

基于 PCA 的人脸识别系统的设计与改进

李梦潇¹ 姚仕元^{1,2}

(西南石油大学电气信息学院 成都 610500)¹ (油气自动化实验室 成都 610500)²

摘要 主成分分析法(Principal Component Analysis,PCA)是用特征向量对样本数据进行分析,从而达到降维目的的一种多元统计分析方法。为解决 PCA 方法用于人脸识别时图像维数高、计算量大的问题,采用了新的特征值分解法并在图像预处理阶段加入了滤波处理。在 MATLAB 平台上搭建了人脸识别系统,对普通 PCA 方法和加入滤波预处理的 PCA 方法进行了比较分析,实验证明了加入滤波处理的系统在性能上具有一定的优越性,对实际应用有着一定的参考价值

关键词 PCA,特征值分解,人脸识别,滤波

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Design and Improvement of Face Recognition System Based on PCA

LI Meng-xiao¹ YAO Shi-yuan^{1,2}

(Electric Engineering and Information Department, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)¹

(Oil and Gas Automation Lab, Chengdu 610500, China)²

Abstract Principal Component Analysis (PCA) is a multivariate statistical analysis method which uses feature vectors to analyze sample data and reduce the high-dimension of the feature vectors. In order to solve the problem of high image dimension and large amount of direct calculation when PCA method is used for face recognition, a new feature value decomposition method is adopted and the filter is used to remove the noise of the original image. The face recognition system was built on MATLAB platform, and the common PCA method and the PCA method with filtering pretreatment were compared and analyzed. The experiment proved that the system with filtering processing has certain advantages in performance and certain reference value practical application.

Keywords PCA, Eigenvalue decomposition, Face recognition, Filtering

21 世纪,出现了许多生物识别技术,比如指纹识别、虹膜识别、声音匹配、掌纹扫描、DNA 鉴定等。与以上生物识别技术相比,通过人脸图像进行个体识别有很多优点^[1],如隐蔽性强、安全性高、操作简单等。近年来,人脸识别成为计算机视觉和模式识别等领域的热门课题,它有着广阔的应用前景。Pentland^[2]最早将 PCA 方法用于人脸识别中,该方法因其有效性很快流行起来^[2-4]。

传统 PCA 算法在处理人脸图像时,要将二维图像矩阵转成一维的列向量,使图像的维数达到上万维,计算工作量大,特征提取速度慢。针对这一问题,文献[5]采用非监督统计特征提取法改良了 2D-PCA^[6]算法,文献[7]在 PCA 算法内加入模糊运算来提高特征值,从而提取效率。本次设计的人脸识别系统在图像处理环节加入了不同的滤波器,在一定样本数量内采用新型特征值提取算法,降低了计算量并提高了识别效率。

1 PCA 算法原理

主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)是用特征向量对样本数据进行分析,达到降维目的的一种多元统计分析方法。即将高维特征向量通过特征向量矩阵转变为低维

向量,该方法仅损失了一些次要信息,主要信息得以保留。其中,PCA 借助 Karhunen-loeve 变换式(简称 KL 展开式)将测量空间里的数据分解映射到低维度的特征空间。

设有 N 个训练样本,每个样本由其像素灰度组成一个向量 x_i ,则样本图像像素数 M 为向量 x_i 的维数,即 $M=Width \times Height$ (行像素数 \times 列像素数)。由向量构成样本集 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,该样本的平均向量为:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

平均向量又叫平均脸,如图 1 所示。每个训练样本与平均脸的偏差为 y_i :

$$y_i = x_i - \bar{x} \quad (2)$$

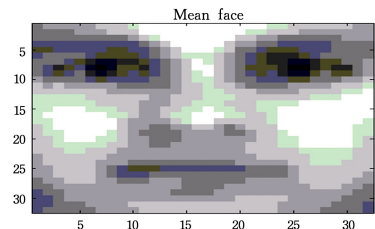


图 1 平均脸

李梦潇(1995—),女,硕士,主要研究方向为罗克韦尔实验室设备管理系统设计,E-mail:1785359937@qq.com(通信作者);姚仕元(1994—),男,硕士,主要研究方向为交流充电桩关键技术,E-mail:243402563@qq.com。

