

基于三次 B 样条小波和 2DFFT-2DLDA 的人脸识别

陈 勇¹, 冯 浩², 王宪保¹

CHEN Yong¹, FENG Hao², WANG Xian-bao¹

1.浙江工业大学 信息工程学院,杭州 310032

2.嘉兴学院,浙江 嘉兴 314001

1.College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China

2.Jiaxing University, Jiaxing, Zhejiang 314001, China

E-mail: cy@nbdx.cn

CHEN Yong, FENG Hao, WANG Xian-bao. Face recognition based on cubic B-spline wavelet and 2DFFT-2DLDA. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(6): 151-153.

Abstract: Face recognition based on cubic B-spline wavelet and 2DFFT-2DLDA is proposed. Cubic B-spline wavelet is used to decompose the facial image at suitable levels to produce an approximation subband and three detail subbands at last level composition. Then two optimal subbands selected from four subbands are performed 2D Fourier transform and concatenated into a feature vector, and then the vector is processed by 2DLDA to produce the last feature vector, the last result will be produced by the nearest neighborhood classifier. Compared with spectraface and Gabor-2DLDA algorithm, the tested result in JAFFE and Yale database shows that the proposed algorithm has significant performance.

Key words: face recognition; wavelet transform; Two Demensional Linear Discriminant Analysis(2DLDA)

摘要: 提出了一种基于三次 B 样条小波和 2DFFT-2DLDA 的人脸识别方法,用三次 B 样条小波对人脸图像进行多层分解,得到一幅低频子图和 3 幅边缘细节子图,选取其中两幅效果最好的子图进行二维傅里叶变换后将其连接形成一个特征向量,然后进行 2DLDA 处理产生最终的特征表达,最后使用最近邻法进行分类。在 JAFFE 和 Yale 人脸库中的实验表明算法具有比频谱脸算法和 Gabor-2DLDA 算法更高的识别率,同时具有很低的算法复杂度。

关键词: 人脸识别; 小波变换; 二维线性鉴别分析

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.06.043 文章编号:1002-8331(2010)06-0151-03 文献标识码:A 中图分类号:TP391.41

1 前言

计算机人脸识别技术是利用计算机分析人脸图像并提取人脸的特征,用来辨认或验证身份的一种技术。人脸同其他生物特征如虹膜、指纹等一样具有唯一性和不易被复制等良好特性,同时人脸识别相比其他生物识别技术还具有操作简单、隐蔽性好等特点。因此,人脸识别技术具有广泛的应用前景,可用于公安系统的罪犯身份识别、智能门卫系统等。

近几十年,关于人脸识别的研究已经取得很大的进展,一些有效的识别方法^[1]相继被提出。近些年,基于小波变换的人脸识别算法受到了广泛的关注,其中一些算法取得了很好的效果,比如 Wiskott 等^[2]提出的弹性图匹配算法;赖剑煌等^[3]提出了基于正交小波的频谱脸算法;Liu 等^[4]提出的基于 Gabor 小波的 GFC 算法;张文超等^[5]提出的基于 Gabor 小波的 HSLGPB 算法等。

这些算法按照小波的类型来分大致可以分为二类,一类是基于正交或双正交的小波的算法,其典型的代表就是频谱脸算法,该算法用正交小波通过 MALLAT 算法对图像进行多层次小

波分解后,取最低频子图进行傅里叶变换,取振幅谱信息作为特征表达,实验表明了频谱脸算法不仅算法复杂度低而且识别率比特征脸、Fisher 脸等都要高;文献[6-7]均是属于这一类应用。这一类算法的特点是:(1)采用正交或双正交小波。(2)应用 MALLAT 算法。(3)取最低频子图作为原图像的近似表达。因此算法一方面可以降低了数据的维数,减少了计算量,另一方面也可部分消除了人脸的高频成分,这在一定程度减少了光照、表情等变化的影响,因此增加了识别率。但这类应用的缺点是直接丢弃了所有的细节子图。人脸图像经 MALLAT 分解后产生的细节子图代表的是人脸的水平、垂直以及对角线方向的边缘特征信息。这些边缘信息应该包含大量的特征信息,例如文献[8]在考虑二值人脸边缘图的情况下就取得了实验成功,在 2.1 节的实验中也证明了在选用三次 B 样条小波时,细节子图的识别效果甚至要好于低频子图。

另一类应用是基于 Gabor 小波的人脸识别,其典型代表是弹性图匹配算法和 GFC 算法,弹性图匹配算法是先选择脸部

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60871003)。

作者简介: 陈勇(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向:小波应用、模式识别;冯浩(1956-),男,博士生导师,教授,主要研究方向:神经网络;王宪保(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向:神经网络、模式识别。

