



引用格式:张延强,李哲谦,王博涵. 基于小波子带融合的单训练样本掌纹识别方法[J]. 轻工学报,2017,32(5):88-94.

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2017.5.012

文章编号:2096-1553(2017)05-0088-07

基于小波子带融合的单训练样本掌纹识别方法

Single training sample palmprint recognition method based on wavelet subbands fusion

张延强¹,李哲谦²,王博涵³

ZHANG Yan-qiang¹,LI Zhe-qian²,WANG Bo-han³

1. 国家信息中心 信息化研究部,北京 100045;

2. 北京交通大学 国际合作交流处,北京 100044;

3. 国家信息中心 公共技术服务部,北京 100045

1. Informatization Institute, State Information Center, Beijing 100045, China;

2. Department of International Cooperation and Exchange, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

3. Public Technology Service Department, State Information Center, Beijing 100045, China

关键词:

小波分解;主成分分析;匹配分数融合;单训练样本掌纹识别

Key words:

wavelet decomposition; PCA; matching score fusion; single training sample palmprint recognition

摘要:针对目前大多数掌纹识别方法对于单训练样本系统识别性能欠佳的问题,提出一种基于小波子带融合的主成分分析方法,用于单训练样本掌纹识别。该方法将小波低频子带与水平和垂直高频子带相结合进行身份识别,使用低通滤波增强相应边缘信息的鲁棒性,以提高高频子带的识别性能,然后采用求和算子对各匹配分数进行融合。实验结果表明,对于单训练样本掌纹识别,该方法平均识别率达 89.93%,较传统方法有 6%~9% 的性能提升。

收稿日期:2017-03-29

基金项目:国家自然科学基金项目(61201158)

作者简介:张延强(1982—),男,河南省新乡市人,国家信息中心工程师,博士,主要研究方向为大数据、模式识别和图像处理。

Abstract: In view of the poor performance of the present most palmprint recognition for single training sample system, a principal components analysis method for single training sample palmprint recognition was presented, which combined multi-subbands of wavelet transformation. This method combined wavelet low frequency subband with horizontal and vertical subbands to identify. Low-pass filter was utilized to enhance the robustness of horizontal and vertical subbands, and the summation operator was used to fuse their matching scores. Experimental results showed that for single training sample palmprint recognition the average recognition rate of the proposed method was 89.93%, which was 6% ~ 9% higher than some of the traditional algorithms.

0 引言

掌纹识别作为一种新的生物特征识别技术,由于采集设备简单、用户可接受度高、可用低分辨率图像进行识别等优点,近些年越来越受到重视^[1-3]. 常用的掌纹特征提取方法大体可以分为3类^[2-3]: 1) 基于结构的方法. 这类方法主要利用掌纹中主线和褶皱的方向与位置信息进行识别. 2) 基于统计的方法. 该方法通过提取掌纹的局部或全局特征进行识别,如不变矩^[4]、傅里叶变换^[5]、小波变换(WT)^[4-6],主成分分析(PCA)^[7]等子空间方法及其变型^[8]. 3) 基于编码的方法. 这类方法首先利用滤波器对掌纹图像进行处理,然后运用某些规则对滤波结果进行编码,在掌纹识别中以2D Gabor 滤波编码为代表^[9]. 在这些识别方法中,为了得到较好的识别性能,往往需要每个用户注册多个样本,这在实际应用中不一定能满足,比如法律实施、护照验证等. 如何提高单训练样本条件下的生物特征识别率已经成为新的研究热点^[10-11].

PCA 被公认为目前掌纹特征提取的常用并有效的方法. PCA 以样本的协方差矩阵为优化对象,以样本重构最小均方误差为优化准则,实现从高维欧氏样本空间向低维欧氏特征子空间的转换. 但是,单训练样本的掌纹识别,样本个数远远小于样本维数,很难准确估计样本协方差矩阵,从而导致系统识别性能下降^[13].

T. Connie 等^[1]提出小波变换与 PCA 相结合的掌纹识别方法(WPCA). 实践表明,基于小波低频子带的掌纹识别性能较优,可以获得较传统 PCA 更好的性能,已被广泛采用. 然而,与原始图像相比,仅使用低频子带则丢失了部分判别信息,若能与高频子带相结合,势必带来识别性能的进一步提升. 鉴于此,本文提出基于小波子带融合的 PCA 方法,用于单训练样本下的掌纹识别,以期提高掌纹识别效率.

1 基于小波子带融合的单训练样本掌纹识别方法

图1给出了本文方法的结构框图,掌纹识别步骤如下.