样本集的偏差矩阵为 Φ , Φ 的维数为 $M \times N$ 。

$$\Phi = [y_1, y_2, \dots, y_N] \quad (3)$$

用式(4)、式(5)计算样本集的协方差矩阵 C , C 的维数为 $M \times N$ 。

$$C = \Phi \Phi^T \quad (4)$$

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_i^T \quad (5)$$

求协方差矩阵 C 的特征向量 e_i 和对应的特征值 λ_i 。涉及到特征值分解,若人脸的特征维度 M 较大,例如 256×256 的人脸图像, M 为 65536,则协方差矩阵 C 的维数为 $M \times M = 65536 \times 65536$,对于 C 的特征值分解,计算量较大。若人脸样本数不多,可通过求解 $C' = \Phi^T \Phi$ 矩阵来获得同样的特征向量。 C' 的维数为 $N \times N$ 。若 $N \ll M$,则可大大减少计算量。证明如下:

$$C' \cdot v_i = \lambda \cdot v_i$$

$$\Phi^T \cdot \Phi \cdot v_i = \lambda \cdot v_i$$

$$\Phi \cdot \Phi^T \cdot \Phi \cdot v_i = \lambda \cdot \Phi \cdot v_i$$

$$C \cdot \Phi \cdot v_i = \lambda \cdot \Phi \cdot v_i$$

$$C \cdot v_i = \lambda \cdot v_i$$

其中, v_i 是 $C' = \Phi^T \Phi$ 的第 i 个特征向量, e_i 是 $C = \Phi \Phi^T$ 的第 i 个特征向量,由证明可知 $e_i = \Phi v_i$ 。因此通过求解 $C' = \Phi^T \Phi$ 的特征值分解得到 v_i ,左乘 Φ 得到 $C = \Phi \Phi^T$ 的特征向量 e_i 。

这些特征向量就是人脸空间的正交基底^[8],用它们进行线性组合,可以组合得到样本中任意的人脸图像。由于这些向量组合集中于表现模较大的特征向量,舍弃了模较小的特征向量,故对整体图像质量的影响可忽略不计。将特征值从小到大进行排列:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq \dots \geq \lambda_N$$

对某一 λ_n ,我们可将其作为一个分界线。对于比 λ_n 小的特征值,认为它对应的向量是次要信息分量,舍去后不会对图像的整体质量产生影响;将比 λ_n 大的特征值作为构建特征矩阵的主成分,由选取的主成分特征值对应的向量构成的特征子空间为 ω 。

$$\omega = [e_1, e_2, \dots, e_n], n \ll N \quad (6)$$

降维后图像输入的信息量比原图输入的信息量要少很多,且对整体效果的影响可忽略不计。经计算,一共得到了 N 个特征向量。虽然 $n \ll N$ 。但是 N 一般比较大,因此根据实际情况,可以选取对应特征值模较大的前 n 个特征向量,使得:

$$\frac{\sum_{i=1}^n \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \geq \alpha \quad (7)$$

在式(7)中选取 $\alpha = 99\%$,这样可以使得样本集在前 k 个轴上的能量占整个能量的 99% 以上^[9]。

这样每一幅人脸图像都可以投影到由 $[e_1, e_2, \dots, e_n]$ 构成的特征脸子空间中, ω 的维数为 $M \times N$ 。在人脸识别的过程中,需要把训练样本图像投影到特征脸空间中,构成人脸识别的数据库。

$$z_i = \omega^T y_i \quad (8)$$

其中, z_i 为投影向量。将待识别图像投影到特征量子空间,利用最邻近分类器比较其与库中人脸的位置,从而识别出该图像是否是库中的人脸,如果是,那又是哪一幅人脸呢^[10]?

