

文章编号 1004-924X(2015)增-0554-06

联合 Gabor 降维特征与奇异值特征的人脸识别

王晓华*, 孙小姣

(西安工程大学 电信学院, 西安 710048)

摘要:针对传统的 Gabor 特征表征图像的全局特征能力较差的问题,提出一种采用 Gabor 多方向降维特征与图像的奇异值特征相联合的人脸特征表征方法。该方法在对 Gabor 滤波器直流分量补偿的基础上优化滤波器尺度伸缩随中心频率而变化的性能,以提取人脸图像的多尺度、多方向特征;对同一尺度不同方向的 Gabor 特征相加以降低特征维数。同时分别提取整幅图像的奇异值分解(SVD)全局特征以及分块 SVD 特征,将 Gabor 局部特征分别与上述 SVD 特征联合起来表征人脸图像。为提高计算效率,应用人脸采样图像进行了实验。实验结果表明,所提方法更好地保留了图像的局部细节、降低了特征数据的冗余,在识别率和计算率上都较传统 Gabor 滤波器更具优势,在 ORL 人脸库上的识别率高达 98.21%。

关键词:人脸识别;Gabor 特征;奇异值;局部特征;全局特征

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152313.0554

Face recognition based on Gabor reduction dimensionality features and singular value decomposition features

WANG Xiao-hua*, SUN Xiao-jiao

(College of Electronic and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

* Corresponding author, E-mail: w_xiaohua@126.com

Abstract: For the disability of traditional Gabor filter bank on poor global feature representation, Gabor reduction dimensionality features are combined with the Singular Value Decomposition (SVD) global features of an image to characterize the facial features. On the basis of compensating the DC component in the Gabor filter, the scale retractable performance of the filter which varies with its center frequency is optimized to extract multi-scale, multi-orientation of face images. The features were added in same scale of different directions to reduce the dimensionality of features. Meanwhile, the SVD features in the whole image and block image were extracted respectively, then local Gabor features and the SVD feature mentioned above were joint to characterize the face image respectively. In order to improve computational efficiency, the face image was sampled to obtain a sample image. Experimental results show that the proposed method maintains image details and reduces the redundancy of feature data better. It shows greater recognition rate and calculation rates than the traditional Gabor filter, and the recognition rate in ORL face database is up to 98.21%.

收稿日期:2015-05-05;修订日期:2015-05-29.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61301276);西安工程大学控制科学与工程学科建设经费资助项目(No. 107090811);西安工程大学博士科研启动基金资助项目(No. BS1207)

Key words: face recognition; Gabor feature; Singular Value Decomposition(SVD); local feature; global feature

1 引言

人脸识别是有效的生物特征识别方法,在身份认证领域非常有应用潜力。在过去的 20 年间,大量基于图像的人脸识别方法被提了出来。经典的特征脸^[1]以及流形子空间分析方法^[2]发展迅速。

在人脸识别中,人脸特征的提取与描述是最关键的。二维 Gabor 滤波器^[3]与哺乳动物视觉感受野的性质相似,在人脸特征识别方面得到了应用。利用 Gabor 滤波器提取人脸特征时,常用的方式是逐点计算每个像素的多尺度、多方向 Gabor 变换特征,形成 Gabor 特征脸,再进行特征选择和分类。但是 Gabor 特征维数很高,计算量大,实时性差。越来越多的研究人员提出了改进方案,试图在特征的提取准确度与计算效率提高等方面有所突破。以文献[4]为代表的一种改进办法是应用局部 Gabor 滤波器组,提取部分特征,并使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法选择特征和降维,但容易造成有效信息的丢失。以文献[5]为代表的另一种方法是将 Gabor 特征与其他特征融合,应用特征融合实现降维,具体做法是将融合图像分割成子块,求取每一个子块的直方图分布,将它们联合形成扩展直方图,从而形成图像的特征。这种方法会保留图像局部冗余信息,同时缺乏对图像全局的表征,最终影响识别效果。

