

若干人脸识别算法的比较研究

王 婷, 杨国胜, 薛长松

(河南大学 先进控制与智能信息处理研究所, 河南 开封 475001)

摘 要: 对基于主元分析(PCA)、二维主元分析(2DPCA)和 Fisher 线性判别分析(FLDA)的人脸识别方法进行了比较研究. 在分析了每一种方法的特点、应用场合和限制条件的基础上, 提出了基于 2DPCA 和 FLDA 相结合的人脸识别算法. 最后, 利用 AT&T 人脸库, 对基于这几种算法以及它们的组合算法的人脸识别方法进行了仿真比较实验, 结果表明基于 2DPCA 的人脸识别方法识别精度高于基于 PCA 的方法; 基于 2DPCA 和 FLDA 的人脸识别方法在保证分类精度的条件下提高了分类的速度, 具有较好的识别性能.

关键词: 主元分析; 二维主元分析; Fisher 线性判别分析; 人脸识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1003 - 4978(2007)02 - 0191 - 04

Comparative Study of Some Face Recognition Algorithms

WANG Ting, YANG Guo-sheng, XUE Chang-song

(Institute of Advanced Control and Intelligent Information Processing, Henan University, Henan Kaifeng 475001, China)

Abstract: Some of face recognition methods based on Principal Component Analysis (PCA), Two-dimensional Principal Component Analysis (2DPCA) and Fisher's Linear Discriminant Analysis (FLDA) are comparatively studied in this paper. On the basis of the analysis of characteristics, application occasion and limitations, a new method of face recognition based on combining 2DPCA and FLDA is proposed. Finally, comparison simulations are performed with the methods and their combined methods by means of AT&T face database. The results show that the methods based on 2DPCA can have better recognition precision than the ones based on PCA; the method based on 2DPCA and FLDA improves the real-time characteristics in the condition of keeping the recognition precision and has the best performance.

Key words: PCA; 2DPCA; Fisher's linear discriminant analysis; face recognition

0 引言

主元分析^[1-4](PCA)、二维主元分析^[5](2DPCA)和 Fisher 线性判别分析^[2,3,6](FLDA)都是人脸统计模式识别中最常用的方法. 它们都可以得到较好的人脸识别效果, 但是每一种方法在实际应用中都有自己的局限性.

针对 PCA、2DPCA 和 FLDA 算法在人脸识别应用中的特点, 本文对上述方法进行比较分析研究, 给出每一种方法的应用场合和限制条件; 然后通过仿真实验, 比较基于 PCA 的人脸识别算法、基于 2DPCA 的人脸识别算法、PCA 特征降维 + FLDA 特征提取的人脸识别算法和 2DPCA 特征降维 + FLDA 特征提取的人脸识别算法的优劣, 验证对上述方法所得到的比较分析研究结果.

1 基于 PCA、2DPCA 的人脸识别算法

PCA 起源于 K-L 变换(Karhunen Loeve Transform), 目的是寻找一组最优的单位正交向量, 即所谓的

收稿日期: 2006-09-16

基金项目: 河南省自然科学基金资助项目(0523020600); 河南省高校创新人才工程项目资助

作者简介: 王婷(1983-), 女, 河南许昌人, 硕士研究生. 主要研究方向是图像处理和模式识别.

主元,使得用这些主元来表示原向量误差最小.具体算法如下:

将大小为 $w \times h$ 的一幅人脸图像按列展开,形成 $n = w \times h$ 维的向量 $x_i (i = 1, 2, \dots, M)$, 其中 M 为样本数. 则样本的协方差矩阵^[7] 为:

$$S_t = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \tilde{x}_i \tilde{x}_i^T = \frac{1}{M} \tilde{x}_t \tilde{x}_t^T, \quad (1)$$

其中 $\tilde{x}_i = x_i - \bar{x}$, $\tilde{x}_t = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_M]$, \bar{x} 为所有样本的总体平均向量. 求解 S_t 的特征值, 并将其按降序方式排列为 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$, 则定义前 $m (m < n)$ 个最大特征值对应的特征向量 $v_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 为主元. 将这 m 个向量张成一个子空间, 并把一幅人脸图像的样本向量向这一子空间投影, 形成 m 个投影分量(一般情况下, 根据图像表示的最优化准则来确定 m ^[11]). 由这 m 个投影分量构成的 m 维向量称为该图像的特征向量, 将其作为人脸识别的依据, 这样就把人脸图像向量从原来的 n 维降到了 m 维.

