

DOI: 10.3876/j.issn.1000-1980.2008.06.028

基于伪模块 2D PCA 的人脸识别方法

储 荣

(河海大学电气工程学院,江苏 南京 210098)

摘要:在模块 2D PCA 方法的基础上提出了伪模块 2D PCA 的人脸识别方法.该方法不仅保留了模块 2D PCA 方法在特征抽取之前无需将图像矩阵转化为图像向量、能快速降低鉴别特征的维数、可以完全避免使用矩阵的奇异值分解等优点,而且在降维的同时尽可能保持了原样本的变化信息,使得降维后的同类数据样本尽可能保持相似.在 ORL 人脸数据库上的实验结果表明,伪模块 2D PCA 在识别性能上优于模块 2D PCA.

关键词:二维主成分分析 模式识别 人脸识别 特征抽取

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1980(2008)06-0856-04

在人脸识别的研究中,通常会遇到数据高维的问题.由于变量太多,并且彼此之间存在一定的相关性,使得所观察的数据信息一定程度上有所重叠.因此降维和特征提取成为人脸识别中的一个重要环节^[1-5].

Sirovich 等^[6-7]首先使用 PCA(也称为 K-L 展开)方法有效地表征了人脸图像. PCA 方法是一种最优正交变换,其基本思想是利用原变量计算出一些新变量(按其重要性降序排列),这些新变量是原变量的线性组合且互不相关.当使用这些新变量去重建原变量时,使得均方误差最小.在实际使用 PCA 方法的过程中,首先要将图像矩阵转化为图像向量.由于图像向量的维数一般较高,因此会给特征抽取造成困难.比如图像的分辨率为 112×92 像素,所得图像向量的维数高达 10304.这么高的维数会造成类内散布矩阵奇异,给计算最优鉴别矢量集造成很大困难.虽然文献[4]指出最优鉴别矢量集可在一个低维空间里求得,但这种低维空间也是相对而言的,而且在低维空间求取过程中,由于散布矩阵的阶数较高,不可避免地要用到矩阵的奇异值分解理论,从而增加计算的复杂度.

针对这一问题, Yang 等^[8]在 2004 年提出了 2D PCA 方法,并将此方法用于图像重构,取得了很好的效果.其基本思想是直接利用二维图像矩阵计算图像协方差矩阵的特征向量.由于图像协方差矩阵的维数相对较低,2D PCA 方法能比 PCA 方法更精确和有效地求解相应的特征向量.

陈伏兵等^[9]对 2D PCA 方法进行了推广,提出了模块 2D PCA 方法(Modular 2D PCA).模块 2D PCA 的基本思想是对图像矩阵进行分块,然后对分块得到的子图像矩阵使用 2D PCA 方法降维.这种方法的特点是:直接基于 2 维子图像矩阵,能方便地降低原始特征的维数.在特征提取过程中可以完全避免使用矩阵的奇异值分解,方法简便.在识别性能上优于 PCA 方法,比 2D PCA 方法更具鲁棒性^[9].

PCA 方法从本质上说是一种无监督学习方法,这就导致使用 PCA 方法降维过程中没有有效利用数据样本所含的分类信息.孙廷凯等^[10]对这一问题进行了探索,提出伪 PCA(Pseudo-PCA)方法.该方法的基本思想是尽可能地保持原样本的变化信息,同时又使得降维后的同类样本尽可能保持相似.本文对模块 2D PCA 方法进行了推广,提出了伪模块 2D PCA 方法,并将其应用于人脸识别.伪模块 2D PCA 方法的基本思想是先对图像矩阵进行分块,将分块得到的子图像矩阵使用伪 2D PCA 的方法进行降维.与模块 2D PCA 方法相比,该方法的特点是:在降维的同时尽可能保持原样本的变化信息,使得降维后的同类数据样本尽可能保持相似.

1 模块 2D PCA 方法

1.1 基本思想

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_u 个, $A_1, A_2, \dots, A_M$ ($M = \sum_{u=1}^c n_u$) 为所有训练样本的图像, 每个样本图像是 $m \times n$ 的矩阵. 模块 2D PCA 的思想就是先将一个 $m \times n$ 的图像矩阵 A_i 分成 $p \times q$ 模块图像矩阵, 即:

$$\begin{bmatrix} A_{i,11} & \cdots & A_{i,1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{i,p1} & \cdots & A_{i,pq} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, 每个子图像矩阵 $A_{i,kl}$ 是 $m_1 \times n_1$ 矩阵, $pm_1 = m, qn_1 = n$, 然后将所有训练图像的子图像矩阵作为训练样本, 采用 2D PCA 方法进行降维. 训练图像样本的子图像矩阵的总体散布矩阵 G 为

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (A_{i,kl} - B)^T (A_{i,kl} - B) \quad (2)$$

其中 $N = Mpq$ 表示训练样本子图像的矩阵总数, $B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q A_{i,kl}$ 为所有训练样本子矩阵的均值矩阵. 容易证明 G 为 $n_1 \times n_1$ 的非负定矩阵. 最优投影向量组 $t_1, t_2, \dots, t_r$ 可取为 G 的 r 个最大特征值所对应的标准正交的向量. 令 $Q = [t_1, t_2, \dots, t_r]$, Q 称为最优投影矩阵.

