

基于 PCA 算法的人脸识别

尹 飞,冯大政

(西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室,陕西 西安 710071)

摘 要:利用 PCA 算法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。PCA 可逆的线性变换矩阵对截断的误差在均方差意义下最小的特点,即以各维特征欧氏距离上的重建误差和最小为目标,平均对待每一维特征,来截取图像一部分能量,以降低获取数据的维数,提高识别的速度,同时尽可能地提高精度。

关键词:PCA 算法;误差;精度;线性变换矩阵

中图分类号:TP183

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)10-0031-03

Identification of Face Based on PCA Algorithm

YIN Fei, FENG Da-zheng

(National Key Lab. of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Using specialty of principle components analysis (PCA) algorithm provide linearity transformation matrix between hypsi-dimension and hyp-dimension, which should obtain by covariance performance vector and nothing parameter, PCA reversible linearity matrix interceptive error minimum on mean square error (MSE), that is to say, it is a target that use each dimension's characteristic Euler distance re-establishment error and minimum error, average all characteristic vector of each dimension, intercepting some energy of images, in order to reduce demension of capturing data and improve rate and accuracy of identification.

Key words: PCA algorithm; error; accuracy; linearity transformation matrix

0 引 言

近几年来,图像处理和识别技术得到了迅速的发展,常用的图像识别方法有统计模式识别方法、句法模式识别方法、模糊模式识别方法和神经网络识别方法。在图像识别中,基于神经网络的模式识别技术是当前研究的热点之一。运用神经网络原理的方法有许多,如基于径向基(RBF)、支持向量基(SVM)、Hebb 学习等^[1~4]。

神经网络在模式分类中,通常有两种作用:一是自动提取训练样本特征。如使用反向传播算法训练后的前馈网络的隐层节点就可看作是提取特征,这类网络的隐层神经元总数往往要少于训练模式向量,以达到降低维数的作用;二是对已提取的特征进行模式分类,其作用相当于统计模式中分类器的设计。所有方法中获取图像的能量不可能完全被利用。在满足误差的均方差最小的情况下就可以截断一部分能量,这样在提

取特征值时,可以降低输入数据的维数。文中的主成分分析(principle components analysis, PCA)算法就是基于这一点来处理数据的。

1 PCA 方法

1.1 PCA 方法的应用

人脸识别是一个具有广阔的应用前景和挑战性的研究课题,与指纹、视网膜、虹膜、基因等其他人体生物特征识别系统相比,人脸识别系统以其直接、友好、方便等特点更容易被用户所接受,成为近年来模式识别领域中的研究热点^[5]。前人提出了许多人脸识别的方法,其中主成分分析(PCA)法一直受到人们的关注。SIROVICH 和 KIRBY 首先采用 PCA 算法来表示人脸,而 TURK 和 PFENTLAND 提出了一个著名的人脸识别算法,称为“特征脸”。传统的基于 PCA 的特征脸法,选择那些较大特征值所对应的特征矢量用于识别,即主分量特征;也有人提出应选择较小的特征值所对应的特征矢量,即次分量特征。这些方法都是采取事先确定的方式去选取特征空间。

主成分又称主分量、主元素。它是研究如何通过

收稿日期:2008-01-13

作者简介:尹 飞(1978-),男,硕士研究生,研究方向为神经网络信号处理;冯大政,教授,博士生导师,研究方向为雷达信号处理、神经网络信号处理、盲信号处理。

原来变量的少数几个线性组合来解释随机向量的方差—协方差结构,是数据压缩和特征提取中一种多维向量的统计分析技术^[6]。在所分析的数据当中,可能有这样的情况发生,即 P 个变量的大部分变差能够由它们的 K (比 P 小得多) 个主成分(特殊的线性组合)来概括,且包含在这 K 个主成分中的信息几乎包括了原来 P 个变量的大部分信息,则可以用这 K 个主成分来代替原来的 P 个变量,简而言之,就是把 P 维变量变成 K 维($K \leq P$) 的不相关变量,并尽可能地维持原始数据之间的变化。

