

文章编号: 1005—0523(2006)05—0102—03

基于小波变换和线性判别分析的人脸识别方法

邓志国

(华东交通大学 基础科学学院, 江西 南昌 330013)

摘要:提出了将人脸图像的小波分解和线性判别分析结合以达到人脸识别的方法. 首先对人脸图像作小波分解, 并将分解后的低频系数进行线性判别分析进一步降低人脸特征向量的维数, 最后利用最近邻分类器进行分类识别. 实验表明, 该方法的正确识别率高于传统的特征脸识别方法.

关 键 词:小波变换; 线性判别分析; 最近邻分类器; 人脸识别

中图分类号:TP391

文献标识码:A

1 引言

在人脸识别中, 提取好的识别特征与设计一个好的分类器是解决人脸识别的两个关键问题. 人脸识别的有效性依赖于特征表示与特征匹配. 特征表示即为特征提取, 良好的特征提取有益于识别率的提高. 目前人脸自动识别方法主要有基于特征脸的方法^[1,2], 基于弹性图匹配的方法^[3], 基于隐马尔可夫模型方法^[4]和基于神经网络方法^[5]等.

小波变换是上个世纪末应用数学界最杰出的成果, 其本质是信号的时间—尺度分析方法, 具有多分辨率分析的特点, 而且在时频两域都具有表征信号局部特征的能力, 被誉为“数学显微镜”. 图像经过小波变换后, 其低频部分保留了绝大部分信息和能量. 同时, 利用低频数据来表示人脸能够部分的消除不同光照, 人脸表情的影响, 因此将小波变换应用于人脸图像, 将有利于人脸的识别.

本文首先介绍了如何用小波来处理人脸图像, 其次讨论了如何利用线性判别分析方法进行降维, 然后是利用最近邻分类器进行分类, 最后给出了实验结果和结论.

2 人脸图像的小波变换

小波变换是指把某一被称为基本小波(也叫母函数)的函数作位移后, 再在不同尺度下与待分析信号作内积. 它与傅里叶变换最重要的不同是小波基所具有的尺度因子和平移因子两个参数, 从而导致了小波变换的变分辨率特性(也

称为多尺度特性), 即当分析低频(对应大尺度)信号时, 其时间窗很大, 而分析高频(对应小尺度)信号时, 其时间窗减小. 这恰恰符合实际问题中高频信号持续的时间短、低频信号持续时间长的自然规律. 此外, 适当地选择基本小波, 可以使小波变换在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力.

一般而言, 离散小波变换能够把一个信号经过高通及低通滤波器分解成高频及低频两个部分^[6], 再继续把这两个部分各自分解成高频及低频部分. 也就是把信号用多分辨率分析的层次架构式表示. 对图像这样的二维信号, 小波变换要经过一次行变换和一次列变换才算完成.

图 1 展示的是经过 haar 小波一层分解的人脸图像. 在图 1 中, (a)经过一层小波分解后得到(b)所示的情景. 做过一次二维小波变换后, 一张图像大部分的能量都会被保留在低频部分, 即(b)左上角的 5050 区块, 而且利用这些低频数据来表示人脸能够部分的消除不同光照, 人脸表情的影响. 所以只需要拿图像的低频部分做识别工作就可以了. 其余的区块是一层小波变换后得到的在水平、垂直和对角线上的高频部分, 在人脸识别中, 这些高频信号起到的作用非常微弱. 所以, 可以取低频部分的数据作为人脸识别的特征矢量



图 1 人脸图像的小波变换

3 线性判别分析

人脸图像经过小波变换后得到维数约减的低频数据矢量,接下来的工作就是做图像分类,本文采用了线性判别分析方法^[7].因为这个分析方法可以将低频数据矢量投影到具有判别性的低维空间中,再次降低人脸特征矢量的维数.而且这个方法能将不同类别间的中心点拉开,并将属于同一类别间的图像分散程度缩小^[8].

