

# 一种基于图像分块加权的(2D)<sup>2</sup>PCA 人脸特征提取方法

王玉德, 张学志

(曲阜师范大学物理工程学院, 山东曲阜, 273165)

**摘要:**论文针对二维主成分分析法(2DPCA)表征信息不全面且系数多的不足, 提出分块加权处理的双向 2DPCA((2D)<sup>2</sup>PCA)方法提取人脸特征。该方法利用(2D)<sup>2</sup>PCA 方法对人脸的各个分块提取特征, 并对各分块的特征进行加权处理, 然后应用支持向量机(SVM)实现分类识别。经过在 ORL 人脸库的实验研究表明, 该方法压缩了人脸识别系数, 缩短了识别时间, 提高了识别准确率。

**关键词:**二维主成分分析法; 加权; 特征融合; 支持向量机; 特征提取

中图分类号: TN248.1

文献标识码: A

文章编号: 0253-2743(2013)05-0025-02

## An Algorithm of feature extraction of face based on modular aighted (2D)<sup>2</sup>PCA

WANG Yu - De, ZHANG Xue - zhi

(Physics and Engineering College of QuFu Normal University, ShanDong QuFu, 273165, China)

**Abstract:** On the insufficient of incomplete face characterization information and many coefficient of 2DPCA (Two - dimensional Principal Component Analysis), the algorithm of feature extraction based on modular weighted (2D)<sup>2</sup>PCA (Two - direction 2DPCA) is put forward. First, each sub block features were extracted in using (2D)2PCA method, then the block features were weighted to realize feature fusion, and last classification recognition was achieved by using SVM(Support Vector Machine). The results of experiments on ORL face database show that the modular weighted (2D)<sup>2</sup>PCA feature extraction method is compressed the amount of feature coefficient, shortened the time of recognition, improved the recognition accuracy rate.

**Key words:** Two - dimensional principal component analysis; weighted; Feature fusion; support vector machine; feature extraction

人脸识别是当前模式识别领域中的一个活跃的课题, 有着广泛的应用前景, 并且已经有多种算法。在人脸识别领域中, 主成分分析法(PCA, Principal Component Analysis), 又称 K - L 变换, 被认为是成功的线性鉴别分析方法之一。PCA 方法不仅可以有效降低人脸图像的维数, 又能保留有主要的识别信息, 但这种方法需要将人脸图像先转换成一维向量, 然后以向量作为原始特征进行提取, 由于转换后的向量维数比较高, 对于随后的特征提取困难, 后续计算有较高的复杂度; 双边主成分分析法<sup>[1]</sup>利用 PCA 方法同时对图像矩阵进行行列方向的降维处理提取人脸特征, 该方法计算效率高, 得到的协方差矩阵的维数可控; 基于子模式的<sup>[2]</sup>把人脸分成几个小的子模块, 再求每个子模块的特征向量, 最后把每个子模块的特征向量集成到总模式的特征向量空间中, 该方法提高了人脸的识别准确率, 但上述方法解决不了 PCA 的小样本问题。2004 年, YANG 等人提出了二维 PCA 方法进行人脸特征的提取<sup>[3]</sup>, 此方法不需要预先将人脸矩阵展开成一维向量, 有效的解决了 PCA 的小样本问题, 提高了特征提取的速度, 并取得了较高的识别率。而后, 陈伏兵等将其扩展为模块 2DPCA 方法<sup>[4]</sup>, 进一步降低了计算强度, 提高了识别鲁棒性。但 2DPCA 也有自身的不足: 第一, 相对于 PCA 方法丢失了一些协方差信息, 而这些协方差信息是对人脸图像结构鉴别信息的反映, 对人脸识别起重要的影响作用。第二, 2DPCA 方法需要更多的系数来表示一张人脸。

