

文章编号:1000-582X(2004)03-0028-04

基于加权主元分析(WPCA)的人脸识别*

乔宇, 黄席樾, 柴毅, 邓金城, 陈虹宇

(重庆大学自动化学院 导航与制导研究室, 重庆 400030)

摘要:将特征加权和主元分析相结合,提出了一种新的加权主元分析方法;这种方法先根据加权重建误差最小化,计算出各类训练样本的加权子空间,然后计算测试样本点到各加权子空间的距离,并根据该距离进行分类识别。最后,通过对剑桥 ORL 数据库进行的试验证明,该方法与传统的主元分析相比可以在不增加运算量的情况下大大提高识别率。

关键词:主元分析;特征加权;人脸识别

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

近 20 年来人脸识别由于其广阔的应用前景和独特的学术价值,成为计算机视觉领域内的热门课题。与其它生物识别(Biometric)技术,如指纹、虹膜、笔迹等相比,人脸识别无需接触和使用者的刻意配合,非常适合公共场合的监视保安系统。同时,人脸也是人们日常生活中识别对方的主要手段,人具有非常强大的人脸记忆和识别能力,研究人脸图像对于加深对人类自身视觉系统和认知系统的理解也有重要的意义。

按照使用特征和分类方法的不同,人脸识别可以大致分为 3 类^[1-2]:1)提取人脸几何特征的方法;2)基于特征分析的模板匹配;3)统计分析的方法,如主元分析、弹性图匹配(Elastic Graph Matching)方法、隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model)方法以及神经网络的方法。其中,基于主元分析的本征脸(Eigenface)^[3-4]的方法,由于计算简单,概念清晰易于实现,一直受到研究者的广泛关注。但是传统的主元分析方法,平均地对待每一个像素特征,无视不同的特征在识别中起作用的不同。笔者提出了一种新的加权主元分析方法,对每维特征设定一个加权系数,并以加权重建误差最小为目标,计算出加权子空间;根据测试样本点到加权子空间的距离进行分类。最后以 ORL 人脸数据库为基础实验,并比较主元分析和加权主元分析两种方法。所提出的加权主元分析方法也可方便地推广

到其它对象的识别问题中去。

1 主元分析

主元分析(Principal Component Analysis)^[4-5],又称为 K-L 变换是一种非常有效的降维和压缩方法,被广泛应用到图像分析,数据压缩,数据挖掘和模式识别等领域。主元分析方法的输入是 k 个 n 维位向量 a_1, a_2, \dots, a_k 构成的样本集 A , 计算其协方差矩阵 $S = \sum_i (a_i - \bar{a})(a_i - \bar{a})^T$, 这里 $\bar{a} = 1/k \sum_i a_i$ 为平均值。输出是协方差矩阵 S 的前 q ($q \ll n$) 大个特征值对应的特征向量 $U = [u_1, u_2, \dots, u_q]$, u_1, u_2, \dots, u_q 也被称为主成分分量。 U^T 可以看成是一个从 n 维向量 x 到 m 维向量 y 的线性映射矩阵,转换公式是 $y = U^T(x - \bar{a})$ 。主成分分量构成的投影矩阵 U 有如下的特点:

- 1) 最小化所有样本的重建误差: $E = \min \sum_{i=1}^k |a_i - \bar{a} - UU^T(a_i - \bar{a})|$;
- 2) 最大化样本集在低维投影的方差,比如,对应于最大特征值的特征向量 $u_1 = \underset{u}{\operatorname{argmax}} \{ \sum_i |a_i u^T|^2 \}$;
- 3) a_i 的低维投影 y_i 的协方差 U 矩阵 $Q = \sum_i y_i y_i^T$ 是一个对角阵,因此主元分析消除了原始特征的相关

* 收稿日期:2003-09-20

基金项目:国家自然科学基金资助(69674012)