本文提出一种基于 Gabor 特征与人脸图像奇异值(Singular Value Decomposition, SVD)特征的局部特征与全局特征相融合的人脸特征提取方法。基本思想是:首先,补偿 Gabor 滤波器的直流分量,以消除其对全局照明变化的敏感性,同时,调整参数,使 Gabor 滤波器的尺度伸缩随中心频率的变化而变化,以减少局部冗余信息。其次,将 Gabor 变换在同一尺度不同方向的特征进行特征融合,以降低 Gabor 特征维数,减少信息冗余;提取图像的奇异值,将局部融合特征与全局奇异值特征作为最终特征。本文方法保留了图像在局部细节上的优势,降低了特征数据的冗余,解

决了对图像全局特征的表征,使人脸识别方法得到了保持局部丰富的细节信息、降低计算量以及进行整体描述方面的优化。

2 改进的 Gabor 滤波器及 Gabor 特征融合

2.1 改进的 Gabor 滤波器

人类视觉系统对视觉信号的频率及频率取向会产生不同的感觉特征,视网膜上的图像被分解成许多滤波图像,一个滤波图像包含了图像一个频带和方向上的成分。研究者发明了 Gabor 滤波器,来描述人类视觉系统的这种特性^[3]。二维 Gabor 滤波函数是一个由复正弦函数调制的高斯函数,通常表示为:

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{x_1^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_1^2}{\sigma_y^2} \right) \right\} \cdot \left\{ \exp(2\pi j f_0 x_1) - \exp\left(\frac{f_0^2}{2\sigma_x\sigma_y}\right) \right\}, \quad (1)$$

其中: σ_x 和 σ_y 是高斯包络在 X 和 Y 方向上的标准差,决定了高斯函数在 X 轴和 Y 轴上的伸缩程度, f_0 是中心频率, θ 是旋转角。 (x, y) 是原坐标, (x_1, y_1) 是旋转后的坐标。且有 $x_1 = x\cos\theta + y\sin\theta$, $y_1 = -x\sin\theta + y\cos\theta$, 上式中的 $\exp(f_0^2/2\sigma_x\sigma_y)$ 是直流分量,可以避免 Gabor 变换对图像绝对亮度的依赖性。

在人脸识别中,如何消除光照和姿态变化对人脸识别性能的影响是关键问题。基于以上 Gabor 滤波器的性能,本文对 Gabor 滤波器做了 2 点改进:(1)考虑到直流分量是人脸背景的灰度值,因而本文补偿了直流分量,以增强 Gabor 滤波器对全局照明变化的鲁棒性。(2)考虑到滤波器应该具备中心频率越高则相应的脉宽越窄的性能,因而本文增加了一个系数 f_0^2/σ^2 , 使 Gabor 滤波器的尺度伸缩随中心频率而变化,使滤波器有较高的品质,从而可以在一定程度上减少冗余信息。改进后的 Gabor 滤波函数为:

$$g(x, y) = \left(\frac{f_0^2}{2\pi\sigma_x^2\sigma_y^2} \right) \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{f_0^2 x_1^2}{\sigma_x^2} + \frac{f_0^2 y_1^2}{\sigma_y^2} \right) \right\} \cdot \exp(2\pi j f_0 x_1), \quad (2)$$

改进后的 Gabor 滤波器在某一方向上的实

部滤波器与虚部滤波器见图 1,时域波形图见图 2。

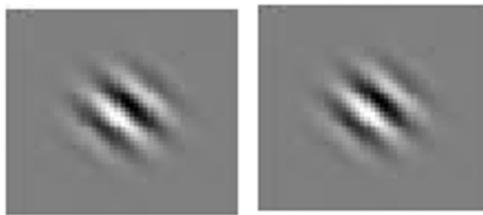


图 1 0°方向上的实部与虚部滤波器
Fig.1 Real and imaginary parts filter at 0° direction

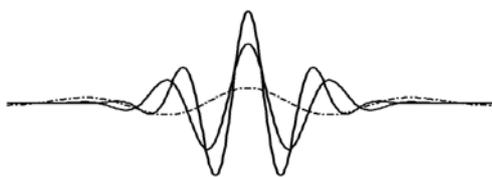


图 2 时域波形图
Fig.2 Time-domain waveforms

将人脸图像与 Gabor 滤波器进行卷积,结果就是所提取的图像 Gabor 特征。图 3 是某人脸图像 5 个尺度 8 个方向的 Gabor 幅值特征与相位特征。从图中可以看出,Gabor 相位信息随着空间位置呈周期性变化,而幅值的变化相对平滑而稳定。考虑到计算效率,大部分文献包括本文都只应用了 Gabor 幅值信息,而不应用相位信息。

