

一种融合模块 2DPCA 与 PCA 的人脸识别方法

黄海波, 全海燕, 谢鹏

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

摘要: 针对主成分分析(PCA)求解高阶矩阵计算量很大和模块二维主成分分析(M2DPCA)特征数量仍然较大且有一定的相关性的问题,提出了融合模块 2DPCA 与 PCA 的方法进行人脸识别.该方法先通过 M2DPCA 对子图像进行特征提取,然后把每个图像中的子图像按分块的顺序重新组成新的矩阵,再对新的矩阵进行 PCA.在 ORL 人脸库中实验,结果表明,该算法在一定程度上去除了特征参数间的相关性并大大减少了特征维数.

关键词: 模块二维主成分分析;主成分分析;特征提取;人脸识别

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.2095-476X.2013.06.019

A method for face recognition by fusing modular 2DPCA with PCA

HUANG Hai-bo, QUAN Hai-yan, XIE Peng

(Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that principal component analysis (PCA) leads to a large amount of calculation in solving high rank-matrix and the modular two-dimensional principle component analysis (2DPCA) is still large in feature calculation and a certain correlation still exists in feature extraction, a method fusing the Modular 2DPCA with PCA was put forward. The method extracted feature from sub-image using M2DPCA and re-formed a new matrix according to the order of sub-images of each image, then PCA was carried out on the new matrix. The experimental results in ORL human face database showed that the correlation among feature parameters was removed to a certain extent and it also greatly reduced the dimension of features.

Key words: modular two-dimensional principle component analysis (M2DPCA); principal component analysis (PCA); feature extraction; face recognition

0 引言

在人脸识别中,特征提取是一个关键问题,一直都受到高度重视.其目的是抽取最优的特征表示,而主成分分析 PCA (principal component analysis) [1-2] 是经典的特征抽取方法之一,目前在人脸

识别中仍被广泛地应用 [3].

PCA 的主要思想是将原始图像矩阵转换为向量,通过计算图像向量的总体散布矩阵,并求出一组使得总体散布矩阵最大的标准正交向量组,作为最优投影轴.而人脸图像是高维的,求取最优特征向量组的计算量是很大的,针对这个问题,文献 [4]

收稿日期: 2013 - 10 - 27

基金项目: 国家自然科学基金项目 (D0405); 云南省自然科学基金项目 (2009ZC048M)

作者简介: 黄海波 (1988—), 男, 安徽省六安市人, 昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为模式识别.

通信作者: 全海燕 (1970—), 男, 云南省红河州人, 昆明理工大学副教授, 博士, 主要研究方向为信号处理与模式识别.

提出了模块二维主成分分析 M2DPCA(modular two-dimensional principal component analysis) 的方法. 此方法对每个图像进行分块, 进而求子图像的总散布矩阵. 由于是对二维子图像进行特征抽取, 因而减少了计算量, 提高了识别率和识别速度. 文献 [5-6] 提出采用二维投影与 PCA 结合的方法, 提高二维图像的特征抽取速度, 但由于抽取出的特征是矩阵, 并且提取的特征参数间仍存在一定相关性, 故可通过 PCA 对其再降维, 抽取少量特征进行分类, 以提高分类速度和识别率. 由于在二维投影时, 原始图像存在局部特征的差别, 结合两者的优点, 既可去除特征向量间的相关性, 又能大大减少特征维数.

本文拟采用融合模块 2DPCA 与 PCA 的人脸识别方法, 在提取特征时先后进行 M2DPCA 和 PCA, 并对该算法的有效性在 ORL 库上进行验证.

1 主成分分析(PCA) 人脸识别法

特征抽取是指通过已有特征的组合建立一个新的特征集. PCA 的实质就是在尽可能好地代表原始数据的前提下, 通过线性变换将高维空间中的样本数据投影到低维空间中.

设人脸库图像大小为 m 像素 $\times n$ 像素, 则每幅图像可以用按行或者按列的形式转换成 M 维向量, 其中 $M = m \times n$. 设有 C 类样本, 每类的训练样本数为 N_i , P 是训练样本总数 $P = \sum_{i=1}^C N_i$, A_i 表示第 i 幅图像所形成的行向量, 则样本集的总协方差矩阵为

$$S = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (A_i - \mu)(A_i - \mu)^T$$

其中, 所有样本的均值行向量

$$\mu = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p A_i$$

定义准则函数

$$J(X) = X^T S X \tag{1}$$

最大化该准则函数式 (1) 的单位向量 X 称为最优投影矩阵. 求出 S 的前 r 个最大的非零特征值所对应的特征向量. PCA 方法就是寻找一组正交归一化的最优投影矩阵 $X = (X_1, X_2, \dots, X_r)$, 将训练样本投影到特征空间, 得到 $B_i = A_i X (i = 1, 2, \dots, p)$. 构成新的训练样本集 $B = [B_1, B_2, \dots, B_p]$, 此时训练样本矩阵的大小为 $p \times r$.

