

Journal of Image  
and Graphics

# 中国图象图形学报



ISSN1006-8961  
CN11-3758/TB

2012 8  
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所  
中国图象图形学学会主办  
北京应用物理与计算数学研究所

# 中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年8月 第17卷 第8期(总第196期)

## 目次

### 综述

可计算图像美学研究进展 ..... 王伟凝, 蚁静斌, 贺前华(893)

### 图像处理和编码

利用混沌 PSO 或分解的 2 维 Tsallis 灰度熵阈值分割 ..... 吴一全, 吴诗嫻, 张晓杰(902)

H. 264 并行编码中负载平衡方法 ..... 侯兴松, 刘大齐, 盛凯, 赖玉洁(911)

提升细节捕捉能力的非下采样轮廓波变换 ..... 郭洪, 李雪军(919)

SVD 域的图像高斯噪声强度估计 ..... 柳薇(923)

图像扩散去噪模型的分析与改进 ..... 傅绪加, 刘峰, 王信松(934)

小波域最小嵌入失真函数设计及其在隐写中的应用 ..... 李军, 潘峰, 杨晓元, 刘镇(946)

### 图像分析和识别

抗压缩的照片图像与真实感计算机图形识别 ..... 张荣, 王让定(953)

云的自适应阈值检测方法 ..... 黄茜, 王少龙, 徐道磊, 廖婷婷(960)

煤矸区分中的间隔灰度压缩扩阶共生矩阵 ..... 于国防(966)

离群样本划分的半监督模糊学习策略 ..... 宋晓宁, 杨静宇, 杨习贝(971)

多相 Chan-Vese 模型的直接对偶方法 ..... 刘存良, 潘振宽, 郑永果, 王国栋, 丁洁玉(979)

利用梯度信息快速提取直线边缘特征 ..... 夏军营, 徐小泉, 熊九龙(987)

2 维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别 ..... 王仕民,叶继华,邓涛,王明文(995)

**图像理解和计算机视觉**

流形学习与非线性回归结合的头面部姿态估计 ..... 范进富,陈锻生(1002)

**计算机图形学**

角点距离矩阵和同心圆划分的曲线描述与匹配 ..... 曾接贤,刘秀朋,符祥(1011)

弹性二次曲面模型下的 3 维形状表现与平滑 ..... 郝世杰,蒋建国,郭艳蓉,詹曙(1021)

**医学图像处理**

主动学习的白细胞图像自动分割 ..... 崔凤,潘晨,吴向平,徐军(1029)

**遥感图像处理**

Bregman 交替迭代遥感图像复原方法 ..... 徐焕宇,孙权森,罗楠,夏德深(1035)

基于各向异性 Markov 随机场的遥感影像亚像元尺度建筑物提取 ..... 李晓冬,凌峰,杜耘(1042)

**中国图象图形学报**

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 8 期

2012 年 8 月 16 日出版

**主管单位** 中国科学院  
**主 办** 中国科学院遥感应用研究所  
中国图象图形学学会  
北京应用物理与计算数学研究所  
**主 编** 李小文  
**编辑出版** 《中国图象图形学报》编辑出版委员会  
北京 9718 信箱 邮编 100101  
电子信箱:jig@irsa.ac.cn  
电话:010-64807995 010-82614429  
网 址:www.cjig.cn  
**印刷装订** 北京北林印刷厂  
**广告经营许可证** 京朝工商广字第 0346 号  
**总 发 行** 北京报刊发行局  
**订 购** 全国各地邮局  
**国外发行** 中国国际图书贸易总公司  
(中国国际书店)  
(北京 399 信箱 邮编 100044)

**Superintended by** Chinese Academy of Sciences  
**Sponsored by** Institute of Remote Sensing Application,  
CAS China Society of Image and Graphics  
Institute of Applied Physics and Computational  
Mathematics  
**Chief editor** LI Xiaowen  
**Editor, Publisher** Editorial and Publishing Board  
of Journal of Image and Graphics  
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)  
E-mail:jig@irsa.ac.cn  
**Distributed by** Beijing Bureau for Distribution of Newspapers  
and Journals  
**Domestic** All Local Post Offices in China  
**Foreign** China International Book Trading Corporation  
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)  
**Printed by** Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

# Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 8 August 2012

## Contents

### Review

Review for computational image aesthetics ..... Wang Weining, Yi Jingjian, He Qianhua (893)

### Image Processing and Coding

Two-dimensional Tsallis gray entropy image thresholding using chaotic particle swarm optimization or decomposition  
..... Wu Yiquan, Wu Shihua, Zhang Xiaojie (902)

Load balancing for H. 264 parallel encoding ..... Hou Xingsong, Liu Daqi, Sheng Kai, Dun Yujie (911)

Non-subsampled contourlet transform algorithm to promote detail information capturing ability ..... Guo Hong, Li Xuejun (919)