作者简介:乔宇(1978-),男,河南南阳人,重庆大学硕士研究生,研究方向:计算视觉,图形处理,智能控制。

性。

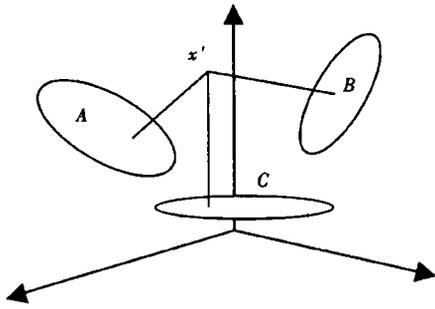


图1 点到子空间距离

图1中, x' 为测试样本, A,B,C 代表三个不同人脸形成的子空间。

在人脸识别中,每张人脸可以看作是高维空间 R^N 中的一个向量,空间的维数等于图像的大小,比如 64×64 的人脸 $N=4\ 096$ 维。利用主元分析,可以求出同一个人的多个训练样本(人脸图像)所构成的子空间,这个子空间的基是由主元分析得出的特征向量构成,通常取对应于前 q 个特征值对应的特征向量;这些特征向量的维数与高维空间相同,所对应的图像由于人脸非常相似,因而又被称为本征脸。由于选取的特征向量的个数远小于高维空间的维数,因而子空间的维数要远低于高维空间。同时这个子空间是由某同一个人脸的样本分析得出的,近似的可以认为是这个人人脸图像所构成的子空间。子空间中的一个点对应于一张人脸图像。识别的时候,对于一个新输入的人脸样本 x ,可以计算该点到在子空间的投影 $y = U^T(x - \bar{a})$,并计算样本点与其在子空间投影间欧氏的距离,这个距离也被称为点到特征空间距离 DFFS(Distance from Feature Space)^[4],数值上这个距离等于主元分析 PCA 的重建误差 $|x(Uy + \bar{a})|$ (图1)。这样,就可以根据测试样本距离不同人脸子空间的距离进行分类,把测试样本划分到其到子空间 DFFS 距离最短的一类。在使用主元分析的时候需要考虑特征向量的选取,通常可以先选取一个阈值 β ,比如 $\beta = 99\%$;然后选取 m 使得: $\sum_{i=0}^{m-1} \lambda_i / \sum_{i=0}^n \lambda_i \geq \beta$ 。这样可以保证,训练样本集在前 m 个轴上的能量占总能量的 99% 以上。

2 加权主元分析学习

传统的主元分析是一种基于均方差意义上重建误差和最小的线性分析方法,它提供了一个高维和低维

间的线性变换矩阵,这个变换矩阵可以通过求取协方差矩阵的特征向量获得而无需其它参数,具有计算效率高,概念清晰,推广性强等特点。但是它以各维特征欧氏距离上的重建误差和最小为目标,平均的对待每一维特征。事实上不同的特征在识别过程中所起的作用是不相同的,比如在人脸识别中,眼睛鼻子嘴巴等部位由于富有纹理和结构特征,往往是鉴别人脸的主要依据,相反脸颊额头(不包括轮廓信息)等,由于相对平滑和缺少变化在识别中所起的作用并不大。因而,可以设想通过加强某些对识别关键的特征,同时减弱某些与识别关系不大的特征或者冗余大的特征信息来提高识别率。具体的做法如下:

主元分析以寻找最小化训练样本的重建误差的变换矩阵 U (主元分析的特征向量)为目标:

$$J_1(U) = \sum_{k=1}^p \|(\bar{a} + Uy_k) - a_k\|^2 = \sum_{k=1}^p ((\bar{a} + Uy_k) - a_k)^T ((\bar{a} + Uy_k) - a_k).$$

其中, a_k 为训练样本, y_k 为其低维投影。

考虑到各维特征在识别中所起的不同作用,可以为每一维特征指定一个系数来代表其重要程度。进而构造样本 x_m 的加权重建误差计算公式:

$$J_2(U', x_m) = \sum_j w_j ((x_{0j} + Uy_{kj}) - x_{mj})^2 = ((x_0 + Uy_k) - x_m)^T W ((x_0 + Uy_k) - x_m)$$