2.2 Gabor 特征及其融合

本文人脸图像的 5 尺度 8 方向特征表征为 $\{G_{v,\theta}(x,y):v \in (0,\dots,4),\theta \in (0,\dots,7)\}$ 。通过 Gabor 变换,每张人脸图像都会转化成 40 个不同尺度与方向的图像,得到的特征维数是原始图像特征维数的 40 倍,不但特征数据有冗余,而且带来计算负担。受到数据融合启发,本文将 Gabor 特征同一尺度上的 8 个方向的特征进行融合,能够有效地降低特征数据间的冗余,又能保证有效信息不会丢失^[6-8],同时减小计算时间。比较简单的融合方法是加法(或求平均)和乘法^[9],本文将每个尺度 8 个方向的特征相加,融合后的 5 尺度单方向特征表征为 $L = \sum_{\theta=0}^7 \{G_{v,\theta}(x,y):v \in (0,\dots,4),\theta \in (0,\dots,7)\}$ 。这样,每张人脸图像就转化成对应 5 个尺度上 8 方向特征融合的 5 个图像,图 4 表示了 5 个尺度的融合特征。

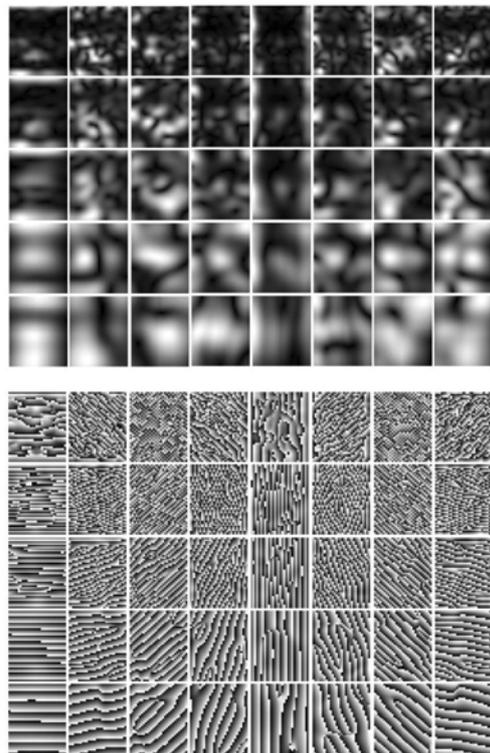


图 3 Gabor 的幅值特征与相位特征
Fig.3 Amplitude and phase characteristics of Gabor

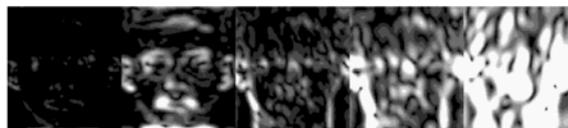


图 4 5 个尺度的融合特征
Fig.4 Integration feature in 5 scales

图中,尺度从左向右依次递增,每个尺度图像包含了原图像在相应尺度的信息,而融合特征的维数仅是原 Gabor 特征维数的八分之一,但保留了每一个像素点所对应的 40 个 Gabor 滤波器的所有信息,结合图像的全局特征,必能达到对人脸图像的有效描述。本文将图像的全局 SVD 特征与 8 方向 Gabor 融合特征相结合,对图像进行表征。

