

基于 Eigenfaces 方法的人脸检索^①

解洪胜 (山东女子学院 信息技术学院 山东 济南 250300)

摘要: 基于主成分分析的特征脸方法是人脸识别中的重要算法之一, 本文提出利用特征脸对高考考生免冠照片进行相似度比对的检索方法, 为验证提出方法的实用性和有效性, 利用特征脸方法和考生照片库设计了人脸图像检索原型系统并进行了实验, 实验结果表明本文方法能够有效检索出相似度较高的考生照片, 具有一定的应用价值和研究意义。

关键词: 人脸识别; K-L 变换; 主成分分析; 特征脸; 图像检索

Human Face Retrieval Based on Eigenfaces Method

XIE Hong-Sheng

(Information Technology School, Shandong Women's College, Jinan 250300, China)

Abstract: Eigenfaces method, based on principal component analysis, is one of the important algorithms for human face recognition. This paper proposes a retrieval method by comparing the degree of similarity for different candidates using bareheaded photos from college entrance examinations based on eigenfaces. To validate the practicality and efficiency of the proposed method, a human face images retrieval prototype system is developed using eigenfaces and candidate bareheaded photos. The experiment results show that the photos with higher similarity are retrieved more efficiently, which has application value and research significance.

Keywords: human face recognition; K-L transform; principal component analysis; eigenfaces; image retrieval

人脸识别是利用计算机分析人脸图像, 根据从中提取的有效识别信息进行用户身份自动鉴别的一门生物特征识别技术, 具有主动性、直观性及方便性等特点, 在罪犯识别、证件及信用卡验证、视频监控、安全等领域有着广泛的应用, 一直是计算机视觉和模式识别领域的重要研究课题。

在 1988 年 Galton^[1]在《Nature》上发表了利用人脸进行身份识别的文章, 第一次提出了正式的人脸识别方法, 随着相关技术的发展和应用需求的增加, 人脸识别得到日益重视, 涌现了许多有效的特征提取和识别方法, 如基于几何特征的方法^[2]; 基于模板匹配的方法^[3,4]; 基于 PCA 的特征脸(Eigenfaces)方法^[5,6]; 基于 PCA 和 LDA 的 Fisherfaces^[7]方法等,

其中 Eigenfaces 和 Fisherfaces 方法无疑是人脸识别中里程碑式的工作。人们对人脸特征提取和识别算法一般是基于几个通用人脸数据库进行设计和验证, 对其在实际环境中实用研究相对较少, 但是, 实际的应用环境千差万别, 如何取得满意的效果对特征提取及识别方法的选择至关重要, 对此进行研究具有重要的应用价值和实际意义。基于以上考虑, 本文将人脸特征提取和识别方法应用于教育领域的考生报名及考试等工作, 通过照片比对防止和发现在重要考试中出现的替考、代考、不明考生身份无法确定等问题, 利用经典的特征脸方法和大量高考考生人脸图像对特征提取和识别方法的实用性进行研究探讨, 并利用 Matlab 7.0 设计开发人脸图像检索原型系统进行检索实验和

① 基金项目:山东省高等学校科技计划(J09LG51);国家杰出青年科学基金(50225414)

收稿时间:2010-01-26;收到修改稿时间:2010-03-12

结果验证分析。

1 Karhunen-Loeve变换 (K-L变换)

假设 X 为 n 维的随机变量, X 可以用 n 个基向量的加权和来表示如下:

$$X = \sum_{i=1}^n a_i f_i \quad (1)$$

式中, a_i 是加权系数, (f_1, \dots, f_n) 是基向量, (1)式还可以用矩阵的形式表示为:

$$X = (f_1, f_2, \dots, f_n)(f_1, f_2, \dots, f_n)^T = \Phi a \quad (2)$$

其基向量为正交向量, 即

$$\Phi^T \Phi_j = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \Rightarrow \Phi^T \Phi_j = I \quad (3)$$

则系数向量为 $a = \Phi^T X$ 。

K-L 变换的实质是将一个物体主轴沿特征向量对齐的旋转变换来建立一个新的坐标系, 通过变换解除原有数据向量的各个分量之间的相关性, 从而去除那些带有较少信息的坐标系以达到降低特征空间维数的目的。

2 特征脸方法

Tuck 等^[5,6]将主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法应用于人脸识别, 提出了经典的特征脸方法。PCA 是基于 K-L 变换的一种最优正交变换, 目的是寻找在最小均方差意义下最能够代表原始数据的投影变换算法, 从而找出描述人脸样本所处特征空间的特征向量矩阵, 将数据从原高维空间投影到一个低维的向量空间, 使得低维向量各个分量间的方差最大, 并且各分量互不相关^[8,9]。