Gaussian noise level estimation in SVD domain for images ..... Liu Wei (923)

Analysis and improvement of image diffusion denoising models ..... Fu Xujia, Liu Feng, Wang Xinsong (934)

Design of minimizing embedding impact function in DWT domain and its applications in steganography  
..... Li Jun, Pan Feng, Yang Xiaoyuan, Liu Zhen (946)

### Image Analysis and Recognition

Anti-compression approach to distinguishing photographic images and photorealistic computer graphics  
..... Zhang Rong, Wang Rangding (953)

Adaptive threshold approach for night-sky cloud inspection ..... Huang Qian, Wang Shaolong, Xu Daolei, Liao Tingting (960)

Expanded order co-occurrence matrix to differentiate between coal and gangue based on interval grayscale compression  
..... Yu Guofang (966)

Semi-supervised fuzzy learning strategy by using a way of partitioning the outlier instances  
..... Song Xiaoning, Yang Jingyu, Yang Xibei (971)

Direct dual method of Chan-Vese model for multiphase segmentation  
..... Liu Cunliang, Pan Zhenkuan, Zheng Yongguo, Wang Guodong, Ding Jieyu (979)

Fast line edge feature extraction using image gradients ..... Xia Junying, Xu Xiaoquan, Xiong Jiulong (987)

Two-dimensional dual-tree complex wavelet transform uncertainty weighted fusion in face recognition  
..... Wang Shimin, Ye Jihua, Deng Tao, Wang Mingwen (995)

### Image Understanding and Computer Vision

Combining manifold learning and nonlinear regression for head pose estimation ..... Fan Jinfu, Chen Duansheng (1002)

### Computer Graphics

Representation and matching for planar curve based on corner distance matrix and concentric circles  
..... Zeng Jiexian, Liu Xiupeng, Fu Xiang (1011)

Three-dimensional shape representation and smoothing with elastic quadratic patch model  
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu (1021)

### Medical Image Processing

White blood cell image segmentation based on active learning ..... Cui Feng, Pan Chen, Wu Xiangping, Xu Jun (1029)

### Remote Sensing Image Processing

Bregman alternating iterative method for remote sensing image restoration ..... Xu Huanyu, Sun Quansen, Luo Nan, Xia Deshen (1035)

Building extraction at the sub-pixel scale from remotely sensed images based on anisotropic Markov random field  
..... Li Xiaodong, Ling Feng, Du Yun (1042)

中图分类号: TP311 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)08-0995-07

论文引用格式: 王仕民, 叶继华, 邓涛, 王明文. 2维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 995-1001.

## 2 维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别

王仕民, 叶继华, 邓涛, 王明文

江西师范大学计算机信息工程学院, 南昌 330022

**摘要:** 在人脸识别中, 传统小波、Gabor 小波不能很好地表征人脸特征。提出 2 维双树复小波多频带不确定度加权融合的人脸识别算法, 使用了人脸 2 维双树复小波多频带特征, 计算多频带不确定度及其权值并结合多频带特征进行加权融合, 能很好得到人脸的特征。该加权融合算法首先计算人脸 2 维双树复小波多个频带特征图, 然后计算多个频带滤波不确定度权值, 最后进行加权融合。同时使用了 2 维主成分分析(2DPCA) 方法对特征向量进行子空间投影, 应用欧氏距离作为相似测度实现分类识别。使用英国剑桥 Olivetti 实验室(ORL) 图像库进行了测试, 实验结果表明, 提出的方法相对于使用 2DPCA、Wavelet 和 Gabor 小波的特征提取方法, 取得了更好的识别效果。

**关键词:** 人脸识别; 2 维双树复小波; 不确定度; 2 维主成分分析

### Two-dimensional dual-tree complex wavelet transform uncertainty weighted fusion in face recognition

Wang Shimin, Ye Jihua, Deng Tao, Wang Mingwen

College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China

**Abstract:** The traditional wavelet and Gabor wavelet cannot show facial features well in face recognition. In this paper, we propose a 2D dual-tree complex wavelet multi-frequency uncertainty weighted fusion for face recognition. 2D dual-tree complex wavelet multi-frequency features are used to show facial features. Weights and uncertainties are calculated to get the last facial feature by multi-frequency uncertainty weighted fusion algorithm. The weighted fusion algorithm first calculates the 2D DT-CWT multi-frequency filter images of the face, and then the uncertainty weights of the multi-frequency filters are calculated. Finally, the 2D DT-CWT multi-frequency filter is integrated into the last facial feature. At the same time, the 2D-PCA method is exploited to construct the linear subspace. The Euclidean distance based classifier is adopted for classification. Using the ORL database, the experimental results indicated that compared with the use of 2D-PCA, Wavelet, and Gabor wavelet feature extraction methods, the proposed method obtains a better recognition rate.

