

基于 PCA 算法和小波包变换的人脸识别技术

杨颖娴

(广东司法警官职业学院 信息管理学系, 广东 广州 510520)

摘 要: 在人脸识别领域, 如何提取人脸特征和降低特征维数是关键. 提出了一种基于小波包变换和主元分析相结合的人脸识别方法. 小波包具有能够保留图像的主体信息又保留不同方向细节信息的优点. 算法首先利用小波包变换, 把人脸图像分解成不同尺度的低频和高频部分, 提取最优基, 再采用 PCA 方法进行人脸的识别. 在 ORL 人脸数据库的仿真结果表明, 该算法能有效提高人脸识别性能, 具有较高识别率.

关键词: 主元分析法; 小波包; 人脸识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)01-0092-03

Face Recognition Based on PCA Algorithm and Wavelet Packet Transform

YANG Ying-xian

(Department of Information Management, Guangdong Justice Police Vocational College, Guangzhou 510520, China)

Abstract: It's a key problem to obtain appropriately low-dimensioned face features in the face recognition. A face recognition method based on wavelet packet and Principal Component Analysis (PCA) is presented. Wavelet packet transform can resave the main information and details in different level. Firstly, Wavelet packet transform decomposed an image into low frequency hand and high frequency hand. Then, chooses the best-basis. Lastly, recognizes with the image based on PCA. The experimental results on Yale data-bases demonstrate the high efficiency of the algorithm in runtime and correct localization rate.

Key words: PCA; wavelet packet; face recognition

1 引言

人脸特征提取是人脸识别领域的重要研究课题. 近 30 年来人脸特征的提取方法得到了迅速的发展. 主元分析法(PCA)是图像压缩中的一种最优正交变换. Kirby 和 Sirovich^[1]最早将 PCA 方法用于人脸识别, 指出人脸图像可以由有限的基图像加权与平均脸图像相加来近似的重构. Turk 和 Pentland 进一步提出特征脸(Eigenfaces)这个概念^[2-3], 在这个概念的基础上, 出现了很多基于特征脸的人脸识别算法. PCA 方法的主要作用就是用来降低数据的维数, 在人脸识别中也取得了不错的效果. 然而利用 PCA 方法来处理所有的情况来处理所有的情

况(包括姿势变化、光线变化、噪声影响和表情变化等), 识别效果往往达不到预期, 图像降维过程中信息丢失是难点. 为了克服传统 PCA 方法在人脸识别中的不足, Yang-Jun 等提出了结合小波变换和 IM-PCA 技术的人脸识别方法^[4], He 等提出了多分辨率下利用(2 D)2 PCA 提取人脸特征进行识别的方法^[5], 都取得了一定的效果, 提高了识别率和速度. 但上述两种方法都有一定的缺陷, 前者在小波变换的过程中, 直接去掉了图像的高频信息, 后者小波包下利用 PCA 算法时, 考虑了小波包分解出的所有频段, 计算的复杂度较高.

本文提出了一种基于 PCA 算法和小波包变换的人脸识别方法, 首先对原始图像进行二层的小波

包分解,提取最优基,采用PCA方法获取图像的特征矩阵,把训练图像和测试图像投影到该方法所得到的子空间上,利用Euclidean距离函数进行人脸的识别.本文对Yale人脸数据库来进行的仿真实验结果表明,该算法的识别效果明显优于单独的PCA算法.

2 主元分析法

主元分析法(PCA方法)是基于K-L变换^[6]的统计学分析方法,是多元分析中常见的技术.利用人脸结构的相似性,假设所有的人脸都可以处在一个低维的线性空间,并且不同的人脸在这个低维的空间里具有可分性.其原理是将高维向量通过一个特殊的特征向量矩阵投影到一个低维的向量空间中,表征为一个低维向量.同时希望表征的低维向量能保持识别所需要的信息.主元分析法主要作用就是用来降低数据的维数.

2.1 PCA人脸算法的步骤细节^[1-3]

(1) 人脸图像的预处理:

设图像数据库中的人脸图像大小为Width×Height,令 $d = k \times k$.把所有训练人脸的行向量记为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_n \in R^d \mid n = 1, \dots, N\}$,行向量是由人脸数据按照行首尾连接得到,这样 $\mathbf{X}$ 对应一个 $d \times N$ 维的人脸空间.

