

文章编号:1671-6833(2014)01-0005-05

基于加权小波分解的人脸识别算法研究

苏士美, 王 燕, 王明霞

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要:小波变换能有效地将图像分解成高频和低频信息. 现有的人脸识别算法多数都是基于小波分解后的低频信息, 没有充分利用高频信息. PCA 是人脸识别中被广泛使用的一种算法, 它具有实现简单、正面图像识别率高等优点, 但 PCA 算法计算量大, 且易受光照、表情变化等因素的影响. 基于加权小波分解和 PCA 算法提出一种新的人脸识别算法, 对小波二级分解后的低、高频子分量进行加权融合, 以便充分利用人脸的细节信息, 并分别给 PCA 前三个最大主分量赋予一个新权值, 来弥补传统 PCA 算法对光照、表情变化敏感的缺点. 实验结果表明提出的人脸识别算法在识别率和训练时间方面都得到了明显的改进.

关键词:小波分解; PCA; 人脸识别; 离散小波变换

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2014.01.002

0 引言

人脸识别的研究开始于上世纪六十年代末七十年代初, 并随着社会对人脸识别系统的迫切需求以及计算机科学的迅猛发展, 在九十年代以来成为国际国内研究的热点. 特征提取是人脸识别中最最重要的一个环节, 目的是从高维的特征数据中找出最能代表该人脸的少量特征数据, 以便进行识别分类. 目前常用的人脸识别特征提取算法有: 主分量分析 (Principal Component Analysis, PCA)^[1-2]、独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA)^[3]、线性鉴别分析 (Linear Discriminate Analysis, LDA)^[4] 和类依赖特征分析 (Class-dependence Feature Analysis, CFA)^[5] 等.

其中影响较大的是 Turk 等^[1]提出的特征脸方法即 PCA 方法. PCA 是人脸识别中被广泛使用的一种算法, 它具有实现简单、正面图像识别率高等优点. 但传统的 PCA 算法计算量过大, 且在光照、表情等因素变化较大时, 识别效果不是很好. 小波变换应用到人脸识别中, 主要利用小波的分解和重构算法来提取人脸图像信息、降低数据维数、滤除噪声. 同时小波变换对光照、图像大小缩放、旋转及平移具有一定程度的不敏感性, 可以降

低预处理后的人脸图像对后续 PCA 算法的影响. 小波变换能有效地将图像分解成高频和低频信息, 但人脸识别中通常都是舍弃能量较少且含噪声较多的高频子带, 仅用低频子带来进行后续处理, 人脸图像的信息利用并不完全. 基于以上原因, 笔者首先对小波二级分解后的低、高频子分量进行加权融合, 以便充分利用人脸的细节信息. 然后, 对 PCA 前 3 个最大主分量赋予一个新权值, 来弥补传统 PCA 算法对光照、表情变化敏感的缺点. 最后在 ORL 人脸库中通过 Matlab 编程实现来验证加权二级小波变换对改进 PCA 算法的影响.

1 加权小波变换

小波分析方法是傅里叶 (Fourier) 分析方法的延续与拓展. 小波分析方法可以有效地克服传统傅里叶分析的时空分隔这一缺点. 它是一种时间窗和频率窗均可动态变化的局部分分析方法, 通过伸缩和平移等运算对信号进行多尺度分析, 从而可以从信号中有效地提取出有用信息, 被誉为“数学显微镜”. 图像处理是小波分析应用的重要领域之一, 主要利用小波的分解和重构算法, 来降低图像数据维数, 去除噪声等, 并保留图像主要信息.

收稿日期:2013-09-20; **修订日期:**2013-11-20

基金项目:河南省自然科学研究计划资助项目 (2011A510022)

作者简介:苏士美 (1965-), 女, 河南商丘人, 郑州大学副教授, 硕士, 主要从事信号检测与处理方面的研究, E-mail: smsu@zzu.edu.cn.

若 $\psi(t)$ 满足 $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$, 则通过对 $\psi(t)$ 的伸缩和平移就可以生成连续小波函数族:

$$\left\{ \psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \in \mathbf{R}^+, b \in \mathbf{R}, \text{ 且 } a \neq 0 \right\}. \tag{1}$$

式(1)定义的小波 $\psi_{a,b}(t)$ 称为连续小波基函数, a 为伸缩尺度, b 为平移距离. 小波变换与傅里叶变换的思想基本一致, 都是用信号在由一族基函数扩张形成的空间中的投影来表征信号. 其时宽与带宽的乘积很小, 并且在时空上都很集中.