**Key words:** face recognition; two-dimensional dual-tree complex wavelet transform; uncertainty; two-dimensional principal component analysis

## 0 引言

在应用生物特征识别技术进行身份认证过程

中, 人脸识别作为最主要的方法之一, 已经成为当前的研究热点, 研究高识别率的人脸识别算法具有重要的理论意义和应用价值<sup>[1-2]</sup>。

在图像表达方面有很多优点的传统的小波变

收稿日期: 2011-09-13; 修回日期: 2012-02-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(60963014)

第一作者简介: 王仕民(1986—), 男, 实验员, 2011 年江西师范大学获计算机科学与技术工学硕士研究生, 主要研究方向为图像识别、嵌入式系统。E-mail: wsmyangxi@126.com

换<sup>[3]</sup>,已被广泛应用于人脸识别,比如采用小波子带提取人脸特征,并结合核的方法进行人脸识别<sup>[4]</sup>;采用小波能量嫡作为人脸特征达到人脸识别<sup>[5]</sup>;用多小波提取人脸特征进行人脸识别<sup>[6]</sup>等等。但是,在人脸识别过程中传统小波有以下的缺点:1)对数据敏感,缺乏平移不变性;2)方向性差;3)没有相空间信息。由此引入多尺度 Gabor 小波,其具有良好的时频局部化特性及方向选择能力,能比较好地提取人脸特征<sup>[7-8]</sup>。但是 Gabor 小波缺点是计算复杂,并且滤波器的选择较大程度上依赖于图像本身的频率特征。针对传统小波和 Gabor 小波的不足, Kingsbury 提出的双树复小波变换(DT-CWT)<sup>[9]</sup>。它不仅具有传统小波的时频局部化能力,还具有很好的方向分析能力,能反映图像在不同分辨率上沿多个方向的变化情况,更能很好地提取人脸的局部纹理特征,而且计算效率相对 Gabor 小波要高。另外,2D DT-CWT 分解时包含所有频带信息,并不需要进行频带参数选择,避免了 Gabor 小波中频带选择不当而不能很好地提取人脸特征问题。

近年来数据降维算法得到快速发展,B2DPCA 的提出<sup>[10]</sup>将 2DPCA(two-dimensional principal component analysis)<sup>[11]</sup>进行了改进,但 B2DPCA 仍然只适合数据降维而非分类,不能很好地应用于人脸识别;2DLDA 方法<sup>[12]</sup>的提出解决了传统线性鉴别分析(LDA)方法易发生小样本事件,然而在图像不受光照等因素影响时,其识别率反而不如 2DPCA;判别成分分析方法(DCA)<sup>[13]</sup>虽然能尽可能避免小样本事件,但是可能移除了子空间存在的重要鉴别信息,同时可能会出现维度灾难。因此,采用 2DPCA 进行人脸图像降维。

一幅图像变换后可以分解成高频部分和低频部分<sup>[3]</sup>,高频部分代表变化比较明显的边沿纹理特征,低频部分代表变化比较平缓的纹理特征。在人脸识别中,在保持低频部分作用的基础上,结合高频部分对人脸识别的作用,可以提高识别效果。本文提出了 2 维双树复小波多频带特征加权融合的人脸识别算法:采用 2D DT-CWT 来描述人脸,反映了图像在不同尺度上沿多个频带的情况,通过不确定度较好地计算不同尺度上沿多个频带局部特征及它们的权值;针对样本的维数增加的

问题,用 2DPCA 方法进行降维;通过对选择的尺度上每个频带的局部特征独立进行识别判断,最后加以融合判断并作出决策。在 ORL 人脸库上的实验结果表明,与实验中的其他算法相比,该算法能明显提高人脸识别率,是一种有效的人脸识别算法。

## 1 双树复小波

DT-CWT<sup>[9]</sup>采用两棵并行的离散小波树分别来得到实部和虚部系数,是一种可分离实现的复小波变换。由于人脸图像是 2D 的,因此需要将 DT-CWT 扩展到 2D DT-CWT,可以通过在两棵树上分别并行使用 2 个 2D 离散小波变换来实现。2D DT-CWT 的实部和虚部都能描述 6 个主方向,因而能反映出人脸图像在不同尺度上沿多个方向频带的变化情况,适合提取图像各方向上的局部特征。