鉴于此, 本文提出基于一种图形分块加权处理的(2D)<sup>2</sup>PCA(Two - direction Two - dimensional Principal Component Analysis)的人脸特征提取方法, 该方法结合人脸分块图像的水平投影和垂直投影信息后再进行主元分析, 利用(2D)<sup>2</sup>PCA 方法最大程度的选取人脸空间的信息。本文将人脸分成 4 个部分, 对于每一块分别应用(2D)<sup>2</sup>PCA 方法进行特征提取, 根据各部分在人脸识别中的作用不同分别赋予不同的权值, 得到融合后的人脸特征, 再应用支持向量机(SVM, Support Vector Machine)进行分类识别。

## 1 算法原理

### 1.1 2DPCA 算法

设  $X$  是单位化的  $m$  维列向量, 2DPCA 的思想是将  $m \times n$  维的图像矩阵  $A$  通过线性变换  $Y = A^T X$  投影到  $X$  上。于是得

到一个  $n$  维列向量  $Y$ , 称之为图像  $A$  的投影特征向量。

设有模式类别  $c$  个:  $1, 2, 3, \dots, c$  每类有训练样本  $n_k$  个,  $A_1, A_2, A_3, \dots, A_M$  ( $M = \sum_{k=1}^c n_k$ ) 为所有训练样本图像, 每个样本是  $m \times n$  矩阵。训练样本的总体散布矩阵:

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

其中,  $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M A_k$  为训练样本总体的均值矩阵, 容易证明  $G_t$  为  $n \times m$  的非负定矩阵。

取  $G_t$  的  $r$  个最大特征值所对应的标准正交特征向量  $X_1, X_2, X_3, \dots, X_r$ , 令  $P = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_r]$ , 则  $P$  为最优投影向量。对已知的图像样本  $A$ , 令  $Y_k = AP$ 。投影特征向量  $Y_1, Y_2, \dots, Y_r$  称为图像样本的主成分, 利用获得的主成分构成图像  $A$  的特征矩阵或特征图:  $B = [Y_1, Y_2, \dots, Y_r]$ 。

### 1.2 (2D)<sup>2</sup>PCA 算法

(2D)<sup>2</sup>PCA 是结合行方向和列方向的 2DPCA 而形成的一种算法。在上述 2DPCA 的算法基础上, 我们求基于图像向量行方向的协方差矩阵, 假设  $A_k$  是随机矩阵  $A$  的第  $k$  个样本, 为  $m \times n$  的矩阵,  $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M A_k$  是总体均值矩阵。

令

$$A_j = [(A_k^1)^T, (A_k^2)^T, \dots, (A_k^m)^T]^T, \bar{A} = [(\bar{A}^1)^T, (\bar{A}^2)^T, \dots, (\bar{A}^m)^T]^T \quad (2)$$

令式(2)中  $A_k^i, \bar{A}^i$  是  $A_k, \bar{A}$  第  $i$  行向量, 则基于图像行方向的协方差矩阵为:

$$G_{row} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^m (A_k^i - \bar{A}^i)^T (A_k^i - \bar{A}^i) \quad (3)$$

按照公式(3)对图像行方向的 2DPCA 进行扩展, 利用图像列向量空间的外积来重构协方差矩阵。令  $A_j = [A_k^1, A_k^2, \dots, A_k^m]^T, \bar{A} = [\bar{A}^1, \bar{A}^2, \dots, \bar{A}^m]^T$  式(4)中  $A_k^i, \bar{A}^i$  是图像向量  $A_k, \bar{A}$  的第  $j$  列向量, 则基于图像列方向的协方差矩阵为:

$$G_{column} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^n (A_k^j - \bar{A}^j) (A_k^j - \bar{A}^j)^T \quad (4)$$

求解式(3)(4)行、列方向的协方差矩阵的  $r, q$  个最大特征值所对应的标准正交特征向量,  $X_{opt} = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_r]$ ,  $Z_{opt} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_q]$

利用得到的  $X_{opt}, Z_{opt}$ , 得到表征图像特征的特征向量

$$C = Z_{opt}^T A X_{opt} \quad (5)$$

通过以上的特征提取过程, 每个图像矩阵  $A$  对应一个特

收稿日期: 2013-08-11

作者简介: 王玉德(1970-), 男, 山东临朐人, 曲阜师范大学副教授, 硕士生导师, 研究方向多媒体信息处理, 模式识别等。

征矩阵  $C = Z_{opt}^T A X_{opt}$ 。定义特征矩阵  $C$  与其分量  $C_k$  之间的距离为:

$$d(C, C_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^r (C^{i,j} - C_k^{i,j})^2} \quad (6)$$