用计算机来处理图像的小波分解, 只是将图像看做是离散函数, 故需用离散小波变换方法 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 来解决问题. 目前最实用的方法是对尺度按幂级数进行离散化, 即令尺度 $a = a_0^j, j \in \mathbf{Z}$. 尺度扩大为原来的 a_0^j 倍, 意味着频率降低 a_0^j 倍, 因此采样间隔扩大 a_0^j 倍. 而以 a_0^j 为采样间隔进行均匀采样, 由 Nyquist 采样定理可知, 原始信息不会丢失. 同时当 j 发生很小变化, 便会引起 a_0^j 非常大的变化, 即尺度的动态变化范围较大, 因此以幂级数进行离散化是一种非常有效的离散方法. 在实际应用中, 常取 $a = a_0^j, b = ka_0^j b_0$, 其中 $a_0 \neq 1$, 带入式(1), 则对应的离散小波基函数:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0). \tag{2}$$

小波分解技术应用于人脸图像的识别中, 两个最重要的问题就是小波基和小波分解层数的选择. 不同的小波基影响不同区域的能量分布和特征提取的效果, 故而影响到识别率. 而小波分解层数的选取将影响到算法的复杂度和识别率, 当分解层数过多时, 图像数据维数降低, 后续算法复杂度则会大大降低, 但会使同一人脸的不同表情引起的差异和不同人脸之间的差异的模糊度增大, 降维后人脸图像携带的信息较少, 会造成识别率的降低; 而当分解层数较少时, 不但会影响后续算法的复杂度, 也不利于降低图像中的表情和光照等因素对后续处理的影响^[6]. 因此, 在用小波变换对人脸图像进行预处理时, 要考虑到小波基和小波分解层数对后续处理的影响.

对人脸图像进行 i 级分解, 将得到 $3i + 1$ 幅子带图像. 图 1 给出了小波二级分解的示意图. 其中 LL 是原始图像的低频量子图, LH 和 HL 分别为水平和垂直方向的子图, HH 是斜边缘子图. 人是

一个生命体, 他有着丰富多彩的表情, 而人脸表情的变化主要体现在眼睛和嘴巴上. 对于正面人脸识别而言, 眼睛和嘴巴的水平特征更明显些, 因此水平边缘子带图 LH 刻画了人脸的表情特征. 人脸的轮廓和鼻子的垂直特征较水平特征更明显, 但易受侧脸姿势和发型的影响, 因此垂直边缘子带图 HL 受人脸侧脸姿势和发型影响较大. 对于刚体模式, 斜边缘子带图 HH 反映图像的整体结构特征, 但人是非刚体的, 所以斜边缘信息稳定性最差. 因此 LH、HL 和 HH 子图包含了人脸表情、姿势、发型等可变因素, 在人脸识别中, 这些因素会影响到人脸的识别效果. 因此大多数研究者都会舍弃能量较少且含噪声较多的高频子带, 仅用低频子带来进行后续处理. Zhao 等^[7] 提出了一种基于小波变换的加权特征脸识别方法, 它是利用小波分解后 LL 和 HL、LH 平均子图并行进行特征脸识别, 最后加权排序得出识别结果. Liu 等^[8] 提出了用小波一级分解后的低频分量和加权高频分量分别结合 PCA 进行特征脸提取, 然后加权得出识别结果. 虽然这两种方法的识别率均有所提高, 但计算量过大. 笔者为了能够充分利用低、高频子带所携带的有用信息并缩短训练时间, 结合 ORL 人脸库中的图像特点, 舍弃水平边缘子带图 LH 和 HH 斜边缘子带图, 仅对低频子带 LL2 和垂直边缘子带 HL2 进行加权融合, 这样使得算法更为简单. 而笔者提出的这种加权小波分解, 称为 WDWT (Weighted DWT).

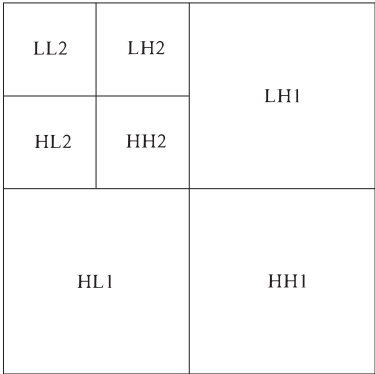


图 1 二级小波分解示意图
Fig.1 Schematic diagram of two-level wavelet decomposition

2 改进 PCA 算法 (Improved PCA, IPCA)

PCA 算法是多元统计分析中用于数据降维和特征提取的一种数据分析方法. PCA 算法的基本思想是通过线性空间变换, 寻找出一组最优单位

正交基,用这些正交基的线性组合来重构原人脸图像,并使重构以后的图像和原人脸图像的均方误差最小.该方法的基础是 Karhunen-Loeve 展开式,简称 K-L 展开式.