2DPCA 同样以样本的最优化表示为准则, 舍弃一部分携带图像信息较少的特征向量, 而使用被保留的特征向量能够最好的重建原图像, 使重建误差最小, 从而达到对图像矩阵进行特征降维或特征提取的目的. 与传统的 PCA 不同的是, 它是一种直接投影技术, 采用二维图像数据矩阵直接构建一个协方差矩阵, 求出此协方差矩阵的特征值和特征向量, 并用对应于最大几个特征值的特征向量构建投影坐标系, 然后将每个图像矩阵投影到这个坐标系上, 得到该图像的特征矩阵.

2 基于 FLDA 的人脸识别算法

因为 FLDA 以使样本的可分性最好为目标, 所以与 PCA 相比, FLDA 更适用于模式识别问题. 用 Fisher 准则函数^[7] $J_F(W)$ 作为 FLDA 算法中样本可分性的度量标准:

$$J_F(W) = \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W}, \quad (2)$$

其中, S_B 和 S_W 分别为类间离散度矩阵和类内离散度矩阵. 当 S_W 非奇异时, 使 $J_F(W)$ 取极大值的最优线性变换 W^* 的列向量就是 $S_W^{-1} S_B$ 的特征向量, 这组向量构成了 FLDA 方法所提取的特征子空间的基向量^[7].

在人脸识别的实际应用中, 由于很难保证类内离散度矩阵 S_W 为满秩, 所以不能通过直接求解其逆矩阵来得到所要的特征向量, 而是需要采取一定的策略. 一种广泛应用的方法是基于 PCA 和 FLDA 相结合的人脸识别方法 (PCA & FLDA)^[12]. 但是在基于 PCA 的人脸识别技术中, 由二维人脸图像矩阵转化成一维向量的维数通常很高, 相应的样本协方差矩阵的维数也很高 (n 的数量级通常在 10^4 左右), 导致运算量过于庞大, 不能满足应用的实时性要求. 另一方面, \tilde{x}_i 并非线性独立, 故样本协方差矩阵很有可能非满秩. 而我们所关心的只是那些非零特征值所对应的特征向量, 所以通常还需要通过奇异值分解 (SVD) 技术^[7] 间接求出需要的特征值和特征向量. 但是由 SVD 所得的协方差矩阵的维数取决于训练样本的个数, 若训练样本太少, 就不能提取出有效的特征; 若训练样本过多, 则所得的协方差阵的维数就很高, 需要的运行时间就长. 不一定能满足实时性要求和 SVD 技术中训练样本的个数是制约 PCA 在实际应用中的瓶颈问题. 而在 2DPCA 中, 样本图像数据矩阵不需要事先转换成一维向量, 样本协方差矩阵能够直接由二维的数据矩阵构建, 其维数也比 PCA 的协方差矩阵要小, 并且易于直接地、精确地计算样本协方差矩阵的特征值和特征向量. 从算法实现上来看, 采用 2DPCA 进行图像特征提取或特征降维更简单直接, 因此计算效率也比较高, 可以大大缩短样本图像集的训练时间. 故本文将 2DPCA 和 FLDA 相结合用于人脸识别 (2DPCA & FLDA), 在计算效率和识别准确率方面均有所提高. 具体做法是: 先应用 2DPCA 获得原样本的最优表示特征矩阵, 然后再应用 FLDA 获得原样本的最优判别特征. 在求解 $S_W^{-1} S_B$ 的特征值和特征向量时, 采用同时对角化^[8,9] (Simultaneous Diagonalization) 的方法, 利用离散度矩阵的对称特性, 得到一个稳定的特征系统计算过程, 最终获得原样本的最优判别特征矩阵, 进行人脸识别.

3 仿真试验结果与分析

为了验证本文所总结的 PCA, 2DPCA 和 FLDA 算法在人脸识别应用中的特点, 比较基于 PCA, 2DPCA, PCA & FLDA 和 2DCPA & FLDA 的人脸识别方法在运行时间及识别率上的优劣, 本文进行了仿真实验.

实验采用英国剑桥大学的 AT & T 人脸库,这个图库包括 40 个人($s_1 \sim s_{40}$)的灰度图像,每幅图像的大小是 112×92 像素,每人 10 幅,共有 400 幅人脸图像,其中许多人的图像中姿态、表情以及面部遮挡(头发、眼镜等)都有不同程度的变化.实验所用的仿真环境是清华同方 P4、主频 2.8 GHz、内存为 512M 的个人计算机,matlab6.5 编程.

实验中,选作子空间基的特征向量所对应的特征值之和与所有的特征值之和的比大于等于 $0.9^{[7]}$,即

$$ratio = \frac{\sum_{i=1}^s \lambda_i}{\sum_{j=1}^d \lambda_j}, \quad s = m \text{ or } d, \tag{3}$$

以此来确定 m 和 d . 对于每种算法,将 AT & T 人脸库中每个人的前 5 幅图像取出,组成训练样本集,剩余的用来测试;实验分别比较了这 4 种人脸识别方法在 40 个人的样本集和在 10 个人一组的小样本集上的识别结果.表 1、表 2 分别给出了 4 种算法的识别准确率和实验结果比较.

