

推广的 PCA 及其在人脸识别中的应用*

黄 昉, 刘金琨, 张宝昌

(北京航空航天大学 自动化与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 基于传统的 PCA 方法, 提出了推广的 PCA 人脸识别方法。推广的 PCA 方法先对训练图像矩阵集进行分块, 再利用传统 PCA 对分块得到的子训练矩阵集进行分析, 得到多个变换矩阵, 通过这些变换矩阵将训练图片和测试图片投影到特征空间进行鉴别。与传统 PCA 方法相比, 提高了主元的维数, 有效地增加了识别的精度。在 FERET 人脸库上的试验结果表明, 所提出的方法在识别性能上明显优于传统的 PCA 方法, 识别率得到了提高。

关键词: 主成分分析; 特征抽取; 推广的 PCA; 特征矩阵; 人脸识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2010)22-0049-03

Promoted PCA and its application in human face recognition

HUANG Fang, LIU Jin Kun, ZHANG Bao Chang

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Promoted PCA, a human face recognition technique based on PCA, is presented in this paper. Firstly, the original training set is divided into some sub-sets. Second the well-known PCA method is directly used to the sub-sets obtained corresponding transformed matrixes. Through these matrixes, training set and testing set are mapped in feature space, doing identification. compared with traditional PCA, this approach improves accuracy of recognition at the price of higher dimension. To test promoted PCA and to evaluate its performance, a series of experiments are performed on a human face image databases: Feret human face databases. The experimental results indicate that the performance of promoted PCA is obviously superior to that of traditional PCA. The recognition rate is improved.

Key words: principal component analysis; feature extraction; promoted principal component analysis; feature matrix; face recognition

人脸识别是模式识别研究领域的重要课题, 也是一个目前非常活跃的研究方向^[1,2]。它一般可描述为: 给定一个静止或视频图像, 利用已有的人脸数据库来确认图像中的一个或多个人。近年来, 关于人脸图像线性鉴别分析方法的研究激起了人们的广泛兴趣, 其焦点是如何抽取有效的鉴别特征和降维。特征抽取研究肩负两方面的使命: 寻找针对模式的最具鉴别性的描述, 以使此类模式的特征能最大程度地区别于彼类; 在适当的情况下实现模式数据描述的维数压缩, 当描述模式的原始数据空间对应较大维数时, 这一点会非常有意义, 甚至必不可缺^[3]。

在人脸图像识别中, 主成分分析 PCA (Principal Component Analysis)^[4], 又称 K-L 变换, 被认为是最成功的线性鉴别分析方法之一, 目前仍然被广泛地应用在人脸等图像识别领域。本质上 PCA 方法的目的是在最小均方意义下寻找最能代表原始数据的投影。SIROVICH

和 KIRBY 最初使用 PCA 有效地表示人脸^[5]。由于人脸结构的相似性, 他们认为可以收集一些人脸图像作为基图 (特征图), 任何人脸图像可以近似地表示为该人脸样本的均值与部分基图的加权和。1991 年, TURK 和 PENDAND 提出了著名的 “Eigenfaces” 方法。1997 年, BELHUMEAR P N、HESPANHA J P、KRIENGMAN D J 在主成分分析的基础上又给出了 “Fisherfaces” 方法。

以上方法在处理人脸等图像识别问题时, 遵循一个共同的过程, 即首先将图像矩阵转化为图像向量, 然后以该图像向量作为原始特征进行线性鉴别分析。由于图像矢量的维数一般较高, 比如, 分辨率为 100×80 的图像对应的图像向量的维数高达 8000, 在如此高维的图像向量上进行线性鉴别分析不仅会遇到小样本问题, 而且经常需要耗费大量的时间, 有时还受研究条件的限制 (比如机器内存小), 导致不可行。针对这个问题, 人们相继提出不少解决问题的方法。概括起来, 这些方法可分为以下两类: 从模式样本出发, 在模式识别之前, 通过降低

* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (60903065)