将每幅图像表示成列向量 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, M$, 设组成的列向量维数为 N , 计算其平均脸 $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}_i$, 令 $\mathbf{A} = [\mathbf{x}_1 - \mu, \mathbf{x}_2 - \mu, \dots, \mathbf{x}_M - \mu]$, 则协方差矩阵 $\mathbf{cov} = \mathbf{A} \mathbf{A}^T$, 维数为 $N \times N$.

根据 K-L 变换, 所求新坐标系由 \mathbf{cov} 的前几个最大非零特征值所对应的特征向量组成. 在实际应用中, 考虑到直接计算, 计算量比较大, 通常都用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 定理来获取 \mathbf{cov} 的特征值和特征向量.

SVD 定理如下.

设 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}_r^{m \times n} (r > 0)$, 则存在一个 m 阶正交矩阵 \mathbf{U} 和一个 n 阶正交矩阵 \mathbf{V} , 使得 $\mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{V} = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$. σ_i 为矩阵 \mathbf{A} 的非零奇异值, 满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$. 前几个比较大, 它们包含了矩阵 \mathbf{A} 的大部分信息. \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 的列向量分别是 $\mathbf{A} \mathbf{A}^T$ 和 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 对应 σ 的特征向量.

由于 PCA 分析是基于图像向量的, 在分析过程中, 必须把二维的人脸图像转化为一维列向量, 这就造成了人脸图像列向量维数过高, 使整个人脸特征提取过程所耗费的计算量相当大. 故笔者采用先对原始人脸图像进行小波变换, 降低数据维数, 然后结合 PCA 算法进行特征提取. 光照变化引起人脸外观的剧烈变化, 严重影响到识别系统的性能^[9]. 虽然小波分解对光照具有一定的不变性, 但光照变化对 PCA 算法的影响还是存在的. Burcu Kepenekci^[10] 提到, 经典 PCA 方法的前 3 个最大主分量往往反应了图像间由于光线不同而造成的差异. 因此, 当光照条件影响很明显的时候, 前 3 个主分量受污染最为严重, 处理它们在一定程度上可能会提高识别率. 对于这 3 个主分量的处理, 国内外研究者采用其他预处理方法来实现光照补偿, 或者是直接去掉这 3 个主分量. Li 等^[11] 提出了一种对这 3 个主分量进行加权处理的思想, 但他们仅仅对图像进行了改进 PCA 算法 (Improved PCA, IPCA), 未对图像进行降维, 这样特征提取所耗时间较长. 笔者首先对原始图像进行加权小波二级分解, 然后通过实验对这前 3 个主分量进行加权处理, 确定加权系数, 以保留它们

所包含的有用人脸信息, 进一步减少光照带来的影响.

IPCA 算法步骤:

- (1) 将每幅训练图像表示成列向量 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, M$, 组成图像矩阵 \mathbf{X} ;
- (2) 计算平均脸 $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}_i$;
- (3) 进行自身零均值处理, 得 $\mathbf{A}_i = \mathbf{x}_i - \mu$;
- (4) 构建协方差矩阵 $\mathbf{cov} = \mathbf{A} \mathbf{A}^T$, 利用 SVD 定理, 求解协方差矩阵 \mathbf{cov} 的前 k 个最大特征值对应的特征向量 \mathbf{V} ;
- (5) 对 \mathbf{V} 的前三个分量赋予一个新的权系数;
- (6) 训练图像经自身零均值处理后, 组成的矩阵 \mathbf{A} 向投影空间进行投影;
- (7) 测试图像按照步骤 (1), 组成图像矩阵 \mathbf{Y} , 然后减去步骤 (2) 中的平均脸, 得处理后的图像矩阵向投影空间进行投影;
- (8) 采用最近邻分类器进行分类识别.