图 1 和图 2 给出了同一幅图像分别经 2D DT-CWT 和 Gabor 卷积后得到的幅值系数图像。从图 1、图 2 上可以看出<sup>[14-15]</sup>:2D DT-CWT 比 Gabor 小波变换保留更多的细节信息,如眼、鼻、嘴等关键特征,并且 2D DT-CWT 在人脸边缘处产生较强的响应,这些重要的局部信息特征对于人脸识别特别有用;图 2 为当中心频率  $k_0 = \pi/4$ ,方向参数  $\phi_0$  分别为  $(0, \frac{\pi}{8}, \frac{2\pi}{8}, \frac{3\pi}{8}, \frac{4\pi}{8}, \frac{5\pi}{8}, \frac{6\pi}{8}, \frac{7\pi}{8})$  时得到的幅值系数图像,Gabor 特征的保留与中心频率、方向参数有关,必须选对正确的中心频率、方向参数,否则不能得到很好的鉴别特征,若选择比较多的参数,但会明显增加计算复杂度;图 2 中在边缘附近,Gabor 小波变换的实部和虚部会产生震荡,不是平滑的峰值响应,对分类有一定影响。综上所述,2D DT-CWT 不但具备 Gabor 小波的优秀特性,而且还有很多的优势:2D DT-CWT 大大降低了计算复杂度;2D DT-CWT 几乎是完全重构的,可更好地保留人脸的边缘、纹理等细节信息;2D DT-CWT 分解包含所有的频带信息,不需进行频带选择,避免了 Gabor 频带选择不当带来的问题。因此,2D DT-CWT 能很好地表征人脸图像特征,非常有利于人脸识别。

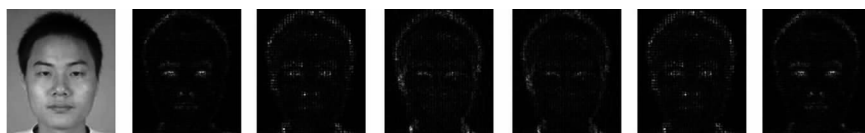


图 1 2DDT-CWT 系数图像

Fig.1 2DDT-CWT coefficient image



图 2 Gabor 系数图像

Fig.2 Gabor coefficient image

## 2 2 维双树复小波多频带不确定度融合的人脸识别

### 2.1 2 维双树复小波多频带的不确定度

1993 年 ISO 和国际理论与应用物理联合会 (IUPAP) 等 7 个国际权威组织又联合发布了《测量不确定度表示指南》的修订版,从而使物理实验的不确定度评定有了国际公认的准则,它是测量结果质量的指标。不确定度指由于测量误差的存在,对被测量值的不能肯定的程度。从另一方面来说,它只不过是标准差的加强版。也就是说,不确定度一定程度上表明测量结果的可区别程度。在报告物理量测量的结果时,必须给出相应的不确定度,也利于增强测量结果之间的可比性。正是因为不确定度可以增强测量结果的可比性,所以利用不确定度来求 2 维双树复小波每个频带的权值。

不确定度表征了滤波结果的分散度的程度,而且不确定度越小,表示这个滤波器得到结果的分散度越小。反之,不确定度越大,滤波器得到结果的分散度越大。通过使用不确定度计算每个层次 6 个方向频带的 2 维双树复小波滤波图的权值因子,从而区分它们对人脸识别的作用。使用《测量不确定度表示指南》中 A 类不确定度计算权值因子<sup>[16]</sup>。

### 2.2 2 维双树复小波多频带的权值计算

首先随机选取  $n$  张不同人不同姿势人脸图像  $(z_1, z_2, \dots, z_n)$ , 则它们在某个层次第  $j$  个方向频带的 2 维双树复小波幅度响应结果分别为  $(w_1, w_2, \dots, w_n)$ , 且计算其算术平均值为  $\bar{w}$ 。

$(w_1, w_2, \dots, w_n)$  图像集通过 2DPCA 变化进行降维从而得到  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ , 其中  $Y_i = [Y_i(1), \dots, Y_i(p)]$ ,  $Y_i$  表示第  $i$  张人脸的特征矩阵集,  $Y_i(p)$  表示第  $i$  张人脸的第  $p$  个主成分特征向量。且  $\bar{w}$  的投影特征矩阵为  $\bar{Y}$ , 接下来利用最近邻分类器计算  $\bar{Y}$  分别到  $Y_i$  的距离

$$x_i = \sum_{m=1}^{m=p} \|Y_i(m) - \bar{Y}(m)\|^2 \quad (1)$$

式中,  $\|Y_i(m) - \bar{Y}(m)\|^2$  表示两个特征向量之间的欧氏距离, 且  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$  的算术平均值为  $\bar{x}$ 。结合上节 A 类标准不确定度理论, 得第  $j$  个方向的 2 维双树复小波的标准不确定度  $u_j$  为其算术平均值的标准差, 即

$$u_j = \sigma(\bar{x}) = \sigma_j / \sqrt{n} \quad (2)$$

式中,  $\sigma_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / (n - 1)}$  为第  $j$  个方向的 2 维双树复小波的标准差,  $n$  为人数; 下文用  $u_i (i = 1, 2, \dots, 13)$  表示第  $i$  个方向的 2 维双树复小波的不确定度。其具体实现流程如图 3 所示。