收稿日期: 2009-02-16 **修回日期:** 2009-04-02

一些关键特征点再进行 Gabor 变换,在应用中需要解决关键特征点的定位问题,而且速度很难提高^[9];GFC 是用 Gabor 小波构造 5 个尺度 8 个方向的滤波器,用每一个滤波器与输入图像进行卷积,得到 40 个不同尺度与方向的人脸特征图像,然后再合并成一个特征矢量,最后往往再通过各种方法进行降维处理。基于 Gabor 小波的人脸识别能够提取了人脸的视觉特征信息具有较高的识别率,其缺点是算法的复杂度很高。

在上述分析的基础上,提出了一种新的基于三次 B 样条小波和 2DFFT-2DLDA 的人脸识别算法,三次 B 样条小波是属于二进小波,具有很好的边缘检测和定位能力,已被广泛地应用于边缘检测领域。而其在人脸识别中还很少有应用。用三次 B 样条小波对人脸进行若干层的分解,在最后一层分解后产生一个低频概貌子图和水平方向、垂直方向以及对角线方向三个边缘细节子图,根据人脸库特性选取其中两个子图进行傅里叶分解取其频谱幅值作为特征表达,然后将两个幅值特征连接成一个特征表达,然后再进行 2DLDA 降维形成最后的特征表达,最后采用最近邻法进行分类,算法框图见图 1。算法在 JAFFE 和 Yale 人脸数据库上的进行了实验,并与文献[3]的频谱脸算法和文献[10]的基于 Gabor-2DLDA 算法进行了比较,实验结果表明了该算法的有效性。

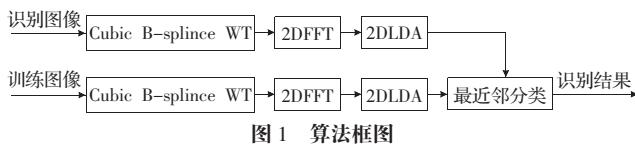


图 1 算法框图

2 算法介绍

2.1 三次 B 样条小波分解

采用了三次 B 样条小波,样条小波是把尺度函数 $\phi(\omega)$ 的傅氏变换选为下式:

$$\phi^n(\omega) = e^{-jk\frac{\omega}{2}} \left[\frac{\sin \omega/2}{\omega/2} \right]^n = e^{-jk\frac{\omega}{2}} \text{sinc}^n(\omega/2) \quad (1)$$

当 n 为偶数时 $k=0$, n 为奇数时 $k=1$ 。由上式中 $\text{sinc}^n(\omega/2)$ 是幅频特性, $e^{-jk\frac{\omega}{2}}$ 是线性相移。Unser 等^[11]已经证明,当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\phi^n(\omega)$ 收敛于 Gauss 函数,当 $n=4$ 时,即三次 B 样条函数与 Gauss 函数已非常逼近且容易实现。王玉平等^[12]从时频局部化的角度对不同次数的 B 样条做了分析,已经证明三次 B 样条小波在边缘提取等实际应用中是渐近最优的。当采用三次 B 样条小波时 $k=0$ 则 $\phi(\omega) = \text{sinc}^4(\omega/2)$,则可推导出滤波器系数如表 1。 $h(n)$ 为低通滤波器, $g(n)$ 为高通滤波器,并且有 $h(n) = h(-n)$, $g(-n) = -g(n+1)$ 。

表 1 三次 B 样条小波滤波器系数

N	0	1	2	3	4
$h(n)$	0.3750	0.2500	0.0625	0.0000	0.0000
$g(n)$	0.59261	0.10872	0.01643	0.00008	

应用三次 B 样条小波通过 MALLAT 算法对输入图像进行若干层次的分解,根据 2.1 节实验情况选取识别性能最好的两个子图记为 S1 和 S2 作为继续处理的图像。由于三次 B 样条小波变换的相移为 0,因此在小波变换过程中,对信号的任何频率分量都没有相移,完全在实数域内分析,更能体现信号的局部特性,因此三次 B 样条小波变换可以得到边缘效果较好

的子图。

2.2 2DFFT

Fourier 变换是传统但非常有效的信号分析工具,对于二维图像 $f(x, y) \in L^2(R^2)$, 其二维 Fourier 变换定义为:

$$N(u, v) = \mathcal{F}[f(x, y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) e^{-2\pi i(ux+vy)} dx dy \quad (2)$$