只靠小波变换并不能明确地将不同类别间的距离拉开,但是 LDA 能够找到一个由样本集中所有图像一起训练出来的投影空间,使得不同类别的图像各自对特征向量空间做投影,亦即把不同类别内所有图像各自乘上同一个加权系数,经由投影来明显的把不同类别间的距离拉开,以减少在比对结果上的误判.换句话说,就是找一个转换矩阵,将原始图像投影到新的向量空间以得到新的特征参数,让原始特征向量经过转换后可以改善类别间的判别性.

假设样本集中一共有类不同的人脸图像,用 $\{y_1, y_2, \dots, y_c\}$ 代表 c 位不同的人,第 k 个人在样本集中有 N_k 张图像,其中 $1 \leq k \leq c$.经过小波变换后,第 k 个人的每张图像被提取出来的低频特征向量为 n 维矢量 $\{y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{kin}\}$,其中 $1 \leq j \leq N_k$.首先计算出所有类别间的散布矩阵

$$S_B = \sum_{k=1}^c N_k (\eta_k - \eta) (\eta_k - \eta)^T$$

与类内的散布矩阵

$$S_W = \sum_{k=1}^c \sum_{y_{kj} \in y_k} (y_{kj} - \eta_k) (y_{kj} - \eta_k)^T$$

这里的 η_k 为类别 y_k 的平均图像,而 η 则为样本集中所以图像的平均值.当 S_W 为非奇异阵时,则最佳投影值 W_{opt} 要让类间散布矩阵最大化,同时类内散布矩阵最小化^[8],即 W_{opt} 为:

$$W_{opt} = \underset{W}{\operatorname{argmax}} \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m]$$

在此方法中,并不需要使用到所有的特征向量,只需要对特征值做排序,选出最大的前 m 个特征值所对应的特征向量组成特征空间即可^[9].也就是这里的 $\{w_i | 1 \leq i \leq m\}$ 为 S_B 与 S_W 一般化特征向量的集合,对应到前 m 个最大的一般化特征值 $\{\lambda_i | 1 \leq i \leq m\}$,即

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, 1 \leq i \leq m$$

如果舍弃的特征值越大,则图像的重构误差就越大,失真的情形就越严重.一般 m 的决定方式为,只要前 m 个最大特征值之和与所有的特征值之和的比值大于 95% 即可.

如果所采用的 m 值小于原图像的特征向量维数,则经过对这个特征空间所投影而得到的新特征参数维数会比原图像的特征向量维数更小,所以经过 LDA 的过程后,图像的特征参数维数会更为精简.又因为经过这样的线性投影后,可以让不同类别间有最佳的判别性,而且同一类别内一些主要变化的影响(例如光线方向等)减到最小.从而,新的特征参数更加适合于最后的分类.

4 最近邻分类器

对于一幅待识别的测试人脸图像,在经过小波变换和线性判别分析之后,该人脸图像的特征向量就是一个 m 维矢量 z .对于该矢量,可以利用最近邻法进行识别.

假设样本集中的 c 类人脸图像在经过小波变换和线性判别分析之后得到 $\{z_1, z_2, \dots, z_c\}$,第 k 个人在集合 z_k 中有 N_k 个 m 维向量.则测试图像 z 到图像 z_{ki} 的距离为 $d(z, z_{ki}) = \|z - z_{ki}\|$,其中 $1 \leq i \leq N_k$.测试图像 z 与第 k 个人的最短距离为 $d(z, z_k) = \min\{d(z, z_{k1}), d(z, z_{k2}), \dots, d(z, z_{kN_k})\}$,测试图像 z 的身份为

$$ID_z = \{k | \operatorname{argmin} d(z, z_k)\}$$

5 实验结果

本实验所使用的硬件设备为:P III 733 CPU, 256MB RAM 个人电脑,编程环境为 Visual C++ 6.0.实验对象取自 ORL 人脸数据库,该数据库由 40 人,每人 10 幅,大小为 112×92 ,灰度级为 256,共 400 幅人脸图像组成.