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

模式样本特征向量的维数达到消除奇异性的目的,可以降低图像的分辨率实现降维;从算法本身入手,通过发展直接针对小样本问题的算法来解决[6,7]。

本文基于主成分分析的思想,从原始数字图像出发,在模式识别之前,先对整个图像训练矩阵集进行分块,该块中的图像尽可能具有同样的性质,从而更接近于高斯分布;再用 PCA 方法对每个分块得到的子图像训练矩阵进行分析,得到多个变换矩阵,通过这些变换矩阵将训练图片向量和测试图片向量投影到特征空间进行鉴别。这样做主要基于如下考虑:在传统的 PCA 算法中,要求训练集符合高斯分布,得到的结果才是理想的,但是实际操作中训练样本由于光照、表情、姿态等因素远离高斯分布,而改进的 PCA 算法通过对其进行归类训练子训练集(由于影响因素较小,更接近于高斯分布)提取主元,同时该方法可以增加主元的维数,能提供更多的有效特征。在著名的 FERET 人脸库上的试验结果表明,本文提出的方法在识别性能上明显优于传统的 PCA 方法,识别率有显著提高。

1 传统 PCA 方法

1.1 传统 PCA 思想与最优投影矩阵

主成分分析是寻求有效的线性变换的经典方法之一,其目的是在最小均方意义下寻找最能代表原始数据的投影方向,从而达到对特征空间进行降维的目的。为下面行文方便,首先介绍向量化矩阵的概念。

定义:若 $A \in R^{m \times n}$, 则 $Vec(A) \in R^{mn \times 1}$ 。

这是把矩阵 A 按列向量依次排成的向量,通常把这个程序叫矩阵 A 的向量化。

设人脸灰度图像的分辨率为 $m \times n$, 则该图像构成一个 $m \times n$ 的图像矩阵,可以将图像矩阵向量化为 mn 维的图像向量 ξ , 即 $\xi = Vec(A) \in R^{mn \times 1}$ 。

设训练样本的类别有 C 个,第 i 类有训练样本图像 M 个: $\xi_{i1}, \xi_{i2}, \dots, \xi_{iM}$, 每个样本都是 $mn \times 1$ 向量, $N = C \times M$ 为训练样本的总数。

将训练样本图像组成训练矩阵集:

$$X_{sample} = [\xi_{i1}, \xi_{i2}, \dots, \xi_{ij}]^T, \quad i \in C, i \in M \quad (1)$$

定义:对训练样本矩阵 X_{sample} 减去平均列向量得到标准训练样本矩阵集:

$$X = [\xi_{i1} - \bar{\xi}, \xi_{i2} - \bar{\xi}, \dots, \xi_{ij} - \bar{\xi}]^T \quad (2)$$

其中 $\bar{\xi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^M \xi_{ij}$ 。

对 $X^T X$ 求降序的特征值矩阵 $V = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$, 其中 $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_n$, 与之对应的特征向量 $P = [p_1, p_2, \dots, p_{mn}]$ 。此时的 P 称为最优投影向量组,其物理意义是图像向量在 P 方向上投影后得到的特征向量的总体分布散度最大。 P 的列向量 $P = [p_1, p_2, \dots, p_{mn}]$ 就是新坐标系中的基向量。

1.2 特征抽取

原始图像的维数较大,不利于直接用于分类,必须

对原始数据进行降维。如何找出能代表原始图像的低维数据是进行分类的关键。

最优投影向量组的前 d 个列向量 $P_d = [p_1, p_2, \dots, p_d]$ 可用于特征抽取,对于向量化的图像矩阵 ξ , 利用公式:

$$Y_d = P_d^T \xi \quad (3)$$

其中 $Y_d \in R^{d \times 1}$ 是在特征空间中的坐标。这样,就能够将原始 mn 维的数据降维到 d 维的数据。

1.3 分类

通过前文的特征抽取过程,每个训练图像向量 ξ_{ij} 对应一个特征向量 $Y_{ij} = P_d^T \xi_{ij}$, 对每一个测试图像向量 ξ_x 对应一个特征向量 $Y_x = P_d^T \xi_x$ 。利用余弦分类器计算:

$$d(Y_{ij}, Y_x) = \frac{Y_{ij} \cdot Y_x}{|Y_{ij}| |Y_x|} \quad i \in 1, 2, \dots, C; j \in 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