3 SVD 特征提取及选择

3.1 SVD 特征提取

研究表明,矩阵的 SVD 分解是一种有效的代数特征抽取方法^[10],SVD 分解可以代表图像的能量信息,具有稳定性,并且可以降低图像的维

数,一般采用较大的 SVD 及其对应的 SVD 向量表示图像信号,而噪声则反映为较小的奇异值及其奇异向量上,一般被应用在图像压缩上^[11]。

对于任意一幅人脸图像矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$,存在两个正交矩阵 $\mathbf{U}_{m \times m}$ 和 $\mathbf{V}_{n \times n}$ 及对角阵 $\mathbf{D}_{m \times n}$ 使 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T$ 成立,其中, $\mathbf{D}_{m \times n} = \begin{bmatrix} \Sigma_{k \times k} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$, $\Sigma_{k \times k} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k)$, $\mathbf{U}_{m \times m} = (u_1, u_2, \dots, u_k, u_{k+1}, \dots, u_m)$, $\mathbf{V}_{n \times n} = (v_1, v_2, \dots, v_k, v_{k+1}, \dots, v_n)$, 而 σ_i 称为矩阵 \mathbf{A} 的非零奇异值(SV),在矩阵 Σ 中是从大到小排列。式(3)称为矩阵 \mathbf{A} 的 SVD 分解。其卷积形式 $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T$ 就是对该人脸图像进行了正交分解,从 K 个奇异值中选取前 R 个生成矩阵即可近似表示原图像。将矩阵 Σ 中主对角线上的奇异值元素 σ_i 连同 $D_{m \times n}$ 中剩余的 $n-k$ 个零构成一个 n 维列向量 $\mathbf{x}_{n \times 1} = \mathbf{D}_{n \times n} \mathbf{e} = (\sigma_1, \dots, \sigma_k, 0, \dots, 0)^T$, 称 $\mathbf{x}_{n \times 1}$ 为 \mathbf{A} 的 SVD 特征向量。 $D_{n \times n}$ 为 D 中第一个 \mathbf{A} 阶子式。对于任何实矩阵 \mathbf{A} ,在特征值非增的限制下,奇异值对角矩阵 Σ 是唯一的,因此,每个人脸图像对应于唯一的 SVD 特征。图 5 是选取前 4 个奇异值生成矩阵表示的图像。



图 5 前 4 个奇异值生成矩阵表示的图像

Fig. 5 Image represented by matrix generated from the first 4 SVD

3.2 SVD 特征选择

SVD 是图像的全局特征,本文采取两种 SVD 特征选择办法。一是直接对整个图像计算其 SVD 特征向量作为特征,以突显全局特征;二是

考虑整个图像的 SVD 特征可能会丢失很多细节,因此将图像划分为若干不重叠的子图像块,分别计算每个子块区域内的 SVD 特征,将此类分块 SVD 特征联合起来作为图像的全局特征。本文中,将图像分别分割成 8×8 个子块和 4×4 个子块,以考察 SVD 特征的性能。

4 实验及结果分析

本文用图像的 Gabor 特征与 SVD 特征联合表征图像。具体方法描述为:该图像的局部特征向量表示为: $\mathbf{T}_g = [T_{g1}, \dots, T_{gn}]$, SVD 特征表示为: $\mathbf{T}_{\text{svd}} = [T_{\text{svd}1}, \dots, T_{\text{svd}m}]$, 联合后的图像特征表示为: $\mathbf{T} = [T_{g1}, \dots, T_{gn}, T_{\text{svd}1}, \dots, T_{\text{svd}m}]$ 。为了消除奇异值和 Gabor 幅值特征在数值和量纲上的不一致带来的影响,在联合前,先对 SVD 特征和 Gabor 幅值做 $\mathbf{T}_s = (\mathbf{T}_{\text{svd}} - \boldsymbol{\mu}_{\text{svd}}) / \sigma_{\text{svd}}$ 和 $\mathbf{T}_g = (\mathbf{T}_g - \boldsymbol{\mu}_g) / \sigma_g$ 标准化处理,其中 $\boldsymbol{\mu}$ 和 σ 分别是各自特征的均值和标准差。

4.1 实验描述

Gabor 特征维数很大,8 方向特征融合后的融合图像也只是原图像的 1/8,考虑到 Gabor 特征在相邻像素间是高度相关的^[12],本文对人脸图像做了均匀分布采样,对采样点图像(见图 6)进行 Gabor 特征提取。单独测试了采样点数目与人脸图像的奇异值数目对识别率的影响,作为实验参考。

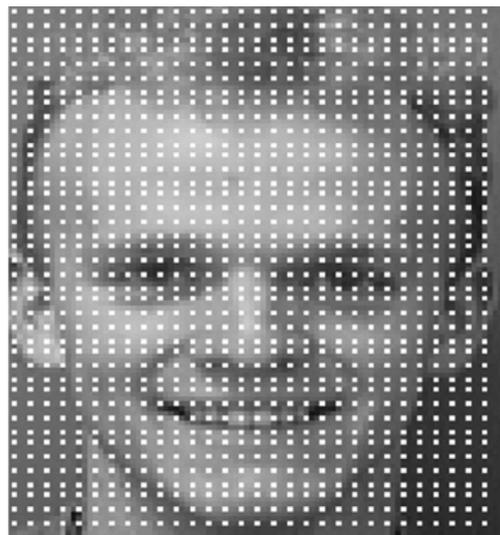


图 6 均匀分布采样点的人脸图像

Fig. 6 Face image with evenly distributed sampling points

单独提取人脸图像的奇异值特征进行人脸识别,以确定 SVD 特征数目对识别的影响。对图像进行不同频率的采样,并单独提取人脸图像的 Gabor 特征进行人脸识别,确定采样点数目对识别的影响。识别率分别如图 7 和图 8 所示。

