

# 双树复小波多频带类内类间不确定度融合的人脸识别

王仕民<sup>1,2</sup> 叶继华<sup>1</sup> 王明文<sup>1</sup> 程柏良<sup>1,2</sup>

(江西师范大学计算机信息工程学院 南昌 330022)<sup>1</sup>

(同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室 上海 200092)<sup>2</sup>

**摘 要** 为了更好地获取人脸的纹理特征和解决人脸多频带的权值问题,提出了双树复小波多频带类内类间不确定度特征融合的人脸识别算法。首先使用了人脸双树复小波多频带特征构建人脸的纹理特征,引入了双树复小波多频带类内类间的不确定度计算多频带特征权值,同时采用了二维主成份分析方法对人脸多频带特征进行重构线性子空间,人脸子空间加权融合得到的最终特征能够保证投影后样本在新的空间中有最小的类内距离和最大的类间距离。使用 ORL 人脸图像库进行了实验与分析,结果表明所提出的方法比经典的二维主成份分析、传统小波、Gabor 小波和双树复小波方法取得了更好的识别效果。

**关键词** 人脸识别,双树复小波,类内类间不确定度,特征融合,二维主成份分析

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

## Face Recognition of Dual-tree Complex Wavelet Multi-frequency Within-class and Inter-class Uncertainty Fusion

WANG Shi-min<sup>1,2</sup> YE Ji-hua<sup>1</sup> WANG Ming-wen<sup>1</sup> CHENG Bai-liang<sup>1,2</sup>

(College of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China)<sup>1</sup>

(The Key Laboratory of Embedded System and Service Computing Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to better obtain face texture features for representing face and solve the problem of the face multi-frequency weights, this paper proposed dual-tree complex wavelet multi-frequency within-class and inter-class uncertainty fusion in face recognition. Dual-tree complex wavelet multi-frequency features are first used to show face texture features, Dual-tree complex wavelet multi-frequency within-class and inter-class uncertainties are calculated to get multi-frequency uncertainty weights, at the same time two-dimensional principal component analysis method is exploited to construct the linear subspace for face multi-frequency features, and the final face features from face subspace weighted fusion can ensure that the projected sample has minimum within-class distance and the maximum inter-class in the new space. The experimental results on ORL database and comparative analysis indicate that compared with the classical two-dimensional principal component analysis, traditional wavelet, Gabor wavelet and dual-tree complex wavelet feature extraction method, the proposed method in this paper obtains better recognition rate.

**Keywords** Face recognition, Dual-tree complex wavelet, Within-class and inter-class uncertainty, Feature fusion, Two-dimensional principal component analysis

## 1 引言

人脸识别研究始于 20 世纪 60 年代末、70 年代初,并已经成为当前模式识别和人工智能领域研究的热点,探索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]</sup>。

一幅人脸图像可以分解成明显的边沿纹理部分和平缓的局部纹理部分,且高频部分代表明显的边沿纹理特征,低频部分代表平缓的局部纹理特征。在人脸识别中,为了充分利用人脸的边沿纹理和局部纹理,近年的文献<sup>[2-4]</sup>中作者分别使

用了不同的算法,把小波分解的多频带组成人脸特征,提高了一定的识别效果。但是人脸小波特征有对数据敏感、缺乏平移不变性、方向性差、没有相空间信息等缺点。而多尺度 Gabor 小波具有良好的时频局部化特性及方向选择能力,是人脸特征提取的有效方法,并在人脸认证中得到了较好的应用<sup>[5,6]</sup>。1998 年英国剑桥大学的 Kingsbury 提出了双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform)<sup>[7]</sup>,文献<sup>[8]</sup>表明它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

到稿日期:2013-05-20 返修日期:2013-08-12 本文受国家自然科学基金(61262036,61262015),同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室开放基金项目,江西省光电子与通信重点实验室项目(2011010),江西省分布计算工程技术研究中心项目(2012006),江西省教育厅科研项目(GJJ13228),江西师范大学青年成长基金资助。

王仕民(1986-),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:wsmyangxi@126.com;叶继华(1966-),男,教授,主要研究方向为图像处理、系统仿真;王明文(1964-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为信息检索、数据挖掘等。

的变化情况,更好地描述图像的方向性。其和 Gabor 小波一样具有良好的方向选择性,而且计算效率相对 Gabor 小波要高。另外,2D DT-CWT 分解包含所有频带信息,无需进行频带选择,避免了 Gabor 小波中频带选择不当带来的特征提取问题。因此用 2D DT-CWT 来表征人脸应该是一个不错的方法。