如果 $d(Y_{ij}, Y_x) = \max d(Y_{ij}, Y_x)$, 则 $\xi_x \in \xi_i$, i 是类别序号。

2 推广的 PCA 方法

2.1 思想与最优投影矩阵

传统 PCA 的模型中存在诸多的假设条件,决定了它存在一定的限制,在有些场合可能会效果不好甚至失效。传统的 PCA 算法要求标准训练样本矩阵符合高斯分布,也就是说,如果考察的数据的概率分布并不满足高斯分布或是指数型的概率分布,那么 PCA 将会失效。在这种模型下,不能使用方差和协方差来很好地描述噪声和冗余,对教化之后的协方差矩阵并不能得到很合适的结果。

推广的 PCA 思想是将原来的标准训练样本矩阵集 $X = [\xi_{i1} - \bar{\xi}, \xi_{i2} - \bar{\xi}, \dots, \xi_{ij} - \bar{\xi}]^T$ 分为多个单元块 X_1, X_2, \dots, X_k , 对每个单元块都做传统的 PCA, 该单元块所包含的外在因素较少,所以更接近于简单的数据分布,得到变换矩阵 P_1, P_2, \dots, P_k , 利用多个变换矩阵进行投影,这样在特征空间中能够得到较传统方法更多维数的特征向量。

2.2 特征抽取

对 $[P_1, P_2, \dots, P_k]$ 中的每一个变换矩阵都可以抽取前 d_n 个列向量,重新组成新的变换矩阵 $[P_{1d1}, P_{2d2}, \dots, P_{kd_k}]$, 通过公式:

$$Y_d = [P_{1d1}, P_{2d2}, \dots, P_{kd_k}]^T \xi \quad (5)$$

可进行对特征空间的投影, Y_d 是在 ξ 特征空间中的坐标。

2.3 分类

推广的 PCA 分类与传统的 PCA 分类类似,只是将传统的变换矩阵 P_d^T 转换为 $[P_{1d1}, P_{2d2}, \dots, P_{kd_k}]^T$, 在新的特征空间中对特征向量利用余弦分类器进行分类。

在此,需要指出的是,用推广的 PCA 方法进行鉴别分析时,若对 $X = [\xi_{i1} - \bar{\xi}, \xi_{i2} - \bar{\xi}, \dots, \xi_{ij} - \bar{\xi}]^T$ 不进行分块,即只有一个子矩阵,此时,推广的 PCA 就是传统的 PCA。这表明传统 PCA 是推广的 PCA 的特殊情况。

3 实验结果与分析

实验是在 FERET 人脸库上进行的。FERET 人脸库

《微型机与应用》2010 年 第 29 卷 第 22 期

图形、图像与多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

由 200 个人、每人 7 幅图组成;第 1 幅图是人脸的正面照,第 2~5 幅图是人脸角度的变换,第 6 幅图表情的变换,第 7 幅图是亮度的变化。每幅图的分辨率是 80×80 。图 1 是 FERET 人脸库的某一人的 7 幅图像。



图 1 实验库人脸实例

FERET 数据库中每张图片都有一个类别标号,代表其不同因素下采集的图片,比如标号 00012_930831_fa_a,其中 00012 表示类别 ID,930831 表示样本生成时间,fa 表示人脸偏转角度,a 表示光照强度。本文的实验就是根据不同的图像标号来划分数据集合,从而达到外在因素较少的情况下,数据尽可能地满足简单的高斯分布。