由于在识别时,人脸在拍摄图像中的位置也很重要,所以在该实验中,将原始图像各往上、下、左、右移动几个像素,以增加训练用的样本集大小.这样不但可以减轻因为拍摄位置所造成的不良影响,同时也可以稍微解决训练图像不足的问题.

训练一中所使用的图像为每人各 5 张原始图像.训练二中所使用的图像为每人各 5 张原始图像以及分别往上、下、左、右移动 1 个像素,即每人共 25 张训练图像.训练三中所使用的图像为每人各 5 张原始图像以及分别往上、下、左、右移动 1 和 2 个像素,即每人共 45 张训练图像.在这三种训练中,每人剩余的另外 5 张原始图像作为测试集.象这样把增加的图像拿来训练系统,可以让系统涵盖到被拍摄者在图像中位置的变化,使得系统效能更加改善.

实验中图像的小波变换是三层二维小波变换,也就是在每层的二维小波变换后只取低频部份再做下一层的分解,最后只取第三层二维小波变换后的低频图像取代原始图像.在基小波选择中,我们使用的是 Haar 小波.对于 ORL 人脸数据库,分别利用特征脸方法^[2]和本文方法得到的正确识别率对比结果如表 1 所示.

表 1 识别率对比表

	训练一情形 识别率(%)	训练二情形 识别率(%)	训练三情形 识别率(%)
特征脸方法	89	91.5	92
本文方法	90	94.5	94.5

从表 1 可以看出,利用小波变换和线性判别分析的人脸识别方法比特征脸方法的正确识别率提高了约 2%—3% 左右.而且在实验中发现对每张人脸图像进行识别只需要大约 0.21 秒左右.

6 结论

本文提出了将人脸图像的小波分解和线性判别分析结合识别人脸的新方法. 实验表明该方法的正确识别率高于传统的特征脸识别方法, 并且具有样本训练

时间短, 识别速度快等优点, 是一种有效的人脸识别方法.

参考文献:

- [1] Ziquan Hong. Algebraic feature extraction of image for recognition. *Pattern Recognition*, 1991, 24 (3): 211—219.
- [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs Fisherface: Recognition using class special linear projection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence*, 1997, 19 (7): 711—720.
- [3] Lades M, Vorbuggen J, Buhman J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. *IEEE*

Trans. on Computers, 1991, 42(3): 300—311.

- [4] Samaria F, Young S. HMM-based architecture for face identification. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(8): 537—743.
- [5] Jun Zhang, Yong Yan, Martin L ades. Face recognition: Eigenface, Elastic Matching, and Neural Nets. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 85 (9): 1422—1435.
- [6] R. M. Rao, A. S. Bopardikar, WAVELET TRANSFORM. July 1998.
- [7] C. Liu, H. Wechsler, Enhanced Fisher Linear Discriminant Models for Face Recognition, *Pattern Recognition*, 1998, vol. 2: 1368—1372.
- [8] D. L. Swets, J. J. Weng, Using Discriminant Eigenfeatures for Image Retrieval. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 831—836.
- [9] I. Craw, N. Costen, T. Kato, S. Akamatsu, How Should We Represent Faces for Automatic Recognition? *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(8): 725—736.

Face Recognition Based on Wavelet Transform and Linear Discriminant Analysis

DENG Zhi-guo

(School of Natural Sciences, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper presents a face recognition algorithm that is based on wavelet transform and linear discriminant analysis. The face images are transformed into wavelet low frequency coefficients, which are processed by linear discriminant analysis for deducting the dimension of low frequency coefficients. At last, we use the nearest classification to recognize the face images. Experiment results show that higher recognition rate can be obtained than the traditional Eigenfaces method.

Key words: wavelet transform; linear discriminant analysis; the nearest classification; face recognition.