1.2 PCA 基本原理

不失一般性,设已知原始变量 x 为 d 维(假定其均值为 0),欲进行维数压缩为 m ($m < d$),应先计算输入向量的相关矩阵 R_{xx} 的特征值和特征向量,并将特征向量单位化,将特征值由大到小的次序排列;然后将原向量投影到前 m 个特征值对应的特征向量构成的子空间中去,用 $x_0', x_1', \dots, x_{m-1}'$ 表示投影后的各分量,则 x_0' 具有最大方差,与 x_0' 不相关方向中 x_1' 有最大方差,依此类推。从数值计算看,用 SVD 效果更好,因为对给定精度, SVD 要的计算精度是特征值计算的 1/2,且 SVD 可以充分利用标准程序^[2,7]。下面给出简要的公式推导:

由假设可知 $E[x] = 0$

令 u 代表一个 d 维的单位向量,即 $\|u\| = (u^T u)^{1/2} = 1$, x 在 u 上投影为:

$$a = x^T u = u^T x$$

a 也为随机变量,均值为 0,其方差为:

$$\delta^2 = E[a^2] = E[(u^T x)(x^T u)] = u^T E[xx^T] u = u^T R_{xx} u$$

其中 R_{xx} 为 $d \times d$ 维的自相关矩阵(均值为 0 时,也为协方差矩阵),它是对称阵。从上式可以看出 a 的方差 δ^2 是 u 的函数,即

$$\varphi(u) = u^T R_{xx} u$$

希望找到一个方向 u 使得方差 $\varphi(u)$ 达到最大,在极值处有小的扰动 δu 应满足:

$$\varphi(u + \delta u) \leq \varphi(u) \text{ 而}$$

$$\varphi(u + \delta u) = (u + \delta u)^T R_{xx} (u + \delta u) = u^T R_{xx} u + 2(\delta u)^T R_{xx} u + (\delta u)^T R_{xx} (\delta u)$$

忽略 δu 的二次项,可得:

$$(\delta u)^T R_{xx} u \approx 0 \quad (1)$$

$$(\delta u)^T u \approx 0 \quad (2)$$

即 δu 的方向近似与 u 正交,即只允许在方向上有变化,由于 u 本身量纲为 1,由式(1)、(2)可得,需要引入 λ 使得:

$$R_{xx} u = \lambda u$$

这是矩阵的特征方程,即 u 为 R_{xx} 的特征向量。 R_{xx} 为实对称阵时,它的特征值是非负实数,且对应不同特征值的特征向量是正交的。用各特征向量构成一个矩阵 $U = [u_0 u_1 \dots u_{d-1}]$,则有 $R_{xx} U = UV$,其中 V 为正交阵。

经变换有 $U^T R_{xx} U = V$,展开后有

$$u_j^T R_{xx} u_k = \begin{cases} \lambda_j & (k = j) \\ 0 & (k \neq j) \end{cases}$$

$$\text{即 } \varphi(u_j) = \lambda_j$$

可得前 m 个最大的特征值变换后的误差为 $e = x - x' = \sum_{j=m}^{d-1} a_j u_j$ 。即求 e 的最小值,便可得到最优解,图像处理也简单。

2 实验过程

2.1 实验原理

PCA 算法具有计算效率高、概念清晰、推广性强等特点。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。但它是各维特征欧氏距离上的重建误差和最小为目标,平均对待每一维特征。事实上不同的特征在识别过程中所起的作用是不同的,比如眼睛、鼻子和嘴巴等部位富有纹理和结构特征,在人脸识别过程中往往占有重要地位,是鉴别的主要依据。而脸颊和额头(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不大。因此,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。

文中所采用的 PCA 算法是基于以上原理基础进行了一定的改进,在读取原始数据进行变换后,将数据进行平均处理,即读入后保存的照片成为所有照片的平均照片,然后再提取特征值所对应的特征向量(在此所有的数据维数都没有发生改变)。再计算误差,在此抽取所获取图像的 90% 的能量来作为识别系统的参考信息(舍弃特征值最小的那部分能量)。能量的利用率超过 90%,甚至达到 100%,这对于识别的准确率的影响可以忽略,在试验中可以得到检验。

