

基于加权小波分解和 Fisherfaces 的人脸识别算法研究

张震, 李 龙

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 提出了一种将加权小波分解和 Fisherfaces 方法相结合的人脸识别算法. 首先, 对人脸图像进行加入白化的预处理, 去除干扰、噪声的同时平衡图像的能量谱; 然后, 采用小波分解得到图像的低频分量和水平、垂直高频分量并进行加权组合, 结合 Fisherfaces 方法, 在 PCA 变换后的空间内应用线性判别分析(LDA), 解决了类内散布矩阵奇异和 PCA 在降维过程中不利于样本分类的问题; 最后, 运用最近邻分类器进行分类识别. 基于 ORL 和 YALE 人脸库进行实验, 确定小波基及分解层数分别为 db2 小波和 2 层, 选择归一化尺寸和特征维数的最佳参数能够使得识别率分别达到 98.75% 和 100%, 且特征维数 20~70 的对比实验结果表明, 该算法具有更好的识别效果.

关键词: 人脸识别; 白化; 预处理; 加权小波分解; Fisherfaces 方法; 最近邻分类器

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2014.03.012

0 引言

目前, 人脸识别方法主要分为基于几何特征的方法和基于图像的方法两类. 前者主要包括基于低层特征和基于模型的方法, 其特点是识别速度较快, 但在复杂情况下识别过程不稳定, 图像的显式特征易受到光照、噪声以及各种遮挡的影响, 且不易检测图像中相对较小的人脸. 后者则具有较强的适应能力和鲁棒性, 这类方法常见的有线性子空间法、神经网络法和统计方法. 其中, Belhumeur 等^[1]提出的 Fisherfaces 方法是在人脸识别领域中较好地解决小样本问题的一种线性子空间的提取方法. 但直接使用 Fisherfaces 方法进行特征提取, 计算复杂度很高, 需要消耗大量时间收集和训练样本.

因此, 笔者提出了一种基于加权小波分解和 Fisherfaces 方法相结合的人脸识别算法, 结合了小波变换和线性子空间方法的优点. 人脸图像进行预处理后, 将特征提取过程分为两个阶段: 首先对人脸图像进行小波分解, 取低频分量和水平、垂直分量的加权组合构成一次特征; 然后利用 Fisherfaces 方法, 既解决了传统 PCA 方法提取的特征不利于分类的问题, 也增强了特征对不同个

体的区分能力, 降维的同时提高了人脸识别率.

1 预处理

传统的预处理过程主要包括灰度化、二值化、几何归一化、灰度归一化、滤波及图像锐化. 实验表明, 二值化会损失原图像许多有用信息, 降低人脸图像的可辨识度, 因此将二值化去除, 改善了预处理的效果. Liao Lingzhi 等^[2]提出对图像进行白化处理可以平滑人脸图像的能量谱, 优化人脸识别的效果.

白化处理^[3]求得一个白化矩阵 T , 使图像数据 X 经 $Y = TX$ 变换后的向量各分量之间非相关, 且方差为 1. 白化矩阵 T 通过如式(1)的变换得到:

$$T = D^{-\frac{1}{2}}E^T. \tag{1}$$

式中: E 为协方差矩阵的特征向量组成的矩阵; D 为协方差矩阵对应的特征值组成的对角矩阵.

2 二维小波变换

小波变换具有良好的时频局部化能力和多分辨率的特点, 应用到图像处理领域, 对随机噪声能起到良好的压制作用, 减小了图像对光照、姿态等变化的敏感性, 加快了特征提取速度.

收稿日期:2013-11-03; 修订日期:2013-12-31
基金项目: 河南省科学技术研究重点项目科技攻关计划(13A510684)
作者简介: 张震(1966-), 男, 河南郑州人, 郑州大学教授, 博士, 主要从事信号处理、图像处理与模式识别研究, E-mail: zhangzhen66@126.com.

图像处理时使用的是离散小波变换 (DWT),其迭代算法如图 1 所示.