3 测试结果与分析

ORL 人脸库是由英国剑桥大学 AT&T 实验室创建的, 它包含 40 个人, 每人 10 张, 共 400 张正面人脸图像. 这 400 张正面人脸图像已进行过大归一化, 大小皆为 112×92 、灰度级为 256 的图像. 这些人脸图像并不全是拍摄于同一时期, 面部表情各异, 眼睛或睁或闭, 同时脸部细节也有不同程度的变化, 如戴着眼镜或不戴眼镜等. 图 2 是 ORL 数据库中一个人的 10 张人脸图像. 笔者选取每人前 5 张图像为训练样本, 后 5 张为测试样本来进行实验的. 首先对图像进行尺寸归一化, 归一化后的图像大小为 80×80 .



图 2 ORL 人脸库中一个人的人脸图像
Fig. 2 Face images of a person in ORL face database

图 3 给出了不同小波基下的人脸识别, 可以看出, 采用 db2 小波基, 识别率较高. 表 1 给出了小波一级分解和小波二级分解的识别率及所用时间, 截取维数为 45. 实验结果表明, 采用小波二级分解所用的训练时间远低于小波一级分解所用时

间,且识别率也得到了明显提高.针对 ORL 人脸库,一般采用 2 或 3 级小波分解时效果最佳,故笔者采用小波二级分解,小波基为 db2.

笔者通过对比实验来进行测试分析.图 4 给出了不同方法下的识别结果.

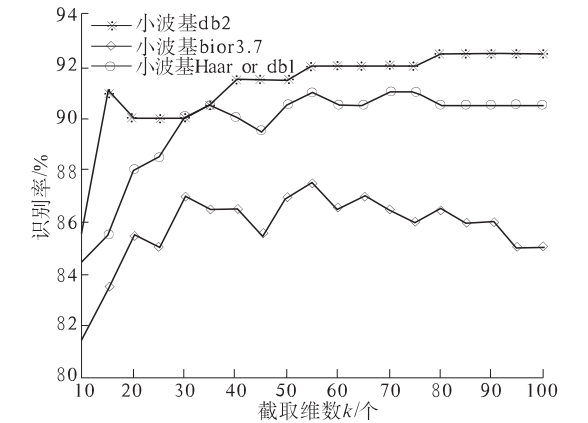


图 3 不同小波基下的识别率

Fig. 3 Recognition rates under different wavelet bases

表 1 不同分解层数下的识别率和所用时间对比

Tab. 1 Recognition rates and consumed time under different decomposition levels

项目	识别率/%	训练时间/s	识别时间/s
一级小波分解	88.5	51.048 20	0.019 20
二级小波分解	91.5	4.142 14	0.015 49

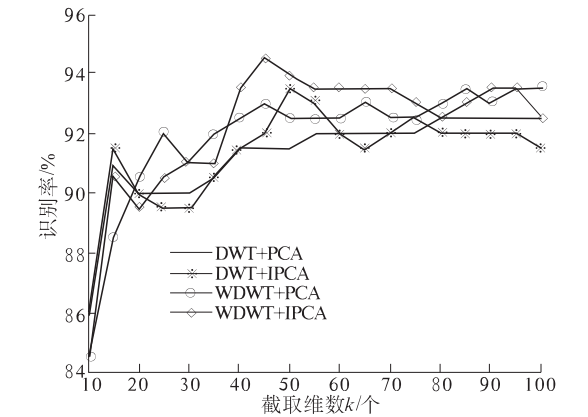


图 4 不同方法下的人脸识别率

Fig. 4 Recognition rates under different methods

DWT + PCA:原始图像经过二级小波分解,利用其低频子带,结合经典 PCA 算法进行特征提取,最后采用最近邻分类器来进行分类识别.

DWT + IPCA:用笔者提出的改进 PCA 算法进行特征提取,其它过程与 DWT + PCA 算法的过程一样.通过大量实验结果对比,笔者确定前 3 个主分量加权系数分别为 0.95,0.95,0.95.

WDWT + PCA:采用笔者提出的加权小波分

解方法(WDWT)进行人脸图像数据降维预处理,其它过程同 DWT + PCA 算法的过程一样.由低、高频子带所携带的能量大小入手,进行加权处理,通过实验,确定低、高频子图的加权系数.实验确定低频子带 LL2 和垂直边缘子带 HL2 分别为 0.95和 0.05.

WDWT + IPCA:原始图像采用 WDWT 方法进行降维预处理,结合 IPCA 算法进行特征提取,最后采用最近邻分类器来进行分类识别,这就是笔者提出的新算法.各加权系数采用上文两种方法实验得出的加权系数.