图像融合作为目前的研究热点,各种小波变换已经被应用到图像融合中<sup>[9,10]</sup>。文献[11]讲述了图像融合可以分别从图像的像素级、特征级和决策级 3 个不同的层次进行融合,并从多模态、多特征和多视角对图像融合进行了更深入的讲解,最后针对图像的步态特征提出了相应的融合算法,取得了较好的识别效果;通过使用子模式 Gabor 决策级的融合,可以解决单训练样本情况下识别效果不佳的问题<sup>[12]</sup>;使用最优替换区域选取方法选取较好的复小波人脸纹理部分,同时融合目标图像,可以较好地得到最终的图像特征<sup>[13]</sup>;针对子空间人脸识别与特征融合算法,提出构建更多并且多样的分类器,找出全局特征和局部特征之间的关系,然后提出特征采样和特征融合子图像方法,取得了较好的识别效果<sup>[14]</sup>。

本文提出了双树复小波多频带类内类间不确定度融合的人脸识别算法,其不仅可以很好地表达人脸的纹理特征,同时具有图像融合的优点:解决了单样本问题,较好地取得局部纹理特征的同时,兼顾了全局纹理特征,并计算得到每个频带的权值,得到了比较好的识别算法。识别算法如下:采用 DT-CWT 来描述人脸特征,通过类内类间不确定度较好地计算不同尺度上的权值,针对人脸识别高维问题,用二维主成份分析 2DPCA (two-dimensional principal component analysis)<sup>[15]</sup> 方法进行降维,并使用最近邻算法分类及识别人脸。在 ORL 人脸图像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。

## 2 双树复小波人脸特征

2D DT-CWT 通过对图像并行使用 3 个 2D DWT 实现<sup>[7]</sup>,且行和列用不同的滤波器组,冗余度为 3:1。不同频率子带的和与差得到 12 个小波,如图 1:第一行可以看作 6 个复值小波的实部,第二行则为虚部,第三行表示复值小波的幅值。其中,实部和虚部的 6 个小波描述的主方向相同,依次为 $-15^\circ$ 、 $-35^\circ$ 、 $-75^\circ$ 、 $+75^\circ$ 、 $+35^\circ$ 和 $+15^\circ$ 。传统的离散小波不可能区分正负频率,但 2D DT-CWT 却具有表征正负频率的能力,因此能够区分 $+35^\circ$ 和 $-35^\circ$ 上的特征。研究表明<sup>[16]</sup>:对人脸图像进行双树复小波变换,从得到的 2D DT-CWT 每个滤波响应幅值,都可以看出双树复小波的马赛克现象明显减弱了,在眼、鼻、嘴等关键特征部位保留了比较多的细节信息,并且 2D DT-CWT 在人脸边缘处也产生比较强的响应,提取到人脸识别所需要的局部信息,有利于人脸识别。

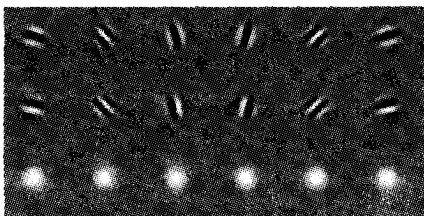


图 1 2D 双树复小波

## 3 双树复小波多频带类内类间不确定度

### 3.1 双树复小波多频带类内类间不确定度概念

文献[16]中,作者首先把物理量不确定度引入多尺度频带权值的计算,并取得一定效果。在物理量中,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。在本文中,它可以表示为标准差的加强版,表明滤波结果的可区别程度。

本文引入的不确定度是为了最大程度地区别双树复小波每个频带对人脸识别的作用,并通过证明计算得出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,类内不确定度主要是为了计算同一样本类内的分散度的程度,不确定度愈小,表示类内的分散度越小,越有利于样本分类,反之,就不利于分类。类间不确定度主要是为了计算不同样本类间的分散度的程度,而且不确定度愈小,表示不同样本类间的分散度越小,这样不利于样本分类。本文通过使用不确定度计算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。

### 3.2 双树复小波多频带类内类间不确定度计算

二维双树复小波多频带人脸特征图通常包括<sup>[17]</sup>:第一层中的 6 个高通滤波图、第二层中的 6 个高通滤波图、第二层中的低通滤波图,总共 13 个滤波器对人脸进行滤波响应得到人脸特征图。双树复小波多频带类内和类间的不确定度计算分别如下:

(1)首先计算双树复小波每个频带的类内不确定:( $z_1, z_2, \dots, z_n$ )为同一个人的  $n$  张人脸图像样本,选取第  $j$  个双树复小波滤波器并得到响应结果为 $(w_1, w_2, \dots, w_n)$ ,且其算术平均值为 $\bar{w}$ 。

$(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 样本利用 2DPCA 降维得到 $(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ ,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, $Y_i(p)$ 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 $\bar{Y}$ ,接下来计算 $\bar{Y}$ 分别到 $Y_i$ 的距离 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。

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

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 $\bar{x}$ 。由此第  $j$  个滤波器的类内不确定度 $u_j'$ 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  $j$  个双树复小波滤波器的标准差。

(2)计算双树复小波每个频带类间不确定度:选取 $(z_1, z_2, \dots, z_n)$ 为  $n$  张不同的人脸图像样本,计算过程同双树复小波每个频带类内不确定度(1)计算过程,则可得类间不确定度 $u_j''$ 。

由 3.1 节分析可知:类内不确定度 $u_j'$ 愈小,越有利于样本分类;类间不确定度 $u_j''$ 愈大,越利于样本分类。由此得到滤波器最终的不确定度:

$$u_j = u_j' / u_j'' (j=1, 2, \dots, 40) \quad (3)$$

最终当 $u_j$ 越小时,越有利于样本分类。

## 4 双树复小波不确定度特征融合的人脸识别

### 4.1 双树复小波多频带权值计算

一张图  $X_0$  分别使用 13 个双树复小波滤波器滤波响应得到  $(X_1, X_2, \dots, X_{13})$ , 令加权因子分别为  $(W_1, W_2, \dots, W_{13})$ , 且  $\sum_{i=1}^{13} W_i = 1$ , 则经双树复小波特征加权融合得到图  $X$  的公式:

$$X = \sum_{i=1}^{13} W_i X_i \quad (4)$$

且 13 个滤波响应的总均方误差为:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= E[(X_0 - X)^2] = E\left[\left(\sum_{i=1}^{13} W_i X_0 - \sum_{i=1}^{13} W_i X_i\right)^2\right] \\ &= E\left[\sum_{i=1}^{13} W_i^2 (X_0 - X_i)^2 + 2 \sum_{i=1, j=1, i \neq j}^{13} (X_0 - X_i)(X_0 - X_j)\right] \end{aligned} \quad (5)$$

因为  $(X_1, X_2, \dots, X_{13})$  彼此相互独立, 并且  $X_0$  为无偏估计, 则有  $E[(X_0 - X_i)(X_0 - X_j)] = 0$ . 故

$$\sigma^2 = E\left[\sum_{i=1}^{13} W_i^2 (X_0 - X_i)^2\right] \quad (6)$$

$\sigma_i^2 (i=1, 2, \dots, 13)$  分别为第  $i$  个滤波器的方差, 则得到:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^{13} W_i^2 \sigma_i^2 \quad (7)$$

求总的均方误差最小值, 由式(7)应用拉格朗日乘法进行求解, 得到函数:

$$LL = \sum_{i=1}^{13} W_i^2 \sigma_i^2 + \gamma \left(\sum_{i=1}^{13} W_i - 1\right) \quad (8)$$

式中,  $\gamma$  为拉格朗日常数. 求解式(8)得到权值计算公式为:

$$W_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \sum_{i=1}^{13} (1/\sigma_i^2)} = \frac{1}{u_i^2 \sum_{i=1}^{13} (1/u_i^2)} \quad (9)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, 13$ .

### 4.2 双树复小波多频带特征融合及识别

如第 2 节所述, 每幅图像都可以得到经 2D DT-CWT 变换后的 13 幅滤波图. 假设实验过程中,  $m=r \times t$ ,  $m$  为训练样本图像总数,  $t$  为用于训练的样本类别数,  $r$  为用于训练的每类样本数,  $A_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, 13)$  为第  $i$  幅图像的第  $j$  个滤波响应图, 通过使用 2DPCA 算法, 可得  $B_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, 13)$  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 4.1 节求得  $W_j (j=1, 2, \dots, 13)$  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  $O_i (i=1, 2, \dots, m)$ , 人脸特征子空间  $O$ :

$$O_i = \sum_{j=1}^{13} W_j B_{ij} \quad (10)$$

$m$  幅训练样本图像最终得到人脸特征子空间  $O$ . 同理使用双树复小波对测试样本图进行滤波响应得到  $T_i (i=1, 2, \dots, 13)$  及采用 2DPCA 投影算法得到特征矩阵  $C_i (i=1, 2, \dots, 13)$ , 并进行加权融合得到人脸特征  $D$ , 最后使用最近邻算法进行识别及决策. 其识别框图如图 2 所示.