一般来说, 在样本类别数较多的情况下, 需要

寻找一组满足标准正交条件且极大化准则函数式 (1) 构成的最优投影向量 X_1, X_2, \dots, X_r .

对于测试样本, 把待测样本 A 投影到最优投影矩阵 X , 得到相应的 $B = AX$; 接下来可以运用模式分类进行识别.

主成分分析 PCA 在人脸识别中有着重要的地位, 但在特征提取时需将原始样本矩阵转换成向量的形式, 导致求解高维矩阵的难度加大, 运算时间长.

2 模块 2DPCA 人脸识别法

模块 2DPCA 方法^[4,7] 是先将一个 $m \times n$ 的图像矩阵 A 分成 $p \times q$ 模块图像矩阵, 即

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & \dots & A_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{p1} & \dots & A_{pq} \end{pmatrix}$$

其中, 每个子图像矩阵是 $m_1 \times n_1$ 矩阵 ($pm_1 = m, qn_1 = n$).

设有 C 类样本: w_1, w_2, \dots, w_c . 每类有训练样本 N_i 个 A_1, A_2, \dots, A_M 为所有训练样本图像 ($M = \sum_{i=1}^C N_i$), 每个样本图像是 $m \times n$ 矩阵. 训练样本 A_i 的 $p \times q$ 模块图像矩阵表示为

$$A_i = \begin{pmatrix} (A_i)_{11} & \dots & (A_i)_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1} & \dots & (A_i)_{pq} \end{pmatrix}$$

则训练图像样本的子图像矩阵的总散布矩阵

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q ((A_i)_{kl} - \bar{A})^T ((A_i)_{kl} - \bar{A})$$

其中 $N = Mpq$ 表示训练样本子图像矩阵总数, $\bar{A} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^p \sum_{l=1}^q (A_i)_{kl}$ 为所有训练子矩阵均值矩阵. 容易证明 G 为 $n_1 \times n_1$ 非负定矩阵.

同 PCA 方法^[8-9] 一样, 寻找一组正交归一化的最优投影矩阵. 取 G 的前 d 个最大的特征值所对应的标准正交的特征向量组成的最优投影矩阵 $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_d)$.

$$\text{训练样本 } A_i = \begin{pmatrix} (A_i)_{11} & \dots & (A_i)_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1} & \dots & (A_i)_{pq} \end{pmatrix} \text{ 的特征矩}$$

阵为

$$B_i = A_i Z = \begin{pmatrix} (A_i)_{11} Z & \dots & (A_i)_{1q} Z \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (A_i)_{p1} Z & \dots & (A_i)_{pq} Z \end{pmatrix}$$

对于测试样本,把待测样本 $A =$

$$\begin{pmatrix} A_{11} & \cdots & A_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{p1} & \cdots & A_{pq} \end{pmatrix}$$

投影到最优投影矩阵矩阵,得到相应特征矩阵 $B = AZ$,即

$$B = \begin{pmatrix} A_{11}Z & \cdots & A_{1q}Z \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{p1}Z & \cdots & A_{pq}Z \end{pmatrix}$$

将待测样本特征矩阵 B 与训练样本的特征矩阵 B_i 比较,通过最小距离分类器,判别出该待测样本属于训练库中哪一类的哪一幅图像。

M2DPCA 在求取特征值时,由于避免了将原始样本矩阵转换成高维向量,计算量以及特征抽取时间减少,优于 PCA,但最终得到的样本的维数比较高,特征参数间存在一定的相关性。为了有效消除特征参数间存在的相关性,本文提出融合 M2DPCA 与 PCA 的人脸识别法。

3 模块2DPCA和PCA相融合的人脸识别法

3.1 训练阶段

开始进行M2DPCA,将维数为 $m \times n$ 的人脸样本矩阵分成 $p \times q$ 模块矩阵。每个子模块大小为 $m_1 \times n_1$,其中 $pm_1 = m$, $qn_1 = n$;接下来通过所有训练样本中的子图像矩阵计算总体散布矩阵 G ,求解 G 的前 d 个最大特征值所对应的特征向量组成的最优投影矩阵 $Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_d)$ 构成 $n_1 \times d$ 特征矩阵。将所有训练样本的子模块矩阵投影到 Z 上,抽取出图像 A_i 的特征为: $B_i = A_i Z$ 构成 $m \times dq$ 矩阵,得到训练样本构成的矩阵为 $B = [B_1, B_2, \dots, B_N]$, N 为图像样本总数。