由图 4 可以看出,WDWT + PCA 算法整体上比 DWT + PCA 算法的识别效果好.此实验结果表明 ORL 人脸库中图像高频部分的确包含有用的信息,故为了提高识别率,不能完全舍弃高频子带.由于我们采用的是 PCA 算法,通常采用特征值总和的 90%,维数约为 50 左右.表 2 给出这 4 种方法在维数 50 前后的识别率.故尽管采用前三个主分量加权后,维数较少或者较大时,笔者提出的方法 WDWT + IPCA 的识别率可能降低,但在维数 50 前后,由表 2 可以看出 WDWT + IPCA 的识别率优于前 3 种方法.特别是维数为 45 时,笔者提出的 WDWT + IPCA 算法比 DWT + PCA 算法的识别率高出 3 个百分点.

表 2 4 种方法在维数为 50 前后的识别率

Tab. 2 Recognition rates at about 50 dimensions under these four methods

维数	DWT + PCA	DWT + IPCA	WDWT + PCA	WDWT + IPCA
35	90.5	90.5	92.0	91.0
40	91.5	91.5	92.5	93.5
45	91.5	92.0	93.0	94.5
50	91.5	93.5	92.5	94.0
55	92.0	93.0	92.5	93.5
60	92.0	92.0	92.5	93.5
65	92.0	91.5	93.0	93.5

4 结论

笔者结合 ORL 人脸库中人脸图像的特点,由低、高频所携带的能量大小入手,对二级小波分解的低、高频信息进行加权处理,尽可能多地保留图像中的有用信息,并首次对经过二级小波分解的人脸图像采用实验的方法,确定 PCA 前 3 个主分量的加权系数.经实验验证,笔者提出的 WDWT + IPCA 算法的识别率可高达 94.5%.但由于笔者提出的算法的加权系数是根据 ORL 人脸库数

据实验得出的,还需要在更多的人脸中进一步进行验证.

参考文献:

- [1] TURK M A, PERTLAND A P. Eigenfaces for Recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3 (1): 71 - 86.
- [2] 焦斌亮, 陈爽. 基于 PCA 算法的人脸识别[J]. 计算机工程应用, 2011, 47(18): 201 - 204.
- [3] 刘伟. 基于 PCA 和 ICA 特征的人脸识别[D]. 郑州: 郑州大学信息工程学院, 2009.
- [4] 赵武峰. 人脸识别中特征提取方法的研究[D]. 杭州: 浙江大学电气学院, 2009.
- [5] 章毓晋. 基于子空间的人脸识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009: 75 - 96.
- [6] 王杰青. 基于小波变换的人脸表情识别算法的分析与研究[D]. 长春: 长春工业大学计算机科学与工程学院, 2011.
- [7] ZHAO Ming-hua, LI Peng, LIU Zhi-fang. Face recognition based on wavelet transform weighted modular PCA [C]//Image and Signal Processing. USA: IEEE, 2008: 589 - 593.
- [8] 刘秀丽, 彭复员. 基于小波变换的加权特征脸识别算法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(10): 163 - 165.
- [9] SHERMINA J. Illumination invariant face recognition using discrete cosine transform and principal component analysis [J]. Proceedings IEEE Conference on Electrical and Computer Technology, 2011, 31(2): 826 - 830.
- [10] BURCU K. Face recognition using gabor wavelet transform [D]. Ankara: Department of Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University, 2001.
- [11] 李荣健, 韩其龙, 杨鑫华. 改进的 PCA 人脸识别新算法[J]. 大连交通大学学报, 2008, 29(4): 48 - 51.

Face Recognition Research Based on Weighted Wavelet Decomposition

SU Shi-mei, WANG Yan, WANG Ming-xia

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

Abstract: Wavelet transform can effectively decompose an image into high-frequency and low-frequency information. Existing face recognition algorithms mostly based on the low-frequency information do not take full use of the high-frequency information. PCA has been widely used in face recognition algorithms because of its simple realization and high recognition rate for frontal faces. But PCA is computationally intensive, and it's vulnerable to the changes of illumination and facial expression. This paper presents a new face recognition method uniting weighted wavelet decomposition with the PCA algorithm. This method can make up for the disadvantage of the traditional PCA algorithm which is sensitive to the changes of illumination and facial expression, for the face details are fully utilized through the weighted fusion of the secondary decomposition of wavelet low frequency components and setting the new weighted values to the first three maximum principal vectors of PCA. Experimental results show that the proposed method has a marked improvement in recognition rate and training time.

Key words: wavelet decomposition; PCA; face recognition; discrete wavelet transform