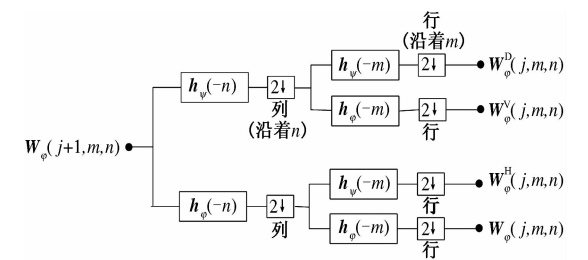


图 1 二维小波变换滤波器组

Fig.1 Two-dimensional wavelet transform filter bank

小波分解过程需要解决的关键问题^[4]是小波基的选择和分解层数的确定.每次小波变换后,原图像会分解为 4 个大小为原尺寸 1/4 的子图,能量集中于低频分量、垂直分量和水平分量,表现了人脸图像的鼻子、眼睛、嘴等细节信息,利于提高识别率.而对角分量容易受噪声、表情、姿势等因素的影响,稳定性很差.因此,为区别于传统方法,仅采用小波分解后的低频分量进行特征提取,而舍弃对角分量,使用低频分量、垂直分量和水平分量的加权组合,经过大量实验,分别赋予它们 0.95,0.05 和 0.05 的权重.

3 Fisherfaces 方法

为解决实验时的小样本问题^[5],选用 Fisherfaces 方法,其为 PCA + LDA 中广泛用于特征提取的方法,结合了主成分分析法 (PCA) 和线性判别分析 (LDA) 的优点.其具体过程如下:

(1)运用 PCA,实现均方误差最小意义下的最优的去相关和降维变换^[6-8].对所有样本 $\mathbf{x}_i^{(j)}$ 作 K-L 变换: $\mathbf{y}_i^{(j)} = \mathbf{P}^T \mathbf{x}_i^{(j)}$,将高维的原始样本映射到低维空间,使降维后的样本类内散布矩阵 $\tilde{\mathbf{S}}_w$ 可逆,矩阵 \mathbf{P} 的列向量 $\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{N-C}$ 是总体散布矩阵 \mathbf{S}_t 前 $N-C$ 个非零最大特征值所对应的特征

向量集^[9].

(2)LDA 特征提取,选择使式 (2) 的 Fisher 准则函数^[10]达到极值的向量作为最优投影方向,

$$\mathbf{J}_c(\mathbf{A}) = \text{tr}[(\mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{S}}_w \mathbf{A})^{-1}(\mathbf{A}^T \tilde{\mathbf{S}}_b \mathbf{A})]. \quad (2)$$

从而使图像数据在该方向上投影后,类间离散度和类内离散度的比值最大.在低维向量空间中,样本的类间散布矩阵和类内散布矩阵分别表示为 $\tilde{\mathbf{S}}_b = \mathbf{P}^T \mathbf{S}_b \mathbf{P}, \tilde{\mathbf{S}}_w = \mathbf{P}^T \mathbf{S}_w \mathbf{P}$.若 $\tilde{\mathbf{S}}_w$ 非奇异,最优投影矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}_{\text{opt}}$ 中列向量取 $\tilde{\mathbf{S}}_w^{-1} \tilde{\mathbf{S}}_b$ 前 d 个最大的特征值对应的特征向量 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_d$.

最终得到特征提取的最优投影矩阵为

$$\mathbf{A}_{\text{opt}} = \mathbf{P} \tilde{\mathbf{A}}_{\text{opt}}. \quad (3)$$

4 实验及结果分析

在 MATLAB R2010a 平台上实现以上算法,并采用 ORL 及 YALE 人脸库^[11]进行仿真实验.人脸库的部分图像预处理后结果如图 2 所示.

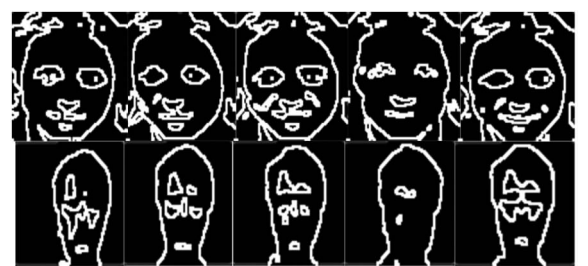


图 2 ORL 和 YALE 人脸库预处理后的部分图像

Fig.2 Some preprocessed images of ORL and YALE face database

4.1 小波基的选择

选择 ORL 人脸库中每人任意 5~9 幅人脸图像作为训练集,其他人脸图像作为测试集,小波分解层数设置为 2,子空间维数设置为 50,常用小波的识别速度和识别率实验结果如表 1 所示.

