理、算法及应用[M]. 上海: 华东理工大学出版社, 2002.
- Hiriyannaiah H P, Ramakrishnan K R. Moments Estimation in the Radon Space[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(3): 227-234.
- Shen Dinggang, Horace H S. Discriminative Wavelet Shape Descriptors for Recognition[J]. Pattern Recognition, 1999, 32(2): 151-165.
- 金 忠. 人脸图像特征抽取与维数研究[D]. 南京: 南京理工大学, 1999.