(2) 读入人脸库,训练形成特征子空间:

对于人脸图像训练的样本集 $\mathbf{X}$,所有训练样本的平均值记为

$$E(\mathbf{X}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{X}_n \quad (1)$$

PCAF方法目的是试图找到一个低维的子空间来表示原来的人脸空间.将 $\mathbf{X}_n$ 中每一个人脸向量减去平均向量,可以得到一个新的向量集合,

$$\bar{\mathbf{X}} = \{\bar{\mathbf{X}}_n, n = 1, \dots, N\} \text{ 其中 } \bar{\mathbf{X}}_n = \mathbf{X}_n - E(\mathbf{X}) \quad (2)$$

定义集合 $\mathbf{X}$ 的协方差矩阵:

$$\mathbf{M} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\mathbf{X}_n - \bar{\mathbf{X}})^T (\mathbf{X}_n - \bar{\mathbf{X}}) \quad (3)$$

式中, $\mathbf{M}$ 是一个 $d \times d$ 的可逆矩阵.对 $\mathbf{M}$ 进行特征值分解,可以得到一组正交的特征向量 $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_d$,对应的全部特征值分别为 $\lambda_1, \dots, \lambda_d$,特征向量按列形成的矩阵记为 $\mathbf{U}$.实际上,我们把特征向量构成的这组 R^d 空间的正交基叫做K-L基.

(3) 把训练图像和测试图像投影到上一步骤中得到的子空间上:

每一幅人脸图像投影到子空间以后,就对应于子空间中的一个点.同样,子空间中的任一点也对应于一幅图像.任何一幅人脸图像都可以向其投影,并获得一组坐标系数,这组系数表明了该图像在子空间中的位置,这样原来的人脸图像的识别问题就转化为依据子空间中的训练样本点进行分类的问题.对于矩阵 $\mathbf{M}$ 选用前 m ($m < n$) 个非零特征值对应的特征向量作为正交基,则在新的正交子空间中,将人脸向量 $\mathbf{X}$ 的投影为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}^T (\mathbf{X} - E(\mathbf{X})) \quad (4)$$

(4) 选择一定的距离函数进行识别.

一旦检测出人脸特征,就可以根据距离函数来进行分类,计算目标人脸与样本像之间的距离,并将目标人脸分类到与其距离最小的样本人脸所在类.

假设矩阵 $\mathbf{X} = \{x_{i,j}, 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$ 和 $\mathbf{Y} = \{y_{i,j}, 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M\}$ 代表两幅 $N \times M$ 的人脸数据.

Euclidean距离定义^[7]:

$$\rho(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{i,j} - y_{i,j})^2} \quad (5)$$

3 分块人脸二维离散小波包变换

3.1 二维离散小波包变换的基本概念

小波变换具有频率愈高相应的时间(或空间)分辨率愈高的优点,但在频率域上的分辨率却会相应降低,而小波包在一定程度上弥补了这一缺陷.

定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间,而 U_j^{2n} 是 $u_{2n}(t)$ 的闭包空间,并令 $u_n(t)$ 满足下面的双尺度方程:

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k u_n(2t - k) \end{cases} \quad (6)$$

把这种等价推广到 $n \in \mathbb{Z}_+$ (非负整数)的情况,即式(6)得等价表示为

$$U_{j+1}^n = U_j^{2n} \oplus U_j^{2n+1}, j \in \mathbb{Z}, n \in \mathbb{Z}_+$$

这样就可以对小波的子空间再进行二进细分即

$$W_j = U_j^1 = U_{j-1}^2 \oplus U_{j-1}^3$$

$$U_{j-1}^2 = U_{j-2}^4 \oplus U_{j-2}^5,$$

$$U_{j-1}^3 = U_{j-2}^6 \oplus U_{j-2}^7$$

...

$$W_j = U_{j-k}^{2^k} \oplus U_{j-k}^{2^{k+1}} \oplus \dots \oplus U_{j-k}^{2^{k+m}} \oplus \dots$$

$$\oplus U_{j-k}^{2^{k+1}-1}$$

式中, $k = 1, 2, \dots, j, j = 1, 2, \dots$,由式(6)构造的序

列 $\{u_n(t)\}$ (其中 $n \in \mathbb{Z}_+$) 称为由基函数 $u_0(t) = \phi(t)$ 确定的正交小波包^[8]. 小波包分解是在小波分解的基础上对高频段(W_j) 也进行分解.