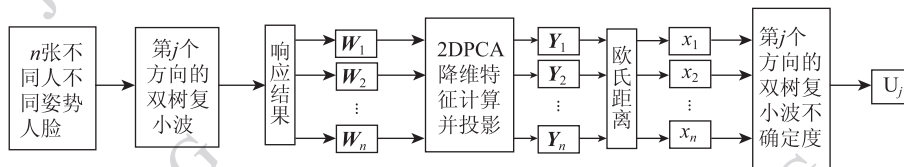


图 3 第  $j$  个 2D DT-CWT 滤波器的不确定度计算流程

Fig.3 Flowchart of the  $j$ th 2D DT-CWT filter uncertainty

根据上述论述,可以分别得到 2 维双树复小波每个层次每个方向频带(高频滤波器)及最后低通滤波的不确定度及其权值。为了使 2 维双树复小波多频带不确定度及其权值具有普遍性,通常要做  $m = 10$  次以上的实验,然后求平均值,误差就基本维持在一个较小的数值上。

2 维双树复小波每个层次的高通滤波,都可以得到人脸的局部特征,为了达到更佳的人脸识别效果,尽可能地得到人脸的信息,而且不造成数据冗余,2 维双树复小波层次的选择问题成为关键问题。小波变换在人脸识别中的有效应用已经有若干研究结果<sup>[17]</sup>,研究都表明小波分解的层数一般在 2 到 3 层或分解后图像大小为  $32 \times 32$  较合适,最少不要低于  $16 \times 16$ 。由于本实验使用 ORL 的免费库图像,并且大小都是  $112 \times 92$ ,所以 2 维双树复小波分解的层数选用 2 层,即最小滤波图为  $28 \times 23$ 。故实验过程中使用的滤波图(2 维双树复小波多频带人脸特征图)包括:第 1 层中的 6 个高通滤波图;第 2 层中的 6 个高通滤波图;第 2 层中的低通滤波图。总共 13 张人脸特征图(13 频带人脸特征图),所以本节意在分别计算 13 张人脸特征图的权值  $A_i (i = 1, 2, \dots, 13)$ 。

由于  $u_i \neq u_j (i, j = 1, 2, \dots, 13, i \neq j)$ ,即第  $i$  个滤波与第  $j$  个滤波的分散度不一样,所以可以通过对每个滤波图进行加权来抑制可分性差的滤波图,增强可分性强的滤波图。选择的加权值为<sup>[18]</sup>

$$A_i = (1 + u_i)^\beta, i = 1, 2, \dots, 13 \quad (3)$$

暂且假设权重的选择与相应的不确定度成反比,如果后续计算得到  $\beta < 0$ ,则假设成立。其中参数  $\beta < 0$  用来抑制对应较大不确定度的滤波器,加强对较小不确定度的滤波器。其中的常量 1 主要是为了避免过分加强那些对应太小不确定度的滤波器。

由于  $u_{\max} \geq u_{\min} (\max, \min \in \{1, 2, \dots, 13\})$  且  $\beta < 0$ ,所以  $(1 + u_{\max})^\beta < (1 + u_{\min})^\beta$ 。作为加权融合的权值系数,  $A_i = (1 + u_i)^\beta (i = 1, 2, \dots, 13)$  的值本身并不是最重要,重点在于它们之间的比值。令最小权重系数与最大权重系数之间的比值为

$$\alpha = (1 + u_{\max})^\beta / (1 + u_{\min})^\beta \quad (4)$$

式中,  $\max, \min \in \{1, 2, \dots, 13\}$ , 则参数

$$\beta = \ln(\alpha) / \ln[(1 + u_{\max}) / (1 + u_{\min})] \quad (5)$$

随着  $\alpha$  的增大,  $\beta$  也增大。且正确增强或抑制了 2 维双数复小波多频带滤波器,但多频带不确定度融合的人脸的识别能力也随之增强。但  $\alpha$  增大到一定程度时,由于过分地增强或抑制,识别能力又逐渐下降。

通过实验来估计  $\alpha$  的最佳值。实验所用数据库是 ORL 人脸图像库,ORL 图像库共有 400 幅人脸图像,包含 40 个人,每人 10 幅。实验过程中,随机选取每个人作为训练样本人脸图像的幅数  $t$  分别为 (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7),剩下的作为测试样本。分别对不同的  $\alpha$  重复实验 10 次,得到的平均识别率如图 4 所示。