进行PCA:将M2DPCA所抽取到的训练样本特征 B_i 转换成 $1 \times mdq$ 行向量 b_i ,然后再将 B 构成一个新的样本矩阵 $b = N \times mdq$,求出 N 个样本 b_i 的总体均值 $\bar{b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N b_i$,则新样本的总体散布矩阵 S ,求出 S 的前 r 个最大特征值所对应的特征向量组成的最优投影向量组 $X = (X_1, X_2, \dots, X_r)$,则所有样本投影到 X 上得到 $C_i = b_i X (i = 1, 2, \dots, N)$,其维数已经降到 $1 \times r$,构成向量组 $C = [C_1, C_2, \dots, C_N]$,以此作为最终投影特征存入人脸识别数据库。

算法的具体步骤如下:

1) 将原始图像 A_i 分成 $p \times q$ 块,求子块的总体散布矩阵 G ;

2) 求总体散布矩阵 G 的前 d 个最大特征值对应的特征向量组成的最优投影矩阵 Z ;

3) 将训练样本投影到最优投影矩阵 Z 上,得到 $B_i = A_i Z$ 构成新的训练样本库 B ;

4) 将新的训练样本库 B 中每个新样本转换成行向量 b_i ,求其总体散布矩阵 S ;

5) 在总体散布矩阵 S 的基础上,求取最优投影矩阵 X ,得到 $C_i = b_i X$ 构成向量组 C ,作为最终投影特征存入人脸识别数据库。

3.2 测试阶段

将待测样本 A 先投影到 Z 上,得到 $B = AZ$,再将 B 转为行向量 b ,将其投影到 X 上,得到 $C = bX$ 。再将 C 与数据库中的每一个 C_i 比较,通过最小距离分类器,判别出测试样本属于训练库中哪一类的哪一幅图像。

算法的具体步骤如下:

1) 将待测样本 A 分成 $p \times q$ 块,投影到最优投影矩阵 Z 上,得到 $B = AZ$;

2) 将1)求得的 B 转换成行向量 b ,将其投影到 X 上,得到 $C = bX$;

3) 通过最小距离分类器,比较 C 与数据库中的 C_i ,作出判别。

4 实验结果与分析

本实验采用的是 ORL 人脸库样本。该人脸库包含40个人,每人有10幅图像,每幅大小为112像素 \times 92像素的正面图像,包含一定的光照、姿态、角度和面部细节等变化。本实验分别选取 ORL 库中每人的前5幅图片作为训练样本,后5幅作为测试样本,这样训练与测试样本总数均为200个。

实验结果如图1—4所示。在图1中,原始图像被分成 4×4 模块;图2中,分成 4×2 模块;图3中,分成 4×1 模块。在3种情况下,每个子模块的大小分别为 28×23 , 28×46 , 28×92 。本文的M2DPCA与PCA结合的方法中求M2PCA的总体散布矩阵的大小分别是 23×23 , 46×46 , 92×92 。每一组实验中分别取前 d 个特征值所对应的特征向量所组成的最优投影矩阵,其大小分别是 $112 \times 4d$, $112 \times 2d$ 和 $112 \times d$ 。在PCA阶段,3种分块对应的总体散布矩阵大小为 $448d \times 448d$, $224d \times 224d$, $112d \times 112d$,均取其 $r = 30$ 个特征值所对应的特征向量所组成的最优投影向量组为 $448d \times 30$, $224d \times 30$, $112d \times 30$ 。最终使

得原始图像的维数由 10 344 降到 30 维. 本文融合 M2DPCA 与 PCA 方法中分类采用的是最小距离分类器. 鉴于特征向量个数不同, 图 1—3 给出了本文方法与 M2DPCA 在特征向量不同个数情况下的识别率.

从图 1—3 中可以看出, 本文方法的识别率优于 M2DPCA. 并且, 图 1—3 共同说明在鉴别矢量个数达到一定程度时识别率反而下降, 主要是由于鉴别矢量增加的同时, 会引入一些次要人脸模式和噪声, 增加了数据的冗余性, 导致在用最小距离分类器时, 采用累加使得最小值发生变化, 使得识别率下降.

图 4 说明在本文的算法中并不是分块越多越好. 由于人脸结构的特点, 分块越多, 每个子块包含的信息越少, 在识别过程中会被误认为相似子块, 影响分类效果. 故在本文融合 M2DPCA 与 PCA 的方法中, 4×1 分块方式在识别率上优于 4×2 与 4×4 分块方式.