易证得 Fourier 变换的振幅谱图像具有位移不变性,即 $|\mathcal{F}[f(x-a, y-b)]| = |\mathcal{F}[f(x, y)]|$, 因此采用频谱来作为特征,可以消除因空间位置不准确产生的误差影响,可以进一步有效提高识别效果。算法在实现时采用二维快速 Fourier 变换(2DFFT),子图 S1 和 S2 经 2DFFT 变换后得到 N1 和 N2,然后串连这两个振幅谱图像得到初始的特征表达 $X = [N1 \ N2]$ 。

2.3 2DLDA

二维线性鉴别分析(2DLDA)是 LDA 在矩阵模式下的平行推广,2DLDA 算法简单而且有较好的分类效果。

令训练样本为 $T = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 样本大小为 $m \times n$ 。其中 N 为训练样本个数, 图像数据共有 K 类, 类别记为 C_1, C_2, \dots, C_K

表示,假设 C_i 类包含 N_i 个样本,因此, $N = \sum_{i=1}^K N_i$ 所有样本平均为 $\bar{X} = (1/N) \sum_{i=1}^N X_i$, 第 C_i 类样本的类内平均为 $\bar{X}_{C_i} = (1/N_i) \sum_{j \in C_i} X_j$, 可求得类内散度矩阵 S_w 和类间散度矩阵 S_B 。

类间散度矩阵定义如下:

$$S_B = \sum_{i=1}^K \frac{N_i}{N} (\bar{X}_{C_i} - \bar{X})^T (\bar{X}_{C_i} - \bar{X}) \quad (3)$$

类内散度矩阵定义如下:

$$S_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \sum_{j \in C_i} (X_j - \bar{X}_{C_i})^T (X_j - \bar{X}_{C_i}) \quad (4)$$

对于 2DLDA, Fisher 线性鉴别准则函数的定义为:

$$J(a) = \frac{\mathbf{a}^T S_B \mathbf{a}}{\mathbf{a}^T S_w \mathbf{a}} \quad (5)$$

2DLDA 的目标是找到最佳投影矩阵 \mathbf{a}_{opt} 使式(5)中 $J(a)$ 最大化,显然 \mathbf{a}_{opt} 是满足式(6)的最大特征值所对应的特征向量,通常选取最大 d 个($d < n$)特征值对应的特征向量成为 $n \times d$ 维的投影矩阵 A_{2dlida} 。

$$S_B \mathbf{a} = \lambda S_w \mathbf{a} \quad (6)$$

最后将训练样本在 A_{2dlida} 上投影以提取最终的特征 Y , 即 $Y^T = A_{2dlida}^T X^T$ 。

3 实验结果及分析

本章设计了 3 个不同的实验,第 1 个实验是以频谱脸算法为例,在 JAFFE 和 Yale 人脸库中比较正交(双正交)小波与三次 B 样条小波分解后各子图的识别效果,旨在证明基于三次 B 样条小波分解后的边缘细节子图的识别性能要远远好于正交(双正交)小波。第 2 和第 3 个实验分别在 JAFFE 和 Yale 人脸库中实现该文算法,并与频谱脸算法和 Gabor-2DLDA 算法进行比较。

JAFFE 人脸库共有 10 个人,每人有 7 种不同的人脸表情,每种表情 2 到 4 幅图像,共 213 幅人脸图像,图像大小为 256×256,在实验中对 JAFFE 人脸库不作任何预处理。Yale 人脸库

包括 15 个人,每人有 11 幅人脸图像,共 165 幅,图像大小是 320×243 ,人脸受到较多的表情和光照的影响。在实验中首先对人脸进行手工地剪切并归一化为 256×256 像素大小,预处理结果见图 2。



图 2 Yale 人脸库经手工裁切和大小归一化后的图像

3.1 小波基的对比实验

实验以频谱脸为例在 JAFFE 人脸库和 Yale 人脸库上进行。对 JAFFE 人脸库每人取 1 幅中性表情图像共 15 幅作为训练样本,其余 198 幅作为测试图像。对 Yale 取第 6 幅正面人脸图像共 15 幅作为训练样本,其余每人 10 幅共 150 幅作为待识别图像,分别采用三次 B 样条小波和 D4 正交小波对图像进行三层小波分解,然后对第三层分解后得到的 LL、LH、HL 和 HH 子图分别作傅里叶变换和最近邻分类识别,实验结果见表 2。

表 2 与 D4 小波的子图性能对比

	LL	LH	HL	HH	小波基
JAFFE 人脸库	94.58%	50.74%	85.22%	73.89%	D4
	94.58%	73.89%	92.12%	89.66%	3B
Yale 人脸库	85.33%	70.67%	82.67%	67.33%	D4
	85.33%	90.00%	94.00%	88.00%	3B