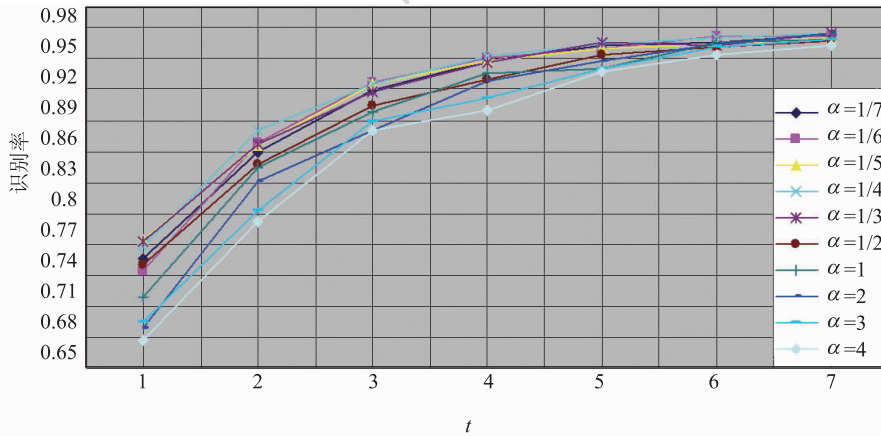


图 4 不同训练样本及取不同的  $\alpha$  值时不确定度融合算法识别率比较

Fig. 4 Comparison image of recognition rates in uncertainty fusion algorithm of different training samples and  $\alpha$

从图4可以看出:当 $\alpha$ 从1/7增加到1/4时,不确定度融合算法的识别能力明显增强;随着 $\alpha$ 的继续增加,不确定度融合算法的识别能力却逐渐下降;而且最佳 $\alpha$ 值与训练样本有关,当 $t=1$ 时,最佳 $\alpha=1/5$ ;当 $t=2$ 时,最佳 $\alpha=1/4$ 等等。综合考虑,取最佳 $\alpha=1/4$ 为理想状态,依据式(5),得 $\beta < 0$ ,所以权重的选择与相应的不确定度成反比。

### 2.3 2维双树复小波多频带特征融合

假设实验过程中, $m$ 为训练样本图像总数, $F_{ij}(i=1,2,\dots,m;j=1,2,\dots,13)$ 为第 $i$ 幅图像的第 $j$ 个滤波幅值图, $S_{ij}(i=1,2,\dots,m;j=1,2,\dots,13)$ 为第 $i$ 幅图像的第 $j$ 个滤波幅值图降维得到的特征矩阵,则依据式(3)求得 $A_j(j=1,2,\dots,13)$ 并对双树复小波多方向频带特征融合得到第 $i$ 幅训练样本图像的特征表示

$$H_i = \sum_{j=1}^{13} A_j S_{ij}, (i=1,2,\dots,m) \quad (6)$$

### 2.4 2维双树复小波多方向特征融合人脸识别算法

由前面的有关分析可知,为了更好地表征人脸图像特征,采用2D DT-CWT来描述人脸,不仅具有传统小波优良的时频局部化能力,还具有优良的方向分析能力,能够反映图像在不同分辨率上沿多个方向频带的变化情况,更好地描述图像的方向性。本文2维双树复小波多频带特征融合人脸识别算法,很好地使用了2D DT-CWT的高频部分,对13幅滤波图像分别求不确定度权值并进行特征加权融合。

从ORL图像库40个不同人中取 $m$ 幅图像作为训练样本,测试图像为 $T$ 。则2维双树复小波多方向频带特征融合人脸识别算法描述如下:

1) for  $j=1$  to 13;如2.2节所述,分别计算 $m$ 幅训练样本图像的13个2维双树复小波的特征;

2) for  $i=1$  to  $m$  使用第 $j$ 个2维双树复小波滤波器对第 $i$ 幅人脸图像滤波响应,得到结果 $F_{ij}(i=1,2,\dots,m;j=1,2,\dots,13)$ ,测试图像 $T$ 的第 $j$ 个2维双树复小波滤波图 $T_j(j=1,2,\dots,13)$ ;

3)利用2DPCA对 $m$ 幅图像的第 $j$ 个2维双树复小波滤波响应进行降维,得到特征矩阵 $S_{ij}(i=1,2,\dots,m;j=1,2,\dots,13)$ , $T_j(j=1,2,\dots,13)$ 的投影特征矩阵为 $Y_j(j=1,2,\dots,13)$ ;

4)返回到步骤1),直到 $j=13$ 为止;

5)使用式(6)计算第 $i$ 幅训练样本图像的特征表示 $H_i(i=1,2,\dots,m)$ ,同理使用式(6)计算测试样本的特征表示 $Y$ ;

6)利用最近邻分类器计算 $Y$ 分别到 $H_i(i=1,2,\dots,m)$ 的距离,并做出决策。

### 2.5 计算复杂度分析

计算复杂度主要研究计算问题时所需的资源,最常见的是时间和空间资源。本文算法所需的空间资源一般计算机都能够满足,因此重点对时间复杂度进行分析。

通过前面对2维双树复小波多方向特征融合人脸识别算法的分析,其时间复杂度分析如下:

步骤1)2)的时间复杂度:通过6个高频滤波器和2个低频滤波器得到每层的滤波结果,对于大小为 $n_r \times n_c$ 的图像,每个复小波滤波器的时间复杂度为 $O(n_r n_c)$ ,则计算 $m$ 个训练样本2层复小波的时间复杂度为 $O(16mn_r n_c)$ ;