将第 n 幅人脸样本的灰度图像表示成向量 $x_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nm})$, 其中 m 为图像的像素数。假设有 N 个人脸样本, 计算 N 个样本平均值 $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_n$, 然后计算协方差矩阵 C :

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(x_n - \bar{x})^T \quad (4)$$

根据 K-L 变换原理, 所求新坐标系由协方差矩阵 C 的非零特征值所对应的特征向量组成, 可表示为:

$$Cj_i = \lambda_i j_i \quad (5)$$

式中 λ_i 为 C 的第 i 个特征值, j_i 为 C 的第 i 个特征值 λ_i 所对应的特征向量。将特征值 λ_i 从大到小排列得到 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$, 则前 M 个特征值 λ_i 所对应的特征向量 j_1, j_2, \dots, j_M 就是 PCA 算法中所需要的 M 个主分量, 这样, j_1, j_2, \dots, j_M 张成了一个子空间, $U = [j_1, j_2, \dots, j_M]$ 从而可以计算一个样本 x_i 在该特征空间上的投影系数:

$$y_i = U^T * (x_i - \bar{x}) \quad (6)$$

这样, 任何一幅人脸图像都可以投影到子空间 $U = [j_1, j_2, \dots, j_M]$ 来对应于该子空间中的一个点, 可根据公式(6)计算得到一组可作为人脸识别依据的坐标系数, 这组坐标系数表明了该图像在子空间中的位置, 由此, 人脸识别问题可转化为低维空间的坐标系数向量分类问题。

图 1 为本文实验库中 400 幅人脸图像计算得到的特征值分布图示, 由图可知特征向量重要性呈指数下降, 因此可以只选择前面部分重要的特征向量来构造特征子空间。通过计算发现前 46 个特征值占了 90.15%, 因此实验中取 M 为 46 而不是 400, 从而实现降低空间维度和计算复杂度的目的。

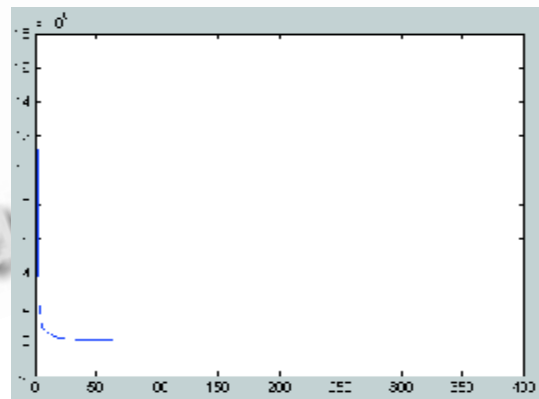


图 1 特征值的分布

$U = [j_1, j_2, \dots, j_M]$ 中的每一个单位向量均构成一个特征脸, 图 2 分别是由第 1、4、100、140、200、370 分量构成的特征脸。由这些特征脸张成的空间称为特征脸子空间, 对应较大特征值的特征向量(主分量)用于表示人脸的大体形状, 而对应于较小特征值的特征向量(次分量)用于描述人脸的细节部分, 从频域看主分量表示了人脸的低频部分, 次分量则描述了人脸的高频部分^[10,11]。

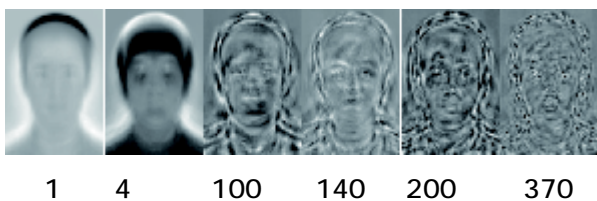


图 2 不同分量生成的特征脸

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

人脸图像数据库共包含 800 幅 172×236 的 256 级灰度图像, 这些图像由某省考生高考报名时采集, 每张照片在其采集时光照、背景和表情都有所不同, 部分图像如图 3 所示。在实验中选择其中的前 400 幅图像(即 1.bmp~400.bmp)生成特征脸子空间, 其余的图像(即 401.bmp~800.bmp)作为待检索样本图像。在 Matlab 7.0 环境下设计开发了人脸检索原型系统并进行了检索实验与结果分析。