利用最小距离分类器可以实现图像的分类识别。

## 2 支持向量机(SVM)

支持向量机是在统计学习理论的基础上发展起来的,在处理小样本、非线性、高维数问题时有很大的优势。SVM 方法是从线性可分情况下的最优分类面提出的,它的基本思想是先通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间映射到一个高维空间,使原来线性不可分的数据变成线性可分的数据,然后再在这个高维空间中求解最优分类超平面<sup>[6-11]</sup>。

设有训练样本集  $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, M\}$  其中  $x_i \in R^d$ , 类别输出  $y_i \in \{+1, -1\}$ 。对于线性可分的情况,分类超平面描述为:  $w \cdot x + b = 0$ ,  $w \in R^d$  是线性判别函数的权值。 $b$  为引入的拉格朗日系数,则最优分类超平面的分类判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^M a_i y_i (x_i \cdot x) + b) \quad (7)$$

距离该最优分类超平面最近的那些样本就是支持向量。

对于线性不可分的情况,通过引入核函数  $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j)$  将原空间中的非线性问题转化成新空间中的线性问题。则新空间里的最优分类超平面的分类判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^M a_i y_i (x_i \cdot x) + b) \quad (8)$$

相应的最优化问题变成:

$$\max_a Q(a) = \sum_{i=1}^M a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^M a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (9)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^M y_i a_i = 0 \quad 0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, M$$

求出最优解  $a^*$ ,  $b$  通过满足式(7)的支持向量求得:

$$y_i (\sum_{i=1}^M a_i K(x_i \cdot x) + b) - 1 = 0 \quad (10)$$

从而得到最优判别函数为:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^M a_i^* y_i K(x_i, x) + b) \quad (11)$$

## 3 实验

本文采用 ORL 人脸库,该数据库包含了英国剑桥大学 1992 年到 1994 年间在实验室采集到的人脸数据,有 40 人,每人 10 幅共 400 幅图像组成。每幅图像的分辨率为  $112 \times 92$ ,灰度等级为 256。这些图像是在不同时间、不同光照、面部表情和面部遮挡物变化的情况下获得的,如笑或不笑、眼睛睁开或闭、带或不带眼睛;人脸姿态也有变化,深度旋转或平面旋转可达  $20^\circ$ ,人脸尺度也有多达 10% 的变化。

图像分块加权处理的 (2D)<sup>2</sup>PCA 人脸特征提取方法是基于 2DPCA 的新方法。这种该方法首先将  $m \times n$  图像矩阵按照  $4 \times 1$  分块。人脸眼部、鼻子、嘴巴都含有人脸识别的丰富信息,而前额结构变换很小含有的识别信息少。

对人脸图像分块加权和 (2D)<sup>2</sup>PCA 的人脸特征提取的步骤为:

(1) 将人脸图像矩阵按 4 进行分块处理;(2) 对每一部分分别进行 (2D)<sup>2</sup>PCA 变换,提取各分块图像特征矩阵;(3) 根据人脸各部分对提供人脸识别信息的重要程度分别给予加权处理,得到表征人脸特征的特征向量。

在实验研究过程中从每类样本中随机选取 5 幅作为训练样本,每类剩余的 5 幅作为测试样本,每次实验单独重复 100 次,实验结果取平均值,实验过程每张人脸的子图像设定为  $28 \times 92$ 。

实验 1  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  直接影响算法的识别准确率,实验目的在于寻找合适的权值使算法有一个比较高的识别率。

本研究选取不同的  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  进行试验,其结果如下表 1 所示。

表 1 (2D)<sup>2</sup>PCA 与变形 2DPCA (AL2DPCA) 在不同权值下的识别率 (%)