步骤3)4)的时间复杂度:对训练样本的 $j$ 个2维双树复小波滤波响应进行数据降维并投影映射易得时间复杂度为 $O(md^2 + d^3)$ , $d$ 为降维后特征维数,则所有的样本数据降维的时间复杂度为 $O(13(md^2 + d^3))$ ;

步骤5)的时间复杂度:特征融合时间复杂度为 $O(md^2)$ ;

步骤6)的时间复杂度:做出决策的时间复杂度为 $O(1)$ 。

则该算法最大的时间复杂度为 $O(16mn_r n_c + 14md^2 + 13d^3 + 1)$ 。而采用Gabor滤波器提取人脸特征,其时间复杂度为 $O(40mn_r n_c + 41md^2 + 40d^3 + 1)$ ,并且如果没有采用特征融合算法,其计算更加复杂。所以鉴于识别率与复杂度双方面考虑,本文算法还是比较好的识别算法。

## 3 算法测试与分析

### 3.1 2维双树复小波多频带的不确定度及权值

使用ORL的人脸免费图像库,采用前面提出的2维双树复小波多方向频带的不确定度和权值计算算法。首先在ORL中分别选取每个人的一张图像即得到40幅不同人脸图像,然后通过这40幅图像重复实验30次计算每个滤波器的平均不确定度和平均权值。得到前10次、前20次和30次实验13个滤波器的平均权值:表1为2维双树复小波第1层6个高通滤波的权值;表2为2维双树复小波第2层6个高通滤波的权值;表3为2维双树复小波第2层低通滤波的权值。

表 1 2 维双树复小波第 1 层 6 个高通滤波的权值

Table 1 Six high-pass filter weights from the first layer of 2D dual-tree complex wavelet transform

	高频方向频带					
	-15°	-35°	-75°	+15°	+35°	+75°
10 次平均权值	0.816 22	0.876 62	0.763 88	0.779 54	0.893 94	0.817 53
20 次平均权值	0.815 79	0.876 49	0.756 59	0.765 32	0.888 06	0.812 37
30 次平均权值	0.812 34	0.875 09	0.757 28	0.765 16	0.883 37	0.812 22

表 2 2 维双树复小波第 2 层 6 个高通滤波的权值

Table 2 Six high-pass filter weights from the second layer of 2D dual-tree complex wavelet transform

	高频方向频带					
	-15°	-35°	-75°	+15°	+35°	+75°
10 次平均权值	0.793 72	0.846 76	0.756 88	0.756 77	0.888 28	0.792 16
20 次平均权值	0.786 25	0.840 32	0.745 62	0.747 13	0.883 98	0.789 57
30 次平均权值	0.789 11	0.843 01	0.748 64	0.749 42	0.880 75	0.792 06

表 3 2 维双树复小波第 2 层低通滤波的权值

Table 3 The second layer low-pass filter weight

	低频频带部分
10 次平均权值	0.223 48
20 次平均权值	0.222 01
30 次平均权值	0.220 84

为了更确切地表征实验数据,通过引入不确定度增强测量结果的可比性,不确定度表征了滤波结果的分散度的程度,式(2)(3)可知不确定度与权值是反比例关系。实验中比较了 13 个滤波器的权值结果,可知低通滤波的权值最小。如果单独进行人脸识别,其人脸识别识别率肯定最高<sup>[4]</sup>,但是在不确定度特征融合人脸识别算法中,其权值最小。所以在设计小波人脸识别算法时,其他高通滤波器对人脸识别也是有用的,是不容丢弃的。此实验数据表明通过小波设计出高识别率的人脸识别算法,必须妥善处理人脸高频部分。从数据还可得知为了使 2 维双树复小波多频带不确定度及其权值具有普遍性,通常要进行 10 次以上的实验,然后求平均值,误差就基本维持在一个较小的数值上。

### 3.2 2 维双树复小波多频带特征融合人脸识别实验

如上章所述,实验过程中所有的图像均分解成 2 层,每个层次有 6 个方向,结合 2DPCA 降维算法,依据 2.4 节 2 维双树复小波多频带特征融合人脸识别算法,完成人脸识别过程。并分别与 2DPCA、

Wavelet + 2DPCA、Gabor + 2DPCA 进行比较。重复实验 10 次得到的平均实验识别结果图 5 所示。

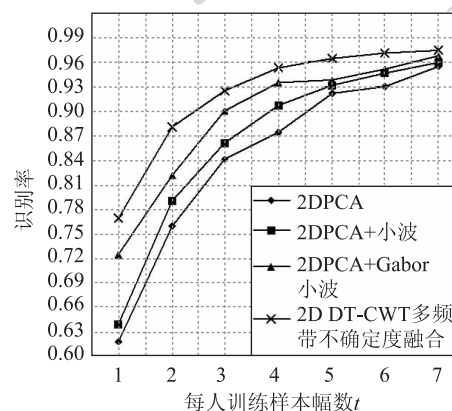


图 5 各种算法识别结果曲线比较图

Fig. 5 Comparison image of recognition rates among kinds of recognition algorithms