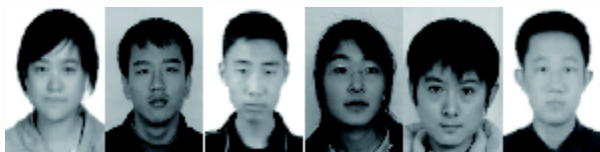


图 3 实验库中随机选择的六幅图像

3.2 算法步骤

1) 选择前 400 幅图像作为训练样本集, 计算训练样本集的协方差矩阵, 利用奇异值分解得到协方差矩阵的特征值和特征向量, 选择最大的 $M \ll N$ 个特征值所对应的特征向量张成子空间 $U = [j_1, j_2, \dots, j_M]$ 。

2) 利用最大的 $M \ll N$ 个特征值及其对应的子空间 U 计算特征脸的坐标系 $R = [y_{ij}, i=1, 2, \dots, M, j=1, 2, \dots, n]$, 其中, n 为图像像素数。

3) 将训练集中的每个样本投影到坐标系 R , 这样每个样本便被表示为一个 M 维的权重向量 $W = [w_1, w_1, \dots, w_M]$, 从而得到训练集所有样本的权重向量集合 $\{W_i, i=1, 2, \dots, n\}$, 其中, n 为训练集样本数。

4) 对一个新的测试样本将其投影到坐标系 R 得到一个 M 维权重向量, 通过计算该样本与训练集中每个样本的权重向量之间的欧式距离作为相似性度量依据, 最后根据得到的相似性程度大小依次返回样本图像。

3.3 检索结果

图 4、5 中左上角是待检索图像, 右侧是根据相似程度返回的前 20 幅图像的检索结果, 相似度通过计算待检索图像和图像库中每个人的权重向量之间的 L_1 或 L_2 欧式距离得到, 图 4 中结果采用了 L_1 距离度量, 图 5 结果采用了 L_2 距离度量。由图 4、5 可见, 同一幅图像分别采用 L_1 和 L_2 两种度量方式进行检索时, 返回的前 20 幅图像结果中的最前面的三幅图像相同, 其余的 17 幅图像中只有 3 幅图像不同, 但返回结果的排列顺序不完全相同, 说明采用不同的距离度量方式计算得到的图像相似程度存在一定程度的差异, 即待检索样本与图像库中每个样本的权重向量之间的距离大小排列顺序不同, 就前 20 幅图像的检索结果总体而言, 3 幅图像的不同表明这两种度量方式对检索结果的影响不大。



图 4 基于 L_1 距离的前 20 幅最相似图像检索结果



图 5 基于 L_2 距离的前 20 幅最相似图像检索结果

通过对多幅不同图像进行检索实验发现, 基于 L_1 和 L_2 两种距离度量方式均取得了较好的检索结果, 返回的最前面的 20 幅图像与待检索图像都具有较高的相似性, 能够有效地发现与待检索照片相似的潜在图像。

4 结论

本文利用特征脸方法和两种欧式距离度量方式对考生照片进行了对比检索实验, 表明特征脸通过主成

分分析提取了人脸的内在结构并有效降低了特征空间的维度,通过提取部分最重要的主分量可大致描述人脸的结构信息。本文只利用了 46 个主分量构成的特征空间便取得了较好的检索效果,可见特征脸方法具有较高的实用价值。

本文只是对特征脸方法的实用性进行了研究和实验,并没有和其他方法进行效果对比分析,今后将进一步对利用不同数目的主分量得到的检索结果进行研究,并与其他有效方法的实验效果进行比较和分析。

参考文献

- 1 Galton F. Personal identification and description. In Nature, 1888,21:173 – 177.
- 2 Chen CW, Huang LH. Human Face Recognition from a Single Front View. Int. Journal of Pattern Recognition, 1992,6(4):571 – 593.
- 3 Wiskott L, Fellous JM, Kruger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):775 – 779.
- 4 Lades M, Vorbrueggen J, Buhmann J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. IEEE Transactions on Computers, 1993,42(3):300 – 3111.
- 5 Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991,3(1):71 – 86.
- 6 Turk M, Pentland A. Face Recognition Using Eigenfaces. IEEE Conf. on CVPR, Maui, Hawaii, 1991.586 – 591.
- 7 Belhumeur P, Hespanha P, and Kriegman D. Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(7):711 – 720.
- 8 Sirovich L, Kirby M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. Journal of the Optical Society of America A, 1987,4(3):519 – 524.
- 9 Kirby M, Sirovich L. Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,12(1).
- 10 龚勋. PCA 与人脸识别及其理论基础. 2007, <http://download.csdn.net/source/797943>.
- 11 边肇祺,张学工.模式识别(第二版).北京:清华大学出版社, 2001.