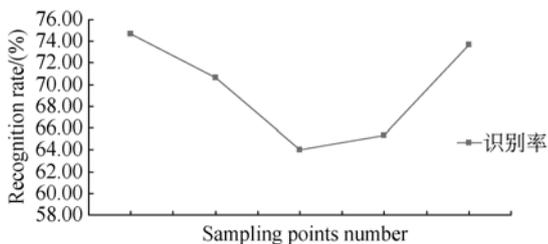


图 7 SVD 特征进行人脸识别的识别率
Fig. 7 Face recognition rate of SVD feature

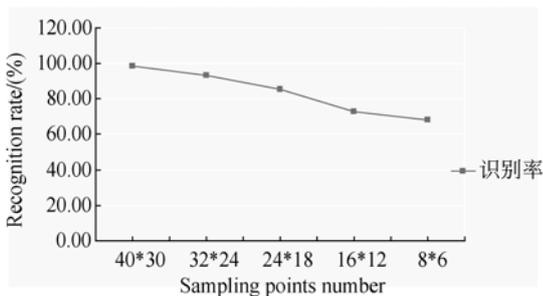


图 8 不同采样频率进行人脸识别的识别率
Fig. 8 Recognition rate with different sampling frequencies

由图 7 和图 8 可知,当奇异值个数为 10 个时,识别率为 75.67%,当采样点的个数为 40×30 时,识别率为 88.67%。在后面的实验中,采样点个数和 SVD 特征数目分别取 40×30 以及 10。

应用本文方法得到特征后,并用 K 近邻分类方法和支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 对特征进行分类。采用了标准的 ORL 人脸库进行测试,在 ORL 人脸库中,有 40 个人,每人有 10 frame 共 400 frame 分辨率为 92×112,具有不同表情、不同姿势、不超过 20° 倾斜、带眼镜遮掩以及不同光照的人脸图片。选择了同一个人的 5 frame 图像作为训练样本,其余 5 frame 图像作为测试样本。即在这个数据库中,200 frame 图像作为训练集,其余 200 frame 图像作为测试集。

4.2 结果分析

将本文方法与传统 Gabor 特征识别方法做了比较。对于 SVD 特征,分别取原始脸、融合

Gabor 8 方向特征的融合脸、融合脸 8×8 子块、融合脸 4×4 子块进行对比,同时对上述组合,针对采样脸的情况也做了对比,结果见表 1。

由表 1 的识别结果可以看出:

1)Gabor 特征与 SVD 特征的联合特征提取方法的识别率远远高于传统 Gabor 特征的识别率,表明改进 Gabor 滤波器,获取了更多细节信息,对光照变化较鲁棒,Gabor 特征与 SVD 特征的联合特征方法是有效的。

2)原始脸 Gabor 融合特征与原始脸 SVD 联合特征的识别方法高于非融合特征的识别率,表明本文融合 Gabor 特征的有效性。

3)原始脸 Gabor 融合特征与融合脸 SVD 的提取方法比非融合脸 SVD 的特征明显有效,说明,融合脸的 SVD 特征包含了更多的有用信息。整幅融合图像以及分块融合图像的比较情况表明:SVD 特征包含了图像的细节信息,较小的图像块中包含的有效信息较少,较大的图像块的识别率高表明包含的有效信息较多。