2 图像预处理

由于待识别的图像维度较大以及噪声干扰较多,因此决定选用维纳滤波法和中值滤波法对图像进行预处理。

2.1 维纳滤波法

维纳滤波器是一种线性平滑滤波器,它的工作原理是通过确定图像区域的方差,再以方差的值来确定滤波器的输出,具有自适应的特点。

$$\sigma^2 = \frac{1}{L} \sum_{(x,y) \in L} [F^2(x,y) - G^2(x,y)]$$

其中, L 为选取的邻域 $m \times n$, $F(x,y)$ 为调整前的像素点值, $G(x,y)$ 为邻域均值, σ 为均方差。

MATLAB 中采用 `wiener2` 函数设计维纳滤波器,函数如下:

$$H = \text{wiener2}(J, [m \ n], \text{noise})$$

$$[H, \text{noise}] = \text{wiener2}(J, [m \ n])$$

$$H = \text{wiener2}(J, [m \ n], \text{noise})$$

通过邻域估算平均值和标准方差, m 和 n 的默认值均为 3。`noise` 是在图像中加入的高斯白噪声, J 为选取的图像。滤波效果如图 2 所示。



(a)原图像 (b)添加噪声后的图像 (c)3 * 3 邻域的纳滤波后的图像 (d)7 * 7 邻域的纳滤波后的图像

图 2 维纳滤波图像

2.2 中值滤波法

中值滤波,顾名思义是将图像中的某一点的值,用这一点邻域的中值来替换,以达到滤波的效果。设 $f(x,y)$ 表示图像像素点的灰度值,滤波窗口为 W 的中值滤波器定义为:

$$G(x,y) = \text{Med}\{G(x,y)\}, (x,y) \in W$$

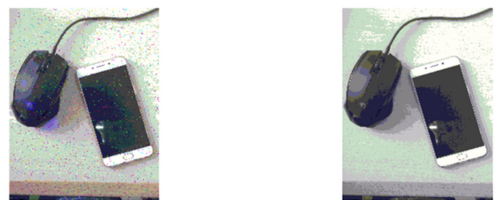
MATLAB 中,用 `medfilt2` 函数来实现中值滤波器的功能,距离如下:

$$I = \text{medfilt2}(J, [x \ y])$$

$$I = \text{medfilt2}(J)$$

$$I = \text{medfilt2}(J, [x \ y])$$

对图像 J 进行中值滤波,将图像 J 中的每个像素用对应 $[x,y]$ 邻域内的中值进行替换,图像的边界用代表黑色的 0 来替换,那么边缘中值就是 $[x,y]/2$ 的值。中值滤波图像如图 3 所示。



(a)添加盐椒噪声图像 (b)默认 3 * 3 的邻域的中值滤波图像

图 3 中值滤波图像

3 实验仿真验证

在 MATLAB 平台搭建人脸识别系统, MATLAB 是美国

MathWorks 公司出品的商业数学软件,有着极佳的矩阵运算性能,便于图像的处理。系统的流程框图如图 4 所示,在 ORL 样本图库中采集样本图像并对样本图像进行预处理,图像处理环节中分别加入维纳滤波器和中值滤波器,采用新型的特征值提取算法对处理后的样本图像进行特征提取,得到不同滤波器下的训练测试库,然后将待识别的样本图像导入人脸识别系统,并比较不同滤波器处理后系统的识别性能。

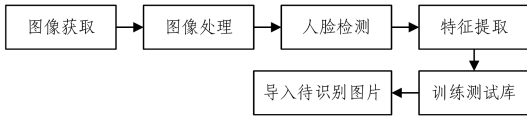


图 4 系统流程框图

3.1 维纳滤波处理下的人脸识别

将待识别的 200 张不同的人脸图像输入含有维纳滤波器的人脸识别系统进行识别,系统未出现识别错误,如图 5、图 6 所示。



图 5 维纳滤波下的人脸识别(1)