从这个实验结果表明:

(1) 经三次 B 样条小波分解后得到的边缘细节子图同样具有很多的特征信息,都具有较好的识别率。

(2) 用三次 B 样条小波分解后得到的三个边缘细节子图单独使用时其识别率不但明显高于用 D4 小波的边缘细节子图的识别率,甚至边缘细节子图的识别率还要高于低频概貌子图的识别率(在实验中,其他各种正交或双正交小波均有类似的结果)。

因此选用三次 B 样条小波相比其他正交或双正交小波具有最好的边缘效果。所以在考虑边缘特征信息的情况下,选用三次 B 样条小波是更优更合理的。

3.2 JAFFE 人脸库实验

实验采用每人的三幅中性表情图像(共有 $10 \times 3=30$ 幅)作为训练图像,其余 183 幅图像作为测试图像。实验对频谱脸、Gabor-2DLDA 进行了比较,结果见表 3。其中频谱脸采用 D4 小波三层分解;Gabor-2DLDA 算法使用 8×8 下采样,2DLDA 维数取 12;该文算法进行三层小波分解并选用性能最好的 LL 和 HL 子图,2DLDA 取 7 维。

从结果可知,对 JAFFE 人脸库,该文算法的识别率同 Ga-

表 3 JAFFE 人脸库中的实验结果

	识别率/ (%)	初始特征维数	特征提取和识别时间/s
频谱脸	95.63	32×32	0.120
Gabor-2DLDA	98.91	$32 \times 32 \times 40$	4.500
该文算法	98.91	$32 \times 32 \times 2$	0.125

bor-2DLDA 相同,均高于频谱脸算法。但从计算复杂度来看,Gabor-2DLDA 算法的复杂度远远大于该文算法,该文算法复杂度与频谱脸基本相同。

3.3 Yale 人脸库实验

实验采用同 3.1 节相同的预处理,随机选择每人的 2 到 5 幅图像作为训练图像,其余图像作为待识别图像。实验结果见图 3。其中频谱脸采用 D4 小波三层分解;Gabor-2DLDA 算法参数同 3.2 节实验;该文算法也是三层小波分解,这里选用 LH 和 HL 子图,2DLDA 取 10 维。每个实验结果为 10 次实验的平均值。

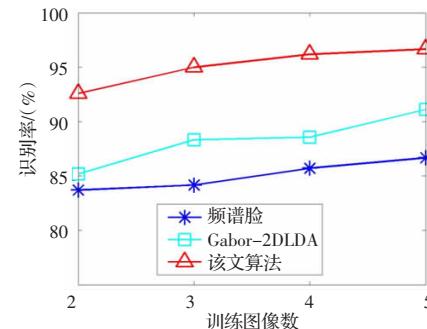


图 3 Yale 人脸库中的实验结果

从图 3 可知,对 Yale 人脸库该文算法的识别率要高于频谱脸算法和 Gabor-2DLDA 算法。该文算法训练 4 幅时平均识别率达到 96.17%,已经高于文献[10]提出的 Gabor-2DLDA 算法在每人训练 6 幅图像时 96% 的识别率。

4 结束语

提出了一种基于三次 B 样条小波和 2DFFT-2DLDA 的人脸识别算法,小波理论和实验均证实了使用三次 B 样条小波分解得到的子图具有更好的边缘效果,该文算法充分考虑了人脸的边缘特征,通过对小波分解后的高频率图信息的有效融合,使算法对光照、表情等变化具有更好的鲁棒性。最后在 JAFFE 和 Yale 人脸库中的实验不仅表明了融合边缘特征信息这一思路的可行性,同时也表明了该文算法具有比频谱脸和 Gabor-2DLDA 算法更好的识别性能。

参考文献:

- [1] Abate A F, Nappi M, Riccio D, et al. 2D and 3D face recognition: A survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 1885–1906.
- [2] Wiskott L, Fellous J M, Kruger N, et al. Face recognition by elastic bunch graph matching[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 775–779.
- [3] 赖剑煌,阮邦志,冯国灿.频谱脸:一种基于小波变换和 Fourier 变换的人像识别新方法[J].中国图象图形学报,1999,4(10): 811–817.
- [4] Liu C J, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(4): 467–476.
- [5] 张文超,山世光.基于局部 Gabor 变化直方图序列的人脸描述与识别[J].软件学报,2006,17(12): 2508–2517.
- [6] Li Bai, Liu Yi-hui. When eigenfaces are combined with wavelets[J]. Knowledge-Based Systems, 2002, 15: 343–347.

(下转 159 页)