关于小波包的理解, 以一个二层的分解予以说明. 其小波包的分解树如图 1 所示. 图中 A 表示低频, D 表示高频, 末尾的序号表示小波包分解的层数 (也即尺度数).

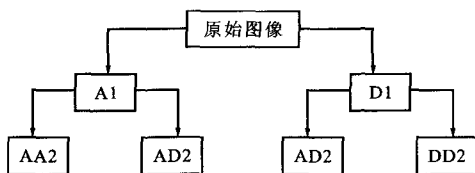


图 1 图像小波包两层分解树

4 本文方法

直接利用 PCA 方法进行人脸的识别, 在降维的过程中尽可能保留识别所需要的信息是问题需要解决的难点. 小波包分解是进行多分辨率分析的有力工具, 能够保留不同分辨率下图像的主体信息, 又能保留不同方向的细节信息, 对于人脸特征的提取表现出良好的性能. 根据指定的熵类型和参数, 依据 Mallet 金字塔算法, 得到人脸图像小波包分解出的最优基. 在选出的最优基基础上, 进行 PCA 算法. 算法降低了运算复杂度, 提高了识别效率. 在最优基的提取过程中熵类型的选择也是需要考虑的问题.

4.1 本文算法的实现

- (1) 对所有训练的人脸做小波包分解;
- (2) 根据指定的熵类型和参数, 得到最优基, 选定小波包的图像分量;
- (3) 对选定的图像分量进行 PCA 降维, 得到人脸图像的特征子空间;
- (4) 根据这特征子空间的个向量特征, 构造分类器.
- (5) 对待识别的人脸按所选择的这个向量进行小波包变换, 并选择与对应一组的小波包系数作为特征矢量, 进行小波包的重构. 进而判断待识别人脸的识别率.

4.2 基于 PCA 的小波包算法流程图

PCA+小波包算法流程图见图 2.

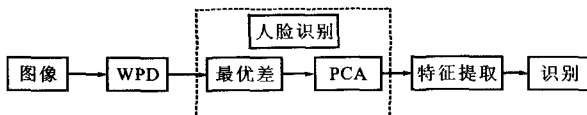


图 2 PCA+小波包算法流程图

5 实验结果与结论

5.1 实验结果

本文采用 ORL 数据库进行训练与测试, ORL 人脸库中包含 40 个人组成的 400 幅人脸图像, 图像分辨率为 112×92 , 为灰度图像. 每人有 10 幅人脸图像, 包含有表情变化、视角变化. 在实验时, 每人随即抽取 5 幅图像作为训练集, 其余作为测试集, 这样, 训练集和测试集分别包括 200 张人脸图像. ORL 人脸阵图像示例见图 3.

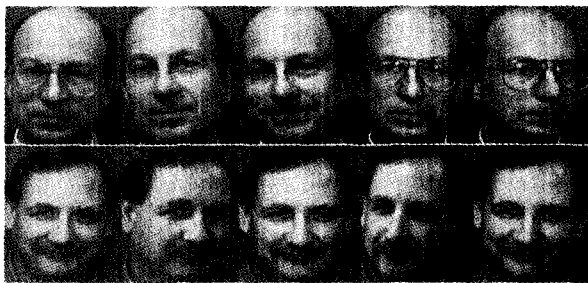


图 3 ORL 人脸库图像示例

实验采用的操作系统为 Windows XP, CPU 为 Intel Core 2.2 GHz, 内存为 1 GB, 程序为 MATLAB 6.5. 训练结果见表 1.