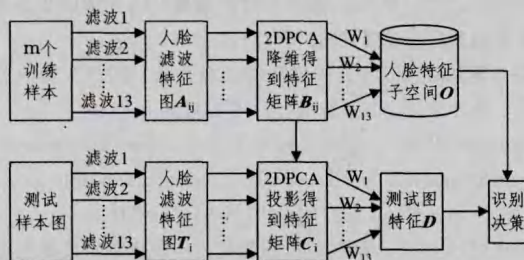


图 2 识别框图

结合第 3 节内容与图 2, 得双树复小波多频带类内类间不确定度融合的人脸识别算法描述如下:

Step 1 使用同一类(个)人的  $n$  幅人脸图像样本, 计算 13 个双树复小波多频带的类内不确定度  $u_j' (j=1, 2, \dots, 13)$ ;

Step 2 使用  $n$  类(个)的人脸图像样本, 计算 13 个双树复小波多频带的类间不确定度  $u_j'' (j=1, 2, \dots, 13)$ ;

Step 3 通过式(3)和式(9)计算得到 13 个双树复小波多频带滤波图的权值  $W_j (j=1, 2, \dots, 13)$ ;

Step 4 如图 2 所示, 使用 3.2 节的 13 个滤波器可以分别得到训练样本  $m$  幅图像的 13 个二维双树复小波的滤波图, 总共  $13 \times m$  幅  $A_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, 13)$ ;

Step 5 对所有的滤波图像, 使用 2DPCA 进行降维, 得到  $B_{ij} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, 13)$ ;

Step 6 使用式(10)对每类(个)人的训练样本滤波图像的特征进行加权融合, 并得到人脸特征子空间  $O$ ;

Step 7 重复 Step3—Step6, 可以得到测试图像  $T$  的最终人脸特征  $D$ ;

Step 8 利用最近邻分算法实现识别并做出决策。

## 5 实验结果及分析

### 5.1 实验库

本文实验采用 ORL 人脸图像库, ORL 图像库共有 400 幅人脸图像, 包含 40 个人(类), 每人 10 幅, 大小都为  $112 \times 92$  像素, 是 256 灰度级图像. 图像拍摄的环境描述: 黑色均匀背景, 不同时间导致图像之间存在光照变化, 每个人 10 幅图像的面部表情是变化的并适当添加了一些脸部变化(是否戴眼镜), 图像全是正面直立的, 但是脸部姿势具有一定角度倾斜和旋转. 部分实验图如图 3 所示.



图 3 ORL 部分实验图

### 5.2 各种小波实验

小波变换在人脸识别中的应用, 不仅可以得到人脸图像的低频信息, 还可以得到人脸图像的高频信息, 相对应的分别用人脸的局部纹理特征和边缘纹理特征来表征人脸, 并且一定程度上可以减轻外界环境的影响, 提高识别效果. 对图 4 采用传统的二维提升小波变换, 可以得到图 5 所示的结果.



图 4



图 5 二维提升小波变换

由于传统小波变换存在对数据缺乏平移不变性、方向性差、没有相空间信息等缺点, 而多尺度 Gabor 小波具有良好的时频局部化特性及方向选择能力, 对图 6 采用多尺度 Gabor 小波, 得到如图 7 所示的结果.



图 6

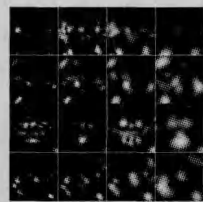


图 7 多尺度 Gabor 小波部分滤波图

Gabor 小波的参数通常是考虑频率和空间,通常使用多个中心频率和不同方向的 Gabor 滤波器组来对图像进行滤波处理。为了尽可能地表征人脸纹理特征,应选择比较多的不同的频率和方向参数,这样势必造成数据冗余和数据处理量巨大的问题。而双树复小波可以很好地解决这个问题,对图 8 进行 2D DT-CWT 第一层滤波响应幅值,如图 9 所示。