表 1 不同小波的人脸识别速度和识别率

Tab.1 The face recognition speed and rate of different wavelets

小波基	样本数 5		样本数 6		样本数 7		样本数 8		样本数 9	
	耗时	识别	耗时	识别	耗时	识别	耗时	识别	耗时	识别
	/s	率/%	/s	率/%	/s	率/%	/s	率/%	/s	率/%
Haar	2.31	85.50	2.71	83.75	3.61	89.17	4.68	88.75	6.14	87.00
db2	3.06	88.00	4.04	86.88	4.89	93.25	6.08	95.75	8.30	94.00
db4	4.99	73.50	6.67	69.00	7.21	79.00	9.22	82.75	11.56	81.50
db6	6.85	61.50	8.02	61.50	9.46	66.50	11.77	70.25	14.97	71.50
Symlets	3.76	78.50	4.71	74.63	5.67	78.17	7.35	84.00	9.44	86.50
Biorthogonal	2.11	86.27	2.61	81.25	3.45	89.07	4.44	87.17	5.93	84.00
Coiflets	6.72	73.88	8.01	70.88	9.68	81.50	11.69	75.25	15.08	79.00

表中(下同),“耗时”为训练时间和识别时间的总和,反映算法的复杂度. 选用 MATLAB 的 tic/toc 函数组合,进行训练和识别时启动 MATLAB 跑表计时器,相对于常用的 etime 和 cputime 函数运用 windows 系统时钟和 CPU 主频计算,精确度是最高的. 在同一运行环境条件下进行 5 次仿真实验,并对实验数据进行处理,剔除每组差别较大的数据,取平均值作为最终结果,尽量降低程序运行时环境因素的干扰,提高数据的准确性.

由表 1 可以看出,在相同数量训练样本的条件下,基于 db2 小波的识别率最高,基于 Haar 和 Biorthogonal 小波的识别率次之,基于 db6 和 Coiflets 小波的识别率最差;在识别速度方面,基于 Biorthogonal 和 Haar 小波识别速度最快,基于 db2 小波居中,基于 db6 和 Coiflets 小波最慢. 这是由于经过 db6 和 Coiflets 小波变换后,图像仍然具有比较大的信息量,但所含信息多为冗余信息,其识别速度和识别率都比较差;而经过 Haar 和 Biorthogonal 小波变换后,图像所含信息较少,但会去掉部分利于识别的信息,因此识别速度较快,但相对于 db2 小波识别率会明显降低. 综合以上原因,二维小波变换采用 db2 小波基.

4.2 小波分解层数的选择

为得到最佳的分解层数,实验采用 db2 小波基,子空间维数设置为 50,选择 ORL 人脸库中每人任意 7 幅人脸图像作为训练集,其他图像作为测试集,小波分解层数为 1~5 层时的识别效果如表 2 所示.

表 2 不同小波分解层数的人脸识别效果

Tab.2 The face recognition effects of different wavelet decomposition levels

识别效果	层数 1	层数 2	层数 3	层数 4	层数 5
耗时/s	10.89	4.80	2.95	1.46	1.24
识别率/%	89.83	93.25	78.17	64.83	16.50

由表 2 可知,小波分解层数为 1~4 时,层数每增加 1,则减少大约一半的计算量;分解层数为 1 时,计算量过大,耗时太多;分解层数为 3 以上时,识别率下降很快;分解层数为 5 时,基本不能完成识别任务. 适当的分解层数能够使识别速度处于可接受范围的同时获得较高的识别率,因此,最佳的小波分解层数为 2.

4.3 方法对比

选择 ORL 人脸库中每人任意 7 幅人脸图像作为训练集,其他图像作为测试集,采用最近邻分

类器进行分类,在特征维数分别为 20~70 时通过以下 6 种方法进行对比实验:①加权小波分解后,利用 Fisherfaces 方法提取图像特征;②进行无白化的预处理及加权小波分解后,利用 Fisherfaces 方法提取图像特征;③进行加入白化的预处理及加权小波分解后,利用 PCA 提取图像特征;④进行加入白化的预处理后,利用 Fisherfaces 方法提取图像特征;⑤进行加入白化的预处理及仅采用低频分量的小波分解后,利用 Fisherfaces 方法提取图像特征;⑥进行加入白化的预处理及加权小波分解后,利用 Fisherfaces 方法提取图像特征,此为笔者提出的方法. 实验结果如表 3 所示. 可以看到,此方法的识别率明显高于其它方法.

表 3 不同方法的识别率

Tab.3 The recognition rate of different methods %

方法	维数 20	维数 30	维数 40	维数 50	维数 60	维数 70
方法 1	59.23	54.47	62.33	56.25	53.56	52.00
方法 2	94.23	88.87	91.00	87.89	84.69	80.37
方法 3	90.00	89.17	88.33	89.17	84.14	80.37
方法 4	80.17	79.31	76.83	78.50	71.00	73.55
方法 5	92.35	87.33	89.00	85.04	85.50	80.67
本文方法	95.83	90.17	91.25	93.25	86.00	82.67

4.4 参数选取

预处理时人脸图像归一化的尺寸及运用 Fisherfaces 方法提取的特征维数是影响人脸识别效果的两个重要参数. 基于 ORL 和 YALE 人脸库进行大量实验,最终取得使人脸识别效果达到最佳的参数,其结果如表 4 和表 5 所示.