从图 5 可以看出,小波子带可以表征人脸特征,所以小波子带的人脸识别算法识别率高于直接用原图做人脸识别的算法。但是,小波子带不能表征人脸局部的纹理特征,而 Gabor 小波良好地方向选择性和频率选择性决定其能很好的表征人脸局部特征,所以其识别率高于小波子带。由于 Gabor 小波不能很好地保留人脸局部纹理特征,而 2D DT-CWT 多频带特征却能很好地表征人脸局部纹理特征,所以 2D DT-CWT 要优于 Gabor 小波。提出 2D DT-CWT 多频带不确定融合人脸识别算法能很好地解

决多频带识别率不一样的问题,并对其进行加权融合,达到比较好的识别效果。

## 4 结 论

提出一种2维双树复小波多频带不确定度融合的人脸识别方法。分别采用2D DT-CWT多方向频带特征构成人脸图像特征向量,采用2DPCA方法对特征向量进行子空间投影,采用不确定度权值融合算法对多方向频带特征进行融合,并应用欧氏距离作为相似测度实现分类。实验结果表明,本文方法相对于单独使用2DPCA、Wavelet和Gabor小波的特征提取方法,取得了更好的识别效果。随着研究的深入,这种方法将会有更广阔的应用前景。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Sun D M, Qiu Z D. A Survey of the emerging biometric technology [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(12A):1744-1748. [孙冬梅, 裘正定. 生物特征识别技术综述[J]. *电子学报*, 2001, 29(12A):1744-1748.]
- [ 2 ] Wang W, Zhang Y S, Fang F. Survey of human face detection and recognition technology [J]. *Journal of HeFei University of Technology*, 2006, 29(2):158-163. [王伟, 张佑生, 方芳. 人脸检测与识别技术综述[J]. *合肥工业大学学报*, 2006, 29(2):158-163.]
- [ 3 ] Ran Q W. *Wavelet Transform and Fractional Fourier Transform Theory and Its Application* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2001: 124-175. [冉启文. 小波变换与分数傅里叶变换理论及应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001: 124-175.]
- [ 4 ] Zhang B L, Zhang H H, Ge S S. Face recognition by applying wavelet subband representation and kernel associative memory [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2004, 15(1): 166-177.
- [ 5 ] Chen C J, Zhang J S. Wavelet energy entropy as a new feature extractor for face recognition [C]//*Proceedings of the Fourth International Conference on Image and Graphics*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2007: 616-619.
- [ 6 ] Lin J, Li J P, Ji M. Robust face recognition by wavelet features and model adaptation [C]//*Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*. Hong Kong, China: The Hong Kong Polytechnic University, 2007:1638-1643.
- [ 7 ] Shen L L, Bai L, Fairhurst M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(5):553-563.
- [ 8 ] Zhou M, Wei H. Face verification using gabor wavelets and AdaBoost [C]//*Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006:404-407.
- [ 9 ] Selesnick I, Baraniuk R, Kingsbury N. The dual-tree complex wavelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 123-151.
- [10] Kong H, Wang L, Tech E K, et al. Generalized 2D principal component analysis for face image representation and recognition [J]. *Neural Networks*, 2005, 18(5/6):585-594.
- [11] Yang J, Zhang D, Alejandro F F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 131-137.
- [12] Kong H, Wang L, Teoh E K, et al. A framework of 2D fisher discriminant analysis: application to face recognition with small number of training samples [C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005:1083-1088.
- [13] Zhao W Y. Discriminant component analysis for face recognition [C]//*Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition*. Washington DC: IEEE Computer Society, 2000:818-821.
- [14] Liu C C, Dai D Q. Face recognition using dual-tree complex wavelet features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(11): 2593-2599.
- [15] Alaa E, Hüseyin Ö, Hasan D. Complex wavelet transform-based face recognition [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008:1-13.
- [16] Ye J H, Wang S M, Guo F, et al. Embedded face recognition system based on Gabor uncertainty [J]. *Journal of Computer Applications*, 2011, 31(09): 2502-2505. [叶继华, 王仕民, 郭帆, 等. 基于Gabor不确定度的嵌入式人脸识别系统[J]. *计算机应用*, 2011, 31(09): 2502-2505.]
- [17] Zhou G M, Chen Y, Li G J. Two keys to the application of wavelet transform in human face recognition [J]. *Journal of Zhejiang University*, 2005, 32(1):34-38. [周国民, 陈勇, 李国军. 人脸识别中应用小波变换的两个关键问题[J]. *浙江大学学报*, 2005, 32(1):34-38.]
- [18] Song F X, Zhang D, Wang J Z, et al. A parameterized direct LDA and its application to face recognition [J]. *Neurocomputing*, 2007, 71(1/3): 191-196.