4)对原始图像采样与否,对识别率影响不大。但采样对计算效率有提高,可以节省识别时间,同时也表明 Gabor 融合特征与 SVD 联合特征的特征表征方法的有效性。

5)SVM 分类器性能好于 K 近邻分类器。

表 1 不同的特征选择和分类方法的识别结果

Tab. 1 Result of different feature selection and classification method

特征选取和分类方法	K 近邻	SVM
Gabor	75.89	76.91
Gabor + SVD	92.13	93.21
Gabor 融合 + SVD	93.78	95.57
Gabor 融合 + 融 SVD	97.21	98.06
Gabor 融合 + 融 8×8 子块 SVD	97.57	98.27
Gabor 融合 + 融 4×4 子块 SVD	97.44	98.17
采 Gabor 融合 + 采 SVD	93.71	95.46
采 Gabor 融合 + 采 SVD	96.99	97.89
采 Gabor 融合 + 采 8×8 子块 SVD	97.51	98.21
采 Gabor 融合 + 采 4×4 子块 SVD	97.38	97.97

5 结 论

本文针对传统的 Gabor 特征表征图像全局特征能力较差的问题,将 Gabor 特征与图像 SVD

特征联合表征图像,同时为了减少特征维数,将同一尺度不同方向的 Gabor 特征进行融合;为了提高计算效率,先对人脸图像进行采样处理;分别应用 K 近邻与 SVM 进行分类以实现人脸识别。实验结果表明,Gabor 8 个方向的融合特征降低了

特征维数,节省了计算时间与内存;将 Gabor 融合特征与 SVD 特征联合,可以多尺度、全方位地应用图像的细节信息与全局信息,本文采用的 Gabor 特征融合与 SVD 特征联合的特征提取方法明显提高了人脸图像的认识率,最高可达到 98.21%。

参考文献:

- [1] 杨利平,辜小花.用于人脸识别的相对梯度直方图特征描述[J].光学精密工程,2014,22(1):152-159.
YANG L P, GU X H. Relative gradient histogram features for face recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(1):152-159. (in Chinese)
- [2] 杨利平,辜小花,叶洪伟.用于分类的样本保局鉴别分析方法[J].光学精密工程,2011,19(9):2205-2213.
YANG L P, GU X H, YE H W. Sample locality preserving discriminant analysis for classification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(9): 2205-2213. (in Chinese)
- [3] LEE T S. Image representation using 2D Gabor wavelets [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(10): 959-971.
- [4] CHO, HYUNJONG R, RODNEY, *et al.*. An efficient hybrid face recognition algorithm using PCA and GABOR wavelets[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2014, 4(9): 4-12.
- [5] 刘帅师,田彦涛,万川.基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J].自动化学报,2011,12(37):1455-1462.
LIU SH S, TIAN Y T, WAN CH. Facial expression recognition method based on Gabor multi orientation features fusion and block histogram[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 12(37): 1455-1462. (in Chinese)
- [6] 杨波,敬忠良.梅花形采样离散小波框架图像融合算法[J].自动化学报,2010,36(1):12-22.
YANG B, JING ZH L. Image fusion algorithm based on the quincunx-sampled discrete wavelet frame[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(1): 12-22). (in Chinese)
- [7] AHEN H, CHAI, ZH N, HEYDI M V, *et al.*. Gabor ordinal measures for face recognition [J]. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2014, 9(1): 14-26.
- [8] PINTO N, COX D. High through put derived biologically inspired features for unconstrained face recognition [J]. *Image Vis. Comput.*, 2013, 30: 159-168.
- [9] LUDMILA, KUNCHEV. A theoretical study on six classifier fusion strategies [J]. *IEEE Trans. On PAMI*, 2013, 24(2): 281-286.
- [10] WANG SH ZH. Sparse matrix of image denoising method based on SVD [J]. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 2014, 7(9): 227-236.
- [11] AHMADYFARD A, ALIMOHAMADI H, SHARIATI A. A novel approach for detecting defects of random textured tiles using Gabor wavelet [C]. *WASJ*, 2012, 7: 1114-1119.
- [12] AHONEEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2006, 28: 2037-2041.

作者简介:



王晓华(1972—),女,黑龙江齐齐哈尔人,博士,副教授,1997年于西北纺织工学院获得学士学位,2003年于西安工程科技学院获得硕士学位,2012年于西安理工大学获得博士学位,现为西安工程大学教师,主要从事模式识别、智能机器人等方面的研究工作。E-mail: w_xiaohua@126.com



孙小娟(1989—),女,河南南阳人,硕士研究生,2011年于南阳工学院获得学士学位,主要研究方向为图像处理、模式识别。E-mail: 123452741@qq.com