表 1 4 种算法的识别准确率比较

Tab. 1 Comparative recognition accuracy of the four algorithms

算法	PCA	2DPCA	PCA & FLDA	2DPCA & FLDA
40 个人	91.25 %	92.75 %	74.25 %	93.75 %
10 个人	94.50 %	95.50 %	93.00 %	96.50 %

表 2 4 种算法的实验结果比较

Tab. 2 Comparative experiment results of the four algorithms

算法	PCA	2DPCA	PCA & FLDA	2DPCA & FLDA
训练时间/s	27.571	0.727	27.422	0.473
特征矩阵大小	76×1	16×92	71×1	16×92
测试时间/s	0.014	0.407	0.010	0.395

注 1)数据是 4 种算法在 40 个人的 AT & T 人脸库上实验得到的;2)训练时间是指在 PCA 和 2DPCA 中求协方差阵的特征向量,并选出用于特征提取或特征降维的最优投影坐标轴所用的时间;3)特征矩阵的大小是指将原样本图像投影在采用每种算法得到的特征子空间上所得的矩阵大小.

从表 1 可以看出:1) 2DPCA 的识别精度均高于 PCA 的识别精度;2) 在小样本集(10 个人)上的识别结果明显好于较大的样本集,故在类别数大于 10 类时,可以采取分组(每组最多 10 类)操作来保证分类精度;3) 2DPCA & FLDA 的表现总体来说是四种方法中最好的,尤其是在类别数较少(10)的情况下平均识别率达到了 96.50 %.

从表 2 可以看出:1) 采用 PCA 的训练时间远远大于采用 2DPCA 的训练时间,这是因为采用 2DPCA 时,用于计算特征子空间的基向量的样本图像协方差矩阵的大小为 112×112 ,而采用 PCA 时,由于在 SVD 技术中所得的协方差矩阵的维数取决于训练样本的个数,实验中该矩阵的大小为 200×200 ,故延长了训练时间;2) 采用 PCA 和 PCA & FLDA 算法得到的每幅图像的特征向量是一个 m 维向量, m 等于用来张成特征子空间的基向量的数目,在实验中取值分别为 76 和 71;而采用 2DPCA 和 2DPCA & FLDA 算法得到的每幅图像的特征矩阵大小为 16×92 ,其中 16 为 2DPCA 算法中提取的主元数目,因此它们所需要的用于存储特征矩阵的存储空间比前者大得多,同时这也导致了这两种算法中的图像测试时间略大于前者中的测试时间.

综合各方面得出,基于 2DPCA & FLDA 的人脸识别算法结合了 2DPCA 用于图像降维简单直接,计算效率高的优点和 FLDA 能最大化样本可分性的优点,识别时间短并且准确率较高.

4 结语

本文对基于 PCA,2DPCA 和 FLDA 的人脸识别方法进行了比较研究,分析了每一种方法的特点、应用场合和限制条件.尽管每种方法都有优缺点,而且在人脸识别中都取得了一定的成功,但从理论上、实验结果以及大多数文献的测试评价来看,基于可分性目标的 FLDA 方法在人脸识别的应用中有一定的优越性;基于 2DPCA 的图像识别,降维简单直接,计算效率高. 2DPCA & FLDA 继承了 2DPCA 和 FLDA 的优点,这将是一种优于 PCA,2DPCA 以及 PCA & FLDA 的人脸识别算法,该算法在保证分类精度的条件下提高了分类

的速度, 具有较好的识别性能.

参考文献:

- [1] Turk M A, Pentland A P. Face Recognition Using Eigenfaces [C]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1991:586 - 591.
- [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711 - 720.
- [3] Aleix M. Martinez, Avinash C Kak. PCA and LDA [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(2):228 - 233.
- [4] 武妍, 宋金晶. 基于 PCA 余像空间的 ICA 混合特征人脸识别方法 [J]. 计算机应用, 2005, 25(7):1608 - 1610.
- [5] Jian Yang, David Zhang, Alejandro F Frangi, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131 - 137.
- [6] Etend K, Chellappa R. Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Images [J]. In Journal of Optical Society of America A, 1997, 14(8):1724 - 1733.
- [7] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社, 2000.
- [8] Chengjun Liu, Harry Wechsler. Enhanced Fisher Linear Discriminant Models for Face Recognition [C]. Proceedings of International Conference Pattern Recognition, Austria: Brisbane, 1998, 2:1368 - 1372.
- [9] 刘青山, 卢汉清, 马颂德. 综述人脸识别中的子空间方法 [J]. 自动化学报, 2003, 29(6):900 - 911.

责任编辑: 党兰学