表 4 ORL 库的人脸识别参数

Tab.4 Face recognition parameters of ORL database

样本数	维数	尺寸/mm	识别率/%	耗时/s
5	29	70×70	92.00	2.95
6	47	70×70	94.38	3.88
7	32	70×70	96.67	4.03
8	80	70×70	98.75	5.45
9	111	65×65	97.50	6.61

表 5 YALE 库的人脸识别参数

Tab.5 Face recognition parameters of YALE database

样本数	维数	尺寸/mm	识别率/%	耗时/s
5	27	100×100	90.00	2.64
6	53	92×92	88.00	2.62
7	59	38×38	96.67	2.05
8	32	36×36	97.78	1.86
9	54	37×37	100.00	1.80
10	30	40×40	100.00	2.00

5 结论

笔者提出了一种结合加入白化的预处理、加权小波分解和 Fisherfaces 方法的人脸识别算法。

(1) 确定小波分解最佳的小波基和分解层数分别为 db2 小波和 2 层;

(2) 在特征维数为 20 ~ 70 的条件下, 此算法与其它算法相比较, 具有更好的识别效果;

(3) 选择归一化尺寸和特征维数的最佳参数能够使得此算法的识别率分别达到 98.75% 和 100%, 识别性能良好。

参考文献:

- [1] BELHUMEUR P N, HESPAHNA J P, KRIEGMAN D. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19 (7): 711 - 720.
- [2] LIAO Ling-zhi, LUO Si-wei, TIAN Mei. Whitenefaces recognition with PCA and ICA [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14 (12): 1008 - 1011.
- [3] 刘嵩, 罗敏, 向军, 等. 基于小波变换和独立成分分析的人脸识别 [J]. 华中师范大学学报, 2012, 46 (2): 166 - 169.
- [4] 李国军. 人脸识别中应用小波变换的三个关键问题 [J]. 计算机与现代化, 2009 (1): 109 - 112.
- [5] 张洪亮, 李香玲, 李晨璞, 等. 基于小波变换和主分量分析的人脸识别 [J]. 河北建筑工程学院学报, 2010, 28 (1): 126 - 128.
- [6] YOUNG Y. The reliability of linear feature extractors [J]. IEEE Transaction on Computers, 1971, 20 (9): 967 - 971.
- [7] SHERMINA J. Illumination invariant face recognition using discrete cosine transform and principal component analysis [C] // Proceedings IEEE Conference on Electrical and Computer Technology. Tamil Nadu: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2011: 826 - 830.
- [8] TURK M, PENTLAND A. Face recognition using eigenfaces [C] // Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 1991: 586 - 591.
- [9] HONG Zi-quan, YANG Jing-yu. Optimal fisher discriminant plane for a small number of samples and design method of classifier on the plane [J]. Pattern Recognition, 1992, 24 (4): 317 - 324.
- [10] FISHER R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems [J]. Annals of Eugenics, 1936 (7): 178 - 188.
- [11] 王永茂, 徐正光, 吴金霞. 基于类别多核局部判别嵌入的人脸识别 [J]. 郑州大学学报: 工学版, 2012, 33 (3): 125 - 128.

Face Recognition Algorithm Research Based on Weighted Wavelet Decomposition and Fisherfaces

ZHANG Zhen, LI Long

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: A face recognition algorithm that combines weighted wavelet decomposition with Fisherfaces is presented. Firstly, the face image preprocessing is conducted after whitening pretreatment, in order to get rid of the interference and noise, and to balance the energy spectrum of the image. Then wavelet decomposition is used to get the weighted combination of the low frequency component and the horizontal, vertical high frequency component. In combination with Fisherfaces, applying the linear discriminant analysis (LDA) into the space after the PCA transformation, we solved the problems that scattering matrix within the class is singular and PCA is not conducive to sample classification in dimensionality reduction process. Finally, the nearest neighbor classifier is used for the classification and recognition. Through the experiment based on ORL and YALE face database, the wavelet basis and decomposition level is determined to be db2 wavelet and 2 levels, and the best parameters of normalized size and feature dimension are chosen to make the recognition rate reached 98.75% and 100%. The comparative experiment results show that the algorithm has better recognition effect with the feature dimension of 20 ~ 70.

Key words: face recognition; whitening; preprocessing; weighted wavelet decomposition; Fisherfaces; nearest neighbor classifier