2.2 试验步骤

由于获取图片的随意性很大,但是考虑单一的图像,即很多人的脸,所以可以固定采集的像素在一个限定的值来提高确认的精度。算法流程图见图 1,步骤如下:

(1)预处理。首先采集一部分人脸图像作为原始的数据读入系统程序(Matlab 中的 imread 命令),将图

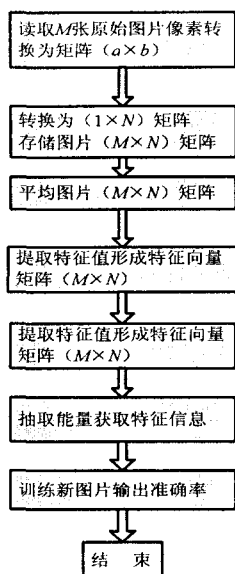


图 1 PCA 算法流程图

像转化成为 $a \times b$ (依据个人要求来定) 像素的矩阵, 然后平均图片来保存所读入的原始数据, 即对图像进行逐行逐列的扫描, 当遇到黑色像素时取其特征值为 1, 遇到白色像素时取为 0, 这样当扫描结束以后就形成了一个维数与图像中像素点的个数相同的矩阵。

(2) 特征提取。利用预处理阶段保存的像素矩阵进行矩阵变换提取特征值, 按照特征值大小按降序排列, 同时按特征值的序列来保存特征值对应的特征向量。

(3) 训练阶段。利用特征值计算出脸部特征坐标, 然后将新读入的图像对特征坐标进行投影, 对图像进行训练获得识别的精度。

3 实验数据与结果

在此选用了一部分较小像素的图像作为实例, 图像像素定为 28×17 , 原始图像共 10×5 组 (在这里采集原始数据更多可以提高准确率), 能量的利用率为 0.9, 测试训练的头像随意选取 10×5 组 (组数随意选取), 通过训练测试可以得到结果准确率为 76%, 这个结果比较理想。原始图像和测试图像如图 2、图 3 所示。

4 结束语

通过实验可知, 采集的原始数据越多, 像素越大, 识别的准确率就越高, 在笔者的多次试验中有的可以达到 80%~90%。这不仅可以用于人脸的识别, 还可以适用于指纹、手写体数字与字母、车辆牌照等方面的识别。识别准确率的关键在于原始图像库的大小。



图 2 读入的原始图像



图 3 测试图像

参考文献:

- [1] 韩利群. 神经网络教程[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006.
- [2] 阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [3] 楼顺天, 施 阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.
- [4] 邹文辉, 袁 晓. 改进的 RBF 神经网络及其在字符识别中的应用[D]. 成都: 四川大学, 2005.
- [5] 苑玮琦, 于清澄. 一种基于改进主成分分析的人脸识别方法[J]. 激光与红外, 2007, 37(5): 478-480.
- [6] 张 媛, 张燕平. 一种 PCA 算法及其应用[J]. 微机发展 (现名: 计算机技术与发展), 2005, 15(2): 69-72.
- [7] 韩 柯, 朱秀昌. 基于二维 PCA 的人脸识别方法研究[J]. 杭州电子科技大学学报, 2007, 27(1): 69-72.

(上接第 30 页)

- 报, 2006(5): 1247-1252.
- [2] Townsend A. Biped Gait Stabilization via Foot Placement[J]. J. Biomechanics, 1985, 18(1): 21-38.
 - [3] Bruderlin A, Calvert T W. Goal-Directed Dynamic Animation of Human Walking[J]. Computer Graphics, 1989, 23: 233-242.
 - [4] 罗笑南, 王若梅. 计算机图形学[M]. 广州: 中山大学出版

社, 2003.

- [5] Girald M. Interactive Design of 3D Computer - Animated Legged Animal Motion[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1987, 7(6): 39-51.
- [6] 陈隋风, 李蔡彦. Generating Humanoid Lower - Body Motions with Real - time Planning[C] // Computer Graphics Workshop (CG2002). Taiwan: [s. n.], 2002.