这里加权系数对角阵 $W = \text{Diagonal}[w_1, w_2, w_3, \dots, w_n]$, $w_1 + w_2 + w_3 + \dots + w_n = n$;接下来的目标是找到变换矩阵 U' ,使得所有训练样本的加权重建误差和 $J_2(U)$ 最小化。

$$J_2(U') = \sum_m J_2(U', x_m) =$$

$$\sum_m (x_m - x_0)^T (U'U'^T - I) W (U'U'^T - I) (x_m - x_0)$$

这样加权主元分析的基也就是变换矩阵 U' 的列向量。

当然可以通过寻优的方法直接计算加权主元分析的变换矩阵 U' ,不过这种方法运算比较麻烦,为此在实际中,给出了一个近似算法,对于一定的加权系数对角阵 W ,定义其加权协方差矩阵如下:

$$S = \sum_{k=1}^p (x_k - x_0) W (x_k - x_0)^T$$

可以使用加权协方差矩阵 S 的特征向量作为变换矩阵 U' 。后面的实验也证明这样的方法具有很好的效果。

类似于主元分析,定义 U' 为加权子空间的基,定

义点 x 到加权子空间 U' 的距离为:

$$d = \sqrt{\| (U'U'^T x - x)^T W (U'U'^T x - x) \|}$$

同理,可以依据点 x 到加权子空间 U' 的距离进行分类。

3 实验

在实验中使用了剑桥 ORL 数据库^[6],该数据库共有 40 个人的脸部图像,每人 10 张图像,共计 400 张人脸灰度图像,大小均为 112 × 92。包括不同时间、不同表情和不同角度的人脸照片,较充分的反映了同一人不同人脸图像的变化和差异(图 2)。

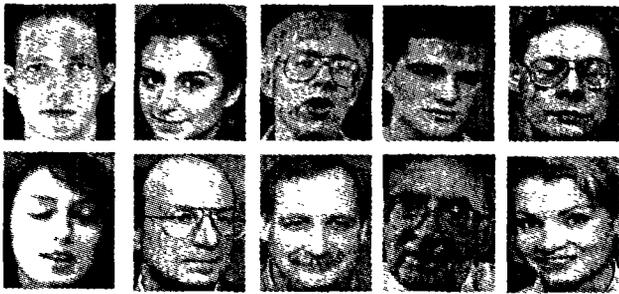


图 2 ORL 数据库中的一些人脸图像

在实验中,选用 7 张人脸作为训练样本,用其中另外 3 张人脸作为测试样本。考虑到对于每个人如果仅仅采用 7 张人脸作为训练样本,样本数目过少无法形成良好的子空间;这里采用把人脸的图像进行放缩、平移等几何变化的方法,产生虚拟训练样本加入到训练集中的去,具体方案如下:

- 1) 把图像按原有比例放大 α 倍,其中 α 是一个 (0.95, 1.05) 间的随机数;
- 2) 每个图像作上下左右方向的平移,平移距离 d 为 (2, 6) 间的随机整数。

这样,每张人脸可以产生 5 张虚拟样本,每个人共有 $7 \times (5 + 1) = 42$ 张训练样本。对于每个人的 42 张训练样本,分别采用主元分析和加权主元分析的方法分析识别。采用主元分析时计算出的本征脸如图 3。

图 3 中右图为 30 个样本中的一个,上排为对应于 6 个最大特征值的本征脸(归一化到 0—255 显示)

在采用加权主元分析时,需各维特征的加权系数,这个加权系数可以通过大量样本的统计学习得来,但是这里总样本数量太少,不适合统计学习;为此采用一种“羽化”的方法。羽化函数具有高斯分布的形式,中间值大,四周值小。考虑到人脸识别时的主要信息集



图 3 主元分析本征脸

中在中部的眼睛、鼻子和嘴巴,构造如下的羽化加权函数:

$$w(i, j) = e^{-((i-x)^2 + (j-y)^2) / \delta^2}$$

这里, (i, j) 代表该维特征(象素点)在图像中的位置, (x, y) 是羽化的中心。在实际操作中,分别取羽化中心为 (46, 56) 和 (46, 45), 其中 (46, 56) 是图像的中心, (46, 45) 则大至在眉心(两眼连线的中心)位置(加强眼部信息)。图 4 给出采用加权主元分析时本征脸的例子。