1.2 特征矩阵抽取

使用最优投影矩阵 $Q = [t_1, t_2, \dots, t_r]$ 抽取特征矩阵. 训练样本 A_i 的特征矩阵为

$$B_i = \begin{bmatrix} A_{i,11}Q & \cdots & A_{i,1q}Q \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{i,p1}Q & \cdots & A_{i,pq}Q \end{bmatrix} \quad (3)$$

1.3 分类

通过上述特征矩阵抽取, 每个原始图像对应一个特征矩阵, 根据此特征矩阵, 利用最近邻法可以实现对图像的分类. 令测试样本 A_s 的特征矩阵为

$$B_s = \begin{bmatrix} A_{s,11}Q & \cdots & A_{s,1q}Q \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{s,p1}Q & \cdots & A_{s,pq}Q \end{bmatrix} \quad (4)$$

计算 $d(B_i, B_s) = \|B_i - B_s\|_2$, 其中 $\|\cdot\|_2$ 表示矩阵 $\cdot$ 的 2 范数. 如果 $d(B_l, B_s) = \min_i d(B_i, B_s)$, 则 A_s 与 A_l 属于同一类.

2 伪模块 2D PCA 方法

2.1 基本思想

伪模块 2D PCA 方法的基本思想是在模块 2D PCA 的基础上通过寻找新的投影方向 w 以尽可能地保持原样本的变化信息, 同时又使得降维后的同类样本尽可能保持相似.

令训练样本分块后的图像矩阵为

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} A_{ij,11} & \cdots & A_{ij,1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{ij,p1} & \cdots & A_{ij,pq} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 A_{ij} 表示第 i 类的第 j 个样本, 每个训练样本图像被分为 pq 块, 则第 i 类样本共有 $n_i \times pq$ 个子图像矩阵. 为此构造如下优化问题:

$$\begin{cases} \max_w \sum_{i=1}^c \sum_{j,k=1}^{n_i} \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q ((A_{ij,mn} - B)w)^T ((A_{ik,mn} - B)w) \\ \text{s.t.} \quad w^T w = 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q A_{i,kl} \qquad N = \sum_{i=1}^c n_i pq$$

实际上目标函数可化为

$$\sum_{i=1}^c \sum_{j,k=1}^{n_i} \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q ((A_{ij,mn} - B)w)^T ((A_{ik,mn} - B)w) =$$
$$\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q ((A_{ij,mn} - B)w)^T ((A_{ij,mn} - B)w) + \sum_{i=1}^c \sum_{j,k=1}^{n_i} \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q ((A_{ij,mn} - B)w)^T ((A_{ik,mn} - B)w) \quad (7)$$

式(7)右边第一项就是模块 2D PCA 目标函数的变化形式,第二项反映了降维后同类样本数据的相关程度.求解式(7)优化问题可得

$$Mw = \lambda w \tag{8}$$

其中

$$M = \sum_{i=1}^c \sum_{j,k=1}^{n_i} \sum_{m=1}^p \sum_{n=1}^q (A_{ij,mn} - B)^T (A_{ik,mn} - B)$$

式中 λ 为 M 的特征值.

容易证明 M 为 $n_1 \times n_1$ 的非负定矩阵.最优投影向量组 $t_1, t_2, \cdots, t_r$ 可取为 M 的 r 个最大特征值所对应的标准正交的向量.令 $Q' = [t_1, t_2, \cdots, t_r]$, Q' 称为最优投影矩阵.

2.2 特征矩阵抽取

使用最优投影矩阵 Q' 抽取特征矩阵.训练样本 A_i 的特征矩阵为

$$C_i = \begin{bmatrix} A_{i,11}Q' & \cdots & A_{i,1q}Q' \\ \vdots & & \vdots \\ A_{i,p1}Q' & \cdots & A_{i,pq}Q' \end{bmatrix} \tag{9}$$

2.3 分类

测试样本 A_t 的特征矩阵为

$$C_t = \begin{bmatrix} A_{t,11}Q' & \cdots & A_{t,1q}Q' \\ \vdots & & \vdots \\ A_{t,p1}Q' & \cdots & A_{t,pq}Q' \end{bmatrix} \tag{10}$$

计算 $d(C_i, C_t) = \|C_i - C_t\|_2$, 如果 $d(C_t, C_i) = \min_i d(C_i, C_t)$, 则 A_t 与 A_i 属于同一类.

3 仿真实验

实验是在 ORL 标准人脸库上进行的.此人脸库由 40 人、每人 10 幅图像组成,其中有些图像拍摄于不同时期,人的面部表情和脸部细节有着不同程度的变化,比如眼睛睁或闭,笑或不笑,戴或不戴眼镜.人脸的姿态也有相当程度的变化,深度旋转和平面旋转可达 20° ,人脸的尺度也有多达 10% 的变化.图像的分辨率为 112×92 像素.