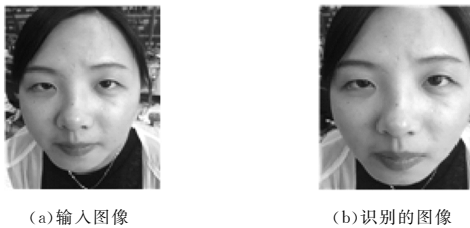


图 6 维纳滤波下的人脸识别(2)

3.2 中值滤波下的人脸识别

将待识别的 200 张不同的人脸图像输入含有中值滤波器的人脸识别系统进行识别,出现了一次识别错误,如图 7 所示。

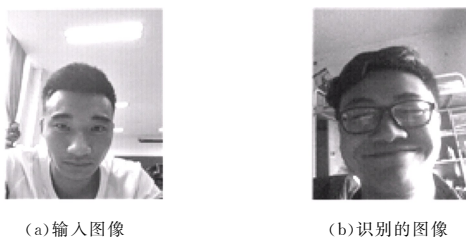


图 7 中值滤波下的人脸识别错误示例

3.3 未经图像处理下的人脸识别

将待识别的 200 张不同的人脸图像输入不含滤波器的人脸识别系统进行识别,未出现识别错误。

4 实验结果分析

实验基于 PCA 算法,在 MATLAB 平台上设计并搭建了

一套人脸识别系统,运用不同的图像处理算法对该系统进行了改进,对比实验结果如表 1 所列。

表 1 不同图像处理算法的效果比较

系统图像处理算法	样本数量/张	精度/%	速度/s 每张
维纳滤波	200	100	2.5
中值滤波	200	99	2.5
不含滤波	200	100	3.0

在训练样本测试库时采用了新型的特征值提取算法,并将其与传统特征值提取算法进行比较,对比实验结果如表 2 所列。

表 2 不同特征值提取算法的效果比较

算法	测试样本数量/张	训练样本速度
传统特征值提取算法	1000	较慢
新型特征值提取算法	1000	快

分析实验结果可以发现:图像预处理后可加快人脸识别速度,提高识别效率。中值滤波法会对低边缘部分产生较大的模糊效果,对图像的处理效果并不理想,此方法会影响图像的识别准确率。在测试样本数量一定的情况下,新型特征值提取算法可以加快样本训练速度。改良后的人脸识别系统在性能上要优于传统 PCA 算法下的人脸识别系统。

参 考 文 献

- [1] 王国栋. 基于 MATLAB 的人脸识别算法的研究 [J]. 内蒙古大学, 2014, 4(28): 1-2.
- [2] PENTLAND A, CHOUDHURY T. Face recognition for smart environments [J]. IEEE Computer, 2000, 33(2): 50-55.
- [3] PENTLAND T M. A eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [4] CRAW I, KATO T, A KAMATSU S. How should we represent faces for automatic recognition [C] // Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE, 1999: 725-736.
- [5] SEKHAR R, KAUL A, NATH R, et al. Sushil chanhan. Comparison of PCA and 2D-PCA on Indian Faces [C] // 2014 International Conference on Signal Propagation and Computer Technology. IEEE, 2014: 561-566.
- [6] YU H C, VENNAMOUN M. 1D-PCA, 2D-PCA to nD-PCA [C] // 18th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2006: 181-184.
- [7] HADRI A, CHOUGDAL K, TOUAHNI R. Intrusion detection system using PCA and fuzzy PCA techniques [C] // International Conference on Advanced communication Systems and Information Security. 2016: 1-7.
- [8] 杨竹青, 李勇, 胡德文. 独立主成分分析方法综述 [J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 762-772.
- [9] 边肇祺, 张学工, 等. 模式识别(第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [10] QI X M, LIU G M. A comparative study of face recognition method based on PCA [J]. Modern Electronic Technology, 2008 (6): 77-78.