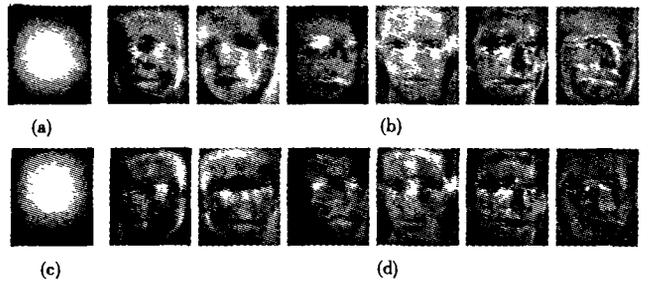


图 4 加权主元分析本征脸

图中第一行(a)取羽化中心为 (46, 56), 第二行(c)取羽化中心为 (46, 45); 每一行中, (a) 和 (c) 为羽化加权函数, (b) 和 (d) 是本征脸。

在识别过程中,依据点到各类子空间距离进行分类。图 5 中的曲线分别给出了主元分析、羽化中心为 (46, 56) 和 (46, 45) 时,加权主元分析随特征向量而变化时的相对于测试样本的识别率(3 种方法在训练集上的样本集都是 100%)。

可以看出相对于主元分析,加权主元分析可以大大的提高识别率;同时,羽化中心取 (46, 45) 时的识别率高于取 (46, 56) 时,这说明眼睛附近的信息对识别有着特别重要的作用;羽化仅仅是一种粗略的加权系数估算方法,但是已经完全可以证明加权主元分析方法的有效性。可以设想,如果有足够多的人脸用于估

计加权系数,识别率势必会得到进一步提高。

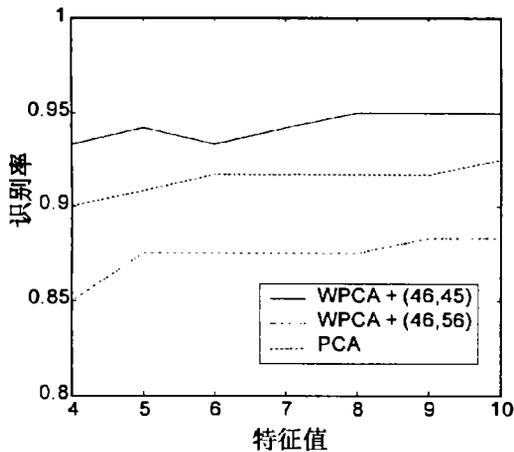


图5 识别率与特征值间的关系

3 结论

提出了一种新的基于特征加权和主元分析的分析方法-加权主元分析,并给出了该方法的数学推导和变换矩阵,该方法通过加强某些重要特征在识别中的作用来提高识别率。通过在 ORL 数据库上的人脸识别的试验,证明该方法相比传统主元分析,在几乎不增

加运算量的基础上,可大大提高识别率。未来的工作包括:1)加权系数矩阵的计算方法;2)把加权主成分分析与其他特征相如 Gabor 等相结合构建新的人脸识别算法;3)从理论上更加深入研究加权对于子空间的影响。

参考文献:

- [1] CHELLAPPA R, WILSON C L, SIROHEY S. Human and Machine Recognition Of faces: A Survey[J]. Proc. IEEE, 1995, 83:705-741.
- [2] 张翠平,苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图像图形学报,2000,5(A版)(11),885-894.
- [3] 彭辉,张长水,荣钢,等. 基于 K-L 变换的人脸自动识别方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),1997,(03):67-70.
- [4] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for Recognition[J]. J. Cognitive Neuroscience, 1991,3(1): 71-86.
- [5] JOLLIFFE I T. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer - Verlag, 1986.
- [6] SAMARIA F, HARTER A. Parameterization of a Stochastic Model for Human Face Identification[A]. 2nd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision December 1994[C]. Florida Sarasota.

Face Recognition Based on Weighted PCA

QIAO Yu, HUANG Xi-yue, CHAI Yi, DENG Jin-cheng, CHEN Hong-yu

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: This paper proposes a face novel recognition method based on Weighted PCA, which combined weighted features with PCA. At first, we calculate the weighted subspace for each class by minimizing the weighted reconstruction error. Then a test example is classified by the distance from weighted subspace. The experiments on Cambridge ORL database show that our Weighted PCA method can improve the recognition rate significantly without increasing the computation, when compared with PCA.

Key words: principal component analysis; weighted features; face recognition

(编辑 吕赛英)