图 8 样本图



图 9 2D DT-CWT 第一层滤波响应幅值

### 5.3 实验结果与分析

如上节算法所述,本实验过程中需把所有的样本图像分解成 2 层,每层次有 6 个方向,还有一幅低频图,总共 13 幅滤波特征图。结合 2DPCA 降维算法,根据第 4.2 节双树复小波多频带类内类间特征融合的人脸识别算法,完成人脸识别过程,并分别与 2DPCA、Wavelet+2DPCA、Gabor+2DPCA、Dt-cwt+2DPCA 算法进行比较。实验过程中,  $r$  为用于训练的每类人脸样本数,依次为(2,3,4,5,6,7),剩下的作为测试样本。重复实验 10 次,得到的平均实验识别结果如表 1 所列。

表 1 各种算法识别结果比较表

Rt \ r								
	2	3	4	5	6	7	8	
A								
2DPCA	0.7594	0.8414	0.8738	0.9210	0.9300	0.9533	0.9541	
Wavelet+2DPCA	0.7610	0.8434	0.8759	0.9252	0.9395	0.9551	0.9561	
Gabor+2DPCA	0.7712	0.8501	0.8852	0.9285	0.9401	0.9578	0.9582	
Dt-cwt+2DPCA	0.7897	0.8610	0.9071	0.9305	0.9463	0.9589	0.9610	
本文算法	0.7914	0.8650	0.9085	0.9325	0.9487	0.9602	0.9612	

从 5.2 节实验和表 1 可以看出,2DPCA 作为数据降维算法,可获得人脸识别所需主成份特征,并在外界干扰比较少的情况下,可完成人脸识别功能。但在外界环境等因素比较严重的情况下,直接用 2DPCA 识别效果肯定不佳。为滤除外界环境的因素并很好地获取人脸局部纹理特征,引入小波子带,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,小波子带不能很好获取人脸局部的纹理特征并且没有方向选择性,这样就不能很好地表征人脸,而 Gabor 小波具有良好的方向选择性和频率选择性,所以 Gabor 能比较好地表征人脸局部特征,故其识别率略高于小波子带。但是 Gabor 小波对人脸鼻子、嘴巴、眼睛的滤波响应不是很突出,也就不能很好地保留对人脸识别有用的局部纹理特征,而 2D DT-CWT 多频带特征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的变化情况,更好地描述图像的方向性,并且在眼、鼻、嘴等关键特征部位保留了比较多的细节信息,所以 2D DT-CWT 要优于 Gabor 小波。本文提出的双树复小波多频带类内类间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,达到了比较好的识别效果。

**结束语** 本文提出了双树复小波多频带类内类间不确定度融合的人脸识别算法;采用 DT-CWT 来描述人脸特征,通过类内类间不确定度较好地计算不同尺度上的权值,针对人脸识别高维问题,用 2DPCA 方法进行降维,并使用最近邻算法分类及识别人脸。在 ORL 人脸图像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。

### 参考文献

- [1] 李武军,王崇骏,张炜,等. 人脸识别研究综述[J]. 模式识别与人工智能,2006(01):58-66
- [2] 翟俊海,王华超,翟梦尧,等. 基于小波多尺度奇异值分解的人脸识别[J]. 计算机科学,2011,38(6):283-285
- [3] Chen Cun-jian, Zhang Jia-shu. 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
- [4] Lin Jie, Li Jian-ping, Ji Ming. 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
- [5] Shen Lin-lin, Li Bai, Fairhurst M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5):553-563
- [6] Zhou Mian, Wei Hong. Face verification using gabor wavelets and AdaBoost [C]//Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, 2006:404-407
- [7] Selesnick I, Baraniuk R, Kingsbury N. The Dual-tree Complex Wavelet Transform [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6):123-151
- [8] Liu Chao-chun, Dai Dao-qing. Face Recognition Using Dual-tree Complex Wavelet Features [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(11):2593-2599
- [9] Kanan H R, Faez K. Recognizing faces using adaptively weighted sub-gabor array from a single sample image per enrolled subject[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3):438-448
- [10] Liu Z M, Liu C J. Fusion of color, local spatial and global frequency information for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8):2882-2890
- [11] 柴艳妹, 韩文英, 刘灿涛, 等. 融合理论在步态识别中的应用研究 [J]. 计算机科学, 2012, 39(12):272-277
- [12] 王科俊, 邹国锋. 基于子模式的 Gabor 特征融合的单样本人脸识别 [J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(1):50-56
- [13] 王晓慧, 贾珈, 蔡莲红. 基于小波图像融合的表情细节合成 [J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(2):387-393
- [14] 朱玉莲, 陈松灿. 特征采样和特征融合的子图像人脸识别方法 [J]. 软件学报, 2012, 23(12):3209-3220
- [15] 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
- [16] 王仕民, 叶继华, 邓涛, 等. 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
- [17] 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