将每类的前 4 幅图作为训练样本,后 3 幅图作为测试样本,这样训练样本总数为 800,测试样本为 600。首先,利用传统的 PCA 算法,即不对标准训练样本矩阵集进行分块,计算出不同能量系数下的识别率。再利用推广的 PCA 算法,分别实验两种情况:(1)将各个类训练样本的前两幅图组合为训练样本矩阵 1,将各个类的训练样本的第 3、4 幅图组合为训练样本矩阵 2,这样就将传统 PCA 中的训练矩阵集分为两个子训练矩阵集。对这两个子训练矩阵集进行计算得到变换矩阵 $[P_1, P_2]$ 。再将测试样本和训练样本通过 $[P_1, P_2]$ 投影到特征空间,对不同能量系数的情况计算得到识别率。(2)将每类的 4 个训练样本图片分别组合为四子训练矩阵集,然后用同样的方法计算识别率。得到的实验结果如图 2 所示。

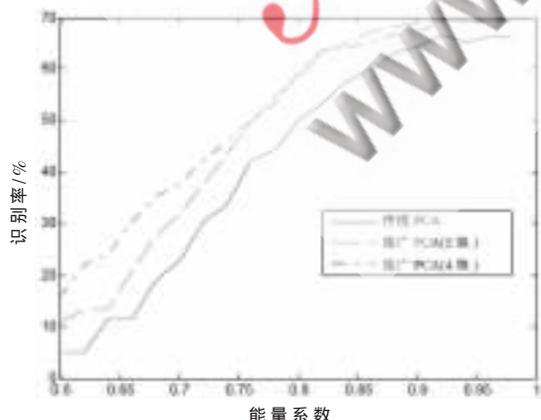


图 2 基于余弦距离识别结果

本文分别采用余弦分类器进行分辨率的计算。从图中可以看出,对推广的 PCA 的具体应用其识别率均优

于传统的 PCA 方法。进一步分析其原因:推广的 PCA 通过对标准训练样本矩阵集进行分块,对每一个子训练矩阵集抽取主元,虽然单个子训练集抽取的主元维数可能比较低,但是由于有多个子训练矩阵集,所以总体看来其抽取的主元维数还是较传统的 PCA 主元维数多,因此能提高识别的精度。表 1 为当能量系数为 0.9 时不同方法抽取的主元维数。

表 1 不同方法抽取的主元维数

主元数量	传统 PCA	推广 PCA	
		2 块	4 块
82	82	59+62	48+37+44+44

本文提出了推广的 PCA 的人脸识别方法,其本质是通过标准训练样本矩阵集做分块,并对其子块分别作 PCA,抽取子主元。这样做是为了使影响因素较小,更接近于高斯分布,并且提高了主元的维数,在分类器进行分类时能够更好地减少误差,便于模式识别。本实验使用环境为 Microsoft Windows XP,硬件配置为 Petium4, 3.0 GHz CPU 的计算机优化算法采用 Matlab 编写。

在试验中发现,对同一数据库,对样本矩阵采用不同的分块,获得的最高识别率一般不同,如何寻求最佳分块方式有待进一步研究。

参考文献

- [1] ZHAO W, CHELLAPPA R, PHILLIPS P J, et al. Face recognition: A literature survey[J]. *Acm Computing Surveys*, 2003, 35(4):399-459.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces[A]. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. USA, Hawaii, Maui:IEEE, 1991: 586-590.
- [3] 徐勇.几种线性与非线性特征抽取方法及人脸识别应用[D].南京:南京理工大学, 2004.
- [4] 边肇祺,张学工.模式识别(第 2 版)[M].北京:清华大学出版社, 1999.
- [5] 陈伏兵.人脸识别中鉴别特征抽取若干方法研究[D].南京:南京理工大学, 2006.
- [6] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. *Journal of Cognitive Neurosciences*, 1991, 3(1):77-86.
- [7] ZHOU Ji Liu, ZHOU Ye. Research advances on the theory of face recognition[J]. *Journal of Computer Aided Design and Computer Graphics*, 1991, 11(2):180-184.

(收稿日期:2010-09-13)

作者简介:

黄昉,男,1985 年生,硕士,主要研究方向:模式识别与图像处理。

刘金琨,男,1965 年生,工学博士,教授,主要研究方向:运动控制、智能控制、鲁棒控制。