由上述的实验结果发现, 本文方法中的第一阶段在求 M2DPCA 的最优投影矩阵时, 鉴别矢量在 5—16 个, 识别率已经趋于稳定. 为了进一步比较本文方法与双向压缩 2DPCA (LR2DPCA) 和 PCA 结合的方法, 对它们在 ORL 人脸库实验中得到的最终相同维数进行比较, 发现二者所达到的识别率不同. 故在二维投影中水平方向压缩 (R2DPCA) 和垂直方向压缩 (L2DPCA) 分别取 $d = 5$ 和 $e = 5$ 作为鉴别矢量个数, 对比结果见表 1. 表 1 中括号内表示在此识别率下的特征维数, 可以看出特征维数降到最低时, 本文方法能够稳定在较高识别率上.

5 结论

本文提出融合模块 2DPCA 与 PCA 的人脸识别算法: 先用模块 2DPCA 对图像矩阵进行特征提取和降维, 得到特征矩阵, 再用 PCA 对其作进一步的特征提取和降维. 该方法的突出优点是在一定程度上

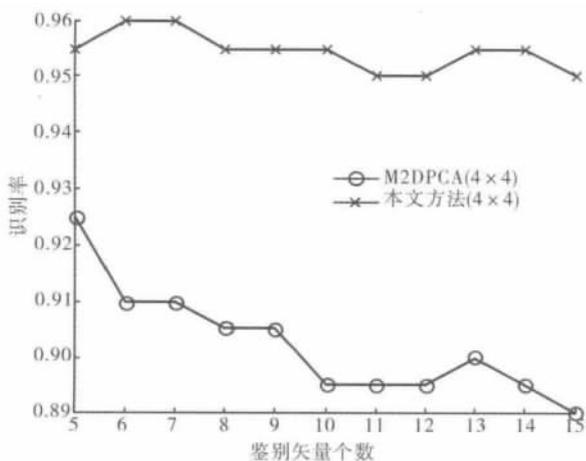


图 1 本文方法与 M2DPCA 的比较 (4x4)

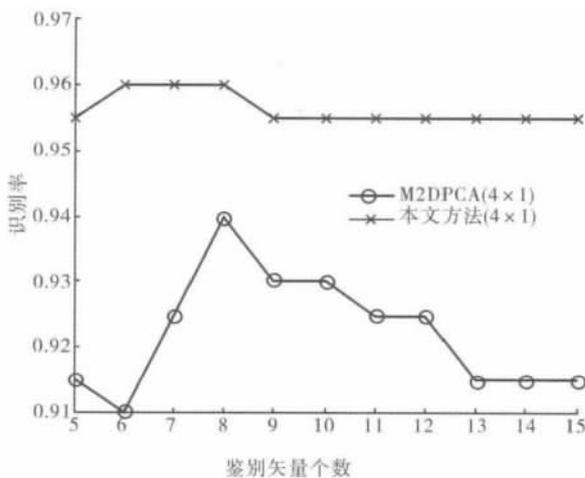


图 3 本文方法与 M2DPCA 的比较 (4x1)

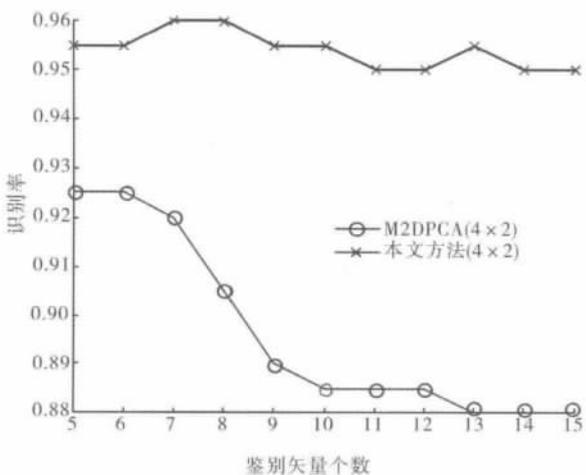


图 2 本文方法与 M2DPCA 的比较 (4x2)