表 1 每人五幅图像的训练结果

	一阶	二阶	三阶
PCA 方法	52.08	57.14	71.43
PCA+小波包方法	69.44	85.71	92.86

5.2 结论

提出了一种基于 PCA 方法和小波包变换的人脸识别方法, 利用小波包分解后的近似图像进行基于 PCA 算法的人脸识别. 从表 1 可以看出新方法的识别率远远高于 PCA 的识别率, 对 PCA 算法进行了一定的改进. 将小波包变换和 PCA 方法结合起来有很好的可行性和实际意义.

参考文献:

- [1] Kirby M, Sirovich L. Application of the KL procedure for the characterization of human faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108.
- [2] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [3] Yang M H. Kernel eigenfaces VS Kernel fisherfaces: Face recognition using Kernel methods[C]// IEEE Conference Automatic Face and Gesture Recognition (AFGR), Washington, DC: IEEE, 2002: 215-220.

(下转第 98 页)

置信度矩阵 X 的异常值为

$$(3.594\ 4\ \ 2.295\ 6\ \ 2.760\ 0\ \ 2.619\ 0)^T$$

归一化后得到加权系数为

$$W = (w_1\ \ w_2\ \ w_3\ \ w_4) \\ = (0.610\ 3\ \ 0.389\ 7\ \ 0.468\ 6\ \ 0.444\ 7)$$

从而,加权融合结果为

$$\tilde{X} = (\tilde{x}_1\ \ \tilde{x}_2\ \ \tilde{x}_3\ \ \tilde{x}_4) \\ = (0.584\ 5\ \ 0.936\ 0\ \ 0.187\ 0\ \ 0.205\ 8)$$

由结果可以判定,识别的目标应为第二种类型.

5 仿真结果分析

对以上识别数据,按 D-S 证据推理算法融合,同样可以判定目标为第二种类型,其可信度为 0.896 1,组合数据融合算法判定目标为第二种类型的可信度为 0.936 0,可信度明显高于 D-S 证据推理算法(表 4),并且,分析两种算法的运算复杂度可知,组合数据融合算法也有明显的优势.

表 4 两种算法融合结果对比

融合方法	融合结果
D-S 证据推理算法	0.102 8 0.896 1 0.000 4 0.000 7
组合数据融合算法	0.584 5 0.936 0 0.187 0 0.205 8

(上接第 94 页)

[4] 杨军,袁红照. 结合小波变换和图像主元分析的人脸识别[J]. 计算机工程与应用,2010,46(4):1-3.

[5] 何东健,张立刚,何晓. 基于多分辨率下节点图像融合的人脸识别方法[J]. 中国图象图形学报,2009,14(8):1700-1704.

[6] 章毓晋. 图象工程(上)[M]. 北京:清华大学出版社,1999:68-70.

[7] Chen C W, Huang C L. Human face recognition from a single front view[J]. Pattern Recognition and Artificial

参考文献:

[1] Hu F, Wang Y, Wu H. Mobile telemedicine sensor networks with low-energy data query and network lifetime considerations[J]. Mobile Computing, 2007,5(4):404-417.

[2] 陈卫东,张宝英. 数据融合传输算法在无线传感器网络中的应用[J]. 微电子学与计算机,2009,26(4):92-94.

[3] 王远,徐华,贾培发. 多机器人系统中的信息融合技术综述[J]. 微电子学与计算机,2007,24(12):150-152.

[4] 宿陆,李全龙,徐晓飞,等. 基于 D-S 证据理论的传感器网络数据融合算法[J]. 小型微型计算机系统,2006,27(7):1321-1325.

[5] 李战明,陈若珠,张保梅. 同类多传感器自适应加权估计的数据级融合算法研究[J]. 兰州理工大学学报,2006,32(4):78-82.

[6] 徐从富,耿卫东,潘云鹤. 面向数据融合的 DS 方法综述[J]. 电子学报,2001,29(3):393-396.

作者简介:

陆三兰 女,(1964—),副教授. 研究方向为信号处理、传感器网络应用.

程铭东 男,(1962—),教授. 研究方向为应用数学、计算方法的科研与教学.

Intelligence, 1993,6(4):571-579.

[8] 李世雄. 小波变换及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,1997:77-89.

作者简介:

杨颖嫻 女,(1979—),硕士,讲师. 研究方向为模式识别,计算机视觉,智能算法.