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$	(0.1, 0.4, 0.4, 0.1)	(0, 0.4, 0.35, 0.25)	(0.1, 0.35, 0.35, 0.20)	(0.05, 0.35, 0.35, 0.25)	(0.05, 0.4, 0.4, 0.15)
2DPCA	85.5 %	86.5 %	88.5 %	90.5 %	86 %
AL2DPCA	86.5 %	88 %	90 %	91 %	86.5 %
(2D) <sup>2</sup> PCA	86 %	88.5 %	90 %	92.5 %	86.5 %

从表 1 可以看出,各分块的权值  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  分别取 (0.05, 0.35, 0.35, 0.25) 时该算法的识别率相对比较高。

实验 2 比较 2DPCA, 变形 2DPCA (Alternative 2DPCA) 和 (2D)<sup>2</sup>PCA 方法的识别率与特征向量的维数之间的关系。将 2DPCA, 变形 2DPCA 和 (2D)<sup>2</sup>PCA 在相同的训练集和测试集上,分块方法一样且各分块权值为 1 时进行实验,测试结果如表 2 所示。

表 2 实验 2 结果对比

方法	识别准确率	特征向量维数	识别时间(s)	$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$
2DPCA	90.5 %	$28 \times 10$	0.904	(0.05, 0.35, 0.35, 0.25)
AL2DPCA	91.0 %	$12 \times 92$	2.464	(0.05, 0.35, 0.35, 0.25)
(2D) <sup>2</sup> PCA	92.5 %	$12 \times 10$	0.667	(0.05, 0.35, 0.35, 0.25)

从表 2 可以看出,2DPCA, AL2DPCA 和 (2D)<sup>2</sup>PCA 具有非常接近的识别准确率,但 (2D)<sup>2</sup>PCA 方法降低了特征向量的维数,具有最短的识别时间。

## 4 小结

基于分块加权的 (2D)<sup>2</sup>PCA 的人脸特征提取方法,既考虑了图像行方向的相关性也考虑了列方向的相关性,而且较 2DPCA 方法应用较少的系数来表征人脸,并且应用数据融合方法全面的提取了人脸特征数据,更好地应用了人脸分类识别信息。

经过实验验证研究,该方法使用的特征向量维数低,识别准确率高于 2DPCA,识别速度明显提高,应用过程中可以节约硬件资源和提高实际系统的性能指标。

### 参考文献

- [1] Qi Yong-feng and Zhang Jia-shu. (2D)<sup>2</sup>PCA LDA: an efficient approach for face recognition. Applied Mathematics and Computation, 2009, 213(1): 1-7.
- [2] Chen Song-can and Zhu Yu-lian. Subpattern-based principle component analysis. Pattern Recognition, 2004, 37(5): 1081-1083.
- [3] 杨军,袁红照. 结合小波变换和图像主元分析的人脸识别. 计算机工程与应用, 2010, 46(4): 1-3.
- [4] 陈伏兵,陈秀红,张生亮等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别方法. 中国图形图像学报, 2006, 11(4): 580-585.
- [5] 曾岳,冯大政. 一种基于加权变形的 2DPCA 的人脸特征提取方法. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 769-774.
- [6] 杨勇,田侃. 基于 Gabor 特征和 EHMM 的人脸识别方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2011, 23(3): 355-362.
- [7] Ergun Gumus, Niyazi Kilic, Ahmet Sertbas, Osman N. Ucan. Evaluation of face recognition techniques using PCA, wavelets and SVM. Expert Systems with Applications, 2010, 37, 6404-6406.
- [8] Sang-Ki Kim, Youn-ung Park, Kar-Ann Toh, Sangyoun Lee. SVM-based feature extraction for Face recognition. Pattern Recognition, 2010, 43, 2871-2872.
- [9] 张学工. 模式识别(第 3 版). 北京:清华大学出版社, 2010.
- [10] 王玉德, 张学志, 封玲娟. 基于支持向量机的人脸识别算法研究. 科学技术与工程, 2011, 34(11): 8624-8625.
- [11] B. Scholkopf, K. Sung, C. Burges, F. Grossi, P. Niyogi, T. Poggio, V. Vapnik. Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(11): 2758-2765.