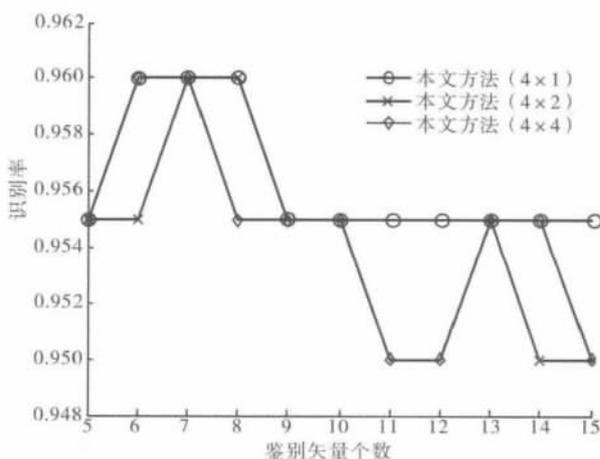


图 4 本文方法 3 种分块方式比较

表 1 不同识别算法对不同特征值及对应维数的识别率比较

算法	$r = 10(10 \times 1)$	$r = 15(15 \times 1)$	$r = 18(18 \times 1)$	$r = 20(20 \times 1)$	$r = 22(22 \times 1)$
L2DPCA + PCA	0.820 0	0.865 0	0.895 0	0.890 0	0.890 0
R2DPCA + PCA	0.855 0	0.865 0	0.865 0	0.870 0	0.860 0
LR2DPCA + PCA	0.845 0	0.870 0	0.875 0	0.885 0	0.895 0
	4×1	0.950 0	0.950 0	0.955 0	0.960 0
M2DPCA + PCA	4×2	0.955 0	0.955 0	0.955 0	0.945 0
	4×4	0.945 0	0.940 0	0.950 0	0.950 0

消除了特征参数间的相关性,达到了很好的降维效果,同时保证了较高的识别率.在 ORL 人脸库进行实验,结果表明该方法十分有效,优于模块 2DPCA 和双向压缩 2DPCA 与 PCA 结合的 2 种方法.

参考文献:

- [1] Gao C B, Zhou J L, Pu Q. Theory of fractional covariance matrix and its applications in PCA and 2DPCA [J]. Expert Systems with Applications 2013, 40: 5395.
- [2] 焦斌亮, 陈爽. 基于 PCA 算法的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用 2011, 47(18): 201.
- [3] 龚劬, 卢力, 廖武忠. 基于主成分分析的人脸个体差异识别算法 [J]. 计算机工程 2012, 38(1): 45.
- [4] 陈伏兵, 陈秀红, 张生亮, 等. 基于模块 2DPCA 的人脸识别 [J]. 中国图象图形学报 2006, 11(4): 580.
- [5] 李娟, 何伟, 张玲, 等. 双向压缩的 2DPCA 与 PCA 相结合的人脸识别算法 [J]. 计算机应用, 2009, 29(6): 245.
- [6] 张生亮, 杨静宇. 二维投影与 PCA 相结合的人脸识别算法 [J]. 计算机工程 2006, 32(16): 165.
- [7] 张龙翔. 改进的模块 2DPCA 人脸识别 [J]. 计算机工程与应用 2010, 46(13): 147.
- [8] Ali Mashhoori, Mansoor Zolghadri Jahromi. Block-wise two-directional 2DPCA with ensemble learning for face recognition [J]. Neurocomputing 2013, 108: 111.
- [9] 陈伏兵, 谢永华. 分块 PCA 鉴别特征抽取能力的分析研究 [J]. 计算机科学 2006, 33(3): 155.
- [39] Shin C M, Lee J Y, Heo J H, et al. Effects of the annealing duration of the ZnO buffer layer on structural and optical properties of ZnO rods grown by a hydrothermal process [J]. Applied Surface Science 2009, 255: 8501.
- [40] You J B, Zhang X W, Fan Y M, et al. Effects of crystalline quality on the ultraviolet emission and electrical properties of the ZnO films deposited by magnetron sputtering [J]. Applied Surface Science 2009, 255: 5876.
- [41] Huang J H, Wang C Y, Liu C P, et al. Large-area growth of vertically aligned ZnO pillars by radio-frequency magnetron sputtering [J]. Appl Phys (A) 2007, 87(3): 749.
- [42] Peng L P, Fang L, Yang X F, et al. Characteristics of ZnO in thin films prepared by RF magnetron sputtering [J]. Physica E 2009, 41(10): 1819.
- [43] Sutthana S, Hongsith N, Choopun S. AZO/Ag/AZO multi-layer films prepared by DC magnetron sputtering for dye-sensitized solar cell application [J]. Current Applied Physics 2010, 10: 813.
- [44] 甘小燕, 李效民, 高相东, 等. 电化学沉积法制备纳米多孔 ZnO/曙红复合薄膜 [J]. 无机材料学报 2009, 24(1): 73.
- [45] 王春梅, 杨立荣, 段满珍, 等. 沉积电压对电化学合成纳米 ZnO 多孔薄膜的影响 [J]. 兵器材料科学与工程, 2008, 31(1): 63.

(上接第 52 页)