实验中以每人前 5 幅图像作为训练样本,后 5 幅图像作为测试样本.总训练样本和测试样本数都是 200.实验得到的正确识别率和判别矢量数目的关系见图 1.试验中对原始图像进行了 $2 \times 2, 2 \times 4, 4 \times 4$ 的分块,3 种情况下子矩阵的大小分别为 56×46 像素、 56×23 像素、 28×23 像素.分别使用 2D PCA、模块 2D PCA 和伪模块 2D PCA 方法实验得到的结果如图 1 所示.使用的分类器是最小距离分类器.

实验结果表明,在判别矢量数量相同的情况

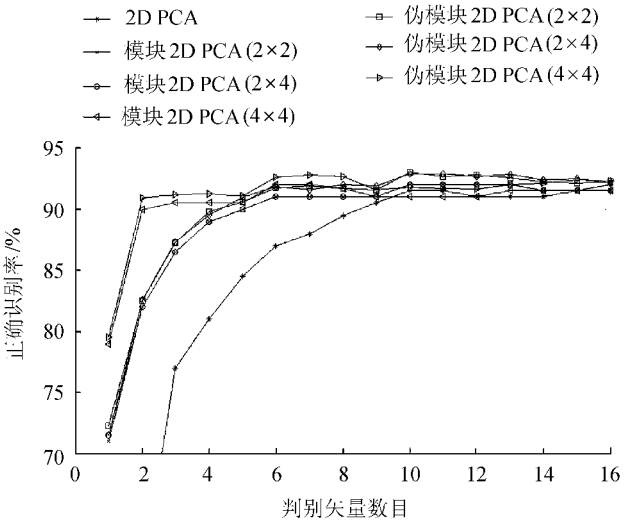


图 1 ORL 人脸库上的实验结果
Fig.1 Experimental results on ORL database

下,伪模块 2D PCA 方法得到的识别精度高于模块 2D PCA(至少不低于).最优识别精度伪模块 2D PCA 方法略优于模块 2D PCA.这是由于伪模块 2D PCA 方法不但有效利用了样本的整体信息,还有效利用了样本的类内信息,使得降维后的同类样本尽可能聚集,从而有利于分类.

4 结 语

本文提出了一种新的数据降维方法——伪模块 2D PCA 方法.相对于模块 2D PCA 方法和 2D PCA 方法,伪模块 2D PCA 方法不但可充分利用样本的整体信息,还能有效利用样本的类内信息,使降维后类内样本尽可能相似,从而有利于分类.实验结果证明该方法是有效的.

参考文献：

[1] DUDA R O,HART P E,STOCK D G. Pattern classification[M] .2th ed. New York :John Wiley & Sons Inc. ,2000.
[2] ANDREW R. Webb statistical pattern recognition[M] .2th ed. New York :John Wiley & Sons Inc. ,2002.
[3] BISHOP C M. Pattern recognition and machine learning[M] . New York :Springer Science + Business Media,2006.
[4] 边肇祺,张学工. 模式识别[M] .2 版. 北京 清华大学出版社,2000.
[5] TURK M,PENTLAND A. Eigenface for recognition[J] . Journal of Cognitive Neuroscience, 1991,3 :71-86.
[6] SIROVICH L,KIRBY M. Low-dimensional procedure for characterization of human faces[J] . J Optical Soc Am,1987,4 :519-524.
[7] KIRBY M,SIROVICH L. Application of the KL procedure for the characterization of human faces[J] . IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,1990,12(1) :103-108.
[8] YANG Jian,ZHANG D,FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA :a new approach to appearance-based face representation and recognition[J] . IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence,2004,26(1) :131-137.
[9] 陈伏兵,陈秀宏,张生亮,等. 基于模块 2D PCA 的人脸识别方法[J] . 中国图象图形学报,2006,11(4) :580-585.
[10] 孙廷凯,冯爱民,陈松灿. 基于相关性度量的伪主成分分析[J] . 南京航空航天大学学报, 2006,38(6) :732-736.

Face recognition method based on pseudo modular 2D PCA

CHU Rong

(College of Electrical Engineering , Hohai University , Nanjing 210098 , China)

Abstract : A novel face recognition method, pseudo modular 2D PCA, was proposed based on the modular 2D PCA. The pseudo modular 2D PCA shares the following advantages with the modular 2D PCA : There is no need to transform the image matrices into the image vectors before the feature extraction ; The dimension reduction of identification features can be done quickly ; The singular value decomposition of the matrices can be absolutely avoided. Meanwhile, the propose method can preserve the variation information of the original samples during the process of the dimension reduction, and it can keep the similarity among the samples of the same class after the process of the dimension reduction. The experimental results of ORL face image database demonstrate that the recognition performance of the pseudo modular 2D PCA is better than that of the modular 2D PCA.

Key words : 2D PCA ; pattern recognition ; face recognition ; feature extraction