步骤1 对于一幅掌纹图像 I ,经过二维小波变换后可以得到 I_A, I_H, I_V 和 I_D 共4个子带图像,其中, I_A 为低频子带图像, I_H, I_V 和 I_D 分别为水平、垂直和对角高频子带图像.

步骤2 对于低频子带图像 I_A ,直接进行 PCA 变换以提取特征 F_A ;对于水平高频子带图像 I_H 和垂直高频子带图像 I_V ,首先进行低通滤波以提高线特征的鲁棒性,然后分别提取 PCA 特征 F_H 和 F_V .

步骤3 将特征 F_A, F_H 和 F_V 分别进行欧氏空间下的距离度量和匹配,得到各自匹配分数 S_A, S_H 和 S_V .

步骤4 将各匹配分数进行融合,并采用最近邻分类器进行判决分类.

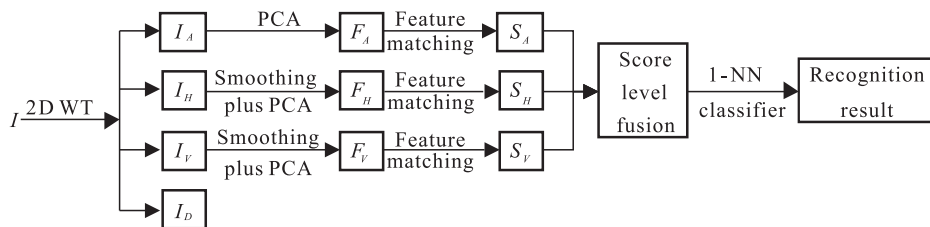


图1 本文方法结构框图

Fig. 1 Block-diagram of the proposed method

1.1 特征提取

1.1.1 小波变换 小波变换已经在图像处理和模式识别中得到了广泛应用,本文使用一级二维离散 Haar 小波变换进行掌纹图像分解。

二维小波变换可以通过对二维数据的行和列分别进行一维小波变换实现.图2给出了一级二维离散小波分解的树形表示.在这里,HP表示高通滤波器,LP表示低通滤波器,而 $\downarrow 2$ 表示以2为单位的下采样。

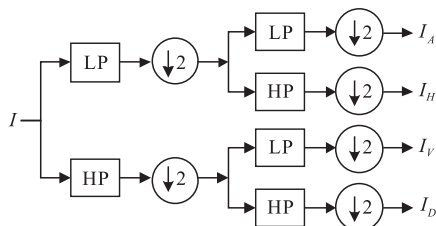


图2 一级二维小波分解的树形表示

Fig. 2 Tree representation of 1-level 2D wavelet decomposition

图3给出了部分掌纹图像与经过一级 Haar 小波分解的图像.图3a)~c)为原始掌纹图像,其中,a)和b)来自同一手掌图像,b)存在两个像素的垂直偏差以模拟定位误差;c)为具有相似主线的不同个体掌纹图像.图3d)~f)为经过一级 Haar 小波分解后对应图像.从中可以看出,经过小波分解后,低频子带图像为原始掌纹图像的近似成分,水平与垂直高频子带图像包含了部分掌纹线特征,而对角高频子带则被噪声信息所覆盖.表1给出了图3中一级小波分解后各子带图像欧式距离度量结果.从表1可以看

出,具有一定定位误差的相同个体的掌纹图像在低频子带上具有较大的相似性,而高频子带相似性则要弱于具有相似主线的不同个体图像.这与高频子带对噪声和仿射变换比较敏感,因而不能直接用于掌纹识别的结论相一致^[1,4].

1.1.2 高频子带增强 由小波分解的特性可知,掌纹图像经过一级小波分解后,其水平和垂直高频子带图像主要包含边缘信息,即主线和褶皱信息.这些信息是基于结构方法进行分类识别的主要特征,可以用于掌纹识别.然而,为什么包含掌纹线特征的高频子带不能直接应用于掌纹识别呢?其原因主要是:对角高频子带中,噪声信息明显占优,不易用于身份识别;水平和垂直高频子带中,线特征占优,但这些特征主要以位置信息的形式隐含在各自图像中,容易受到仿射变换的影响.为了减小仿射变换对高频子带线特征的影响,采用低通滤波的方式对高频子带图像进行滤波处理,以增强线特征的鲁棒性,滤波函数如下:

$$H = \frac{1}{\omega \times \omega} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{\omega \times \omega}$$

其中, $\omega \times \omega$ 为滤波窗口大小,根据实验结果,本文取 $\omega = 8$.经过低通滤波之后,水平和垂直高频子带中的线特征得到增强,可以降低仿射变换及噪声的影响。

图3g)~i)为对一级 Haar 小波分解后高频子带进行低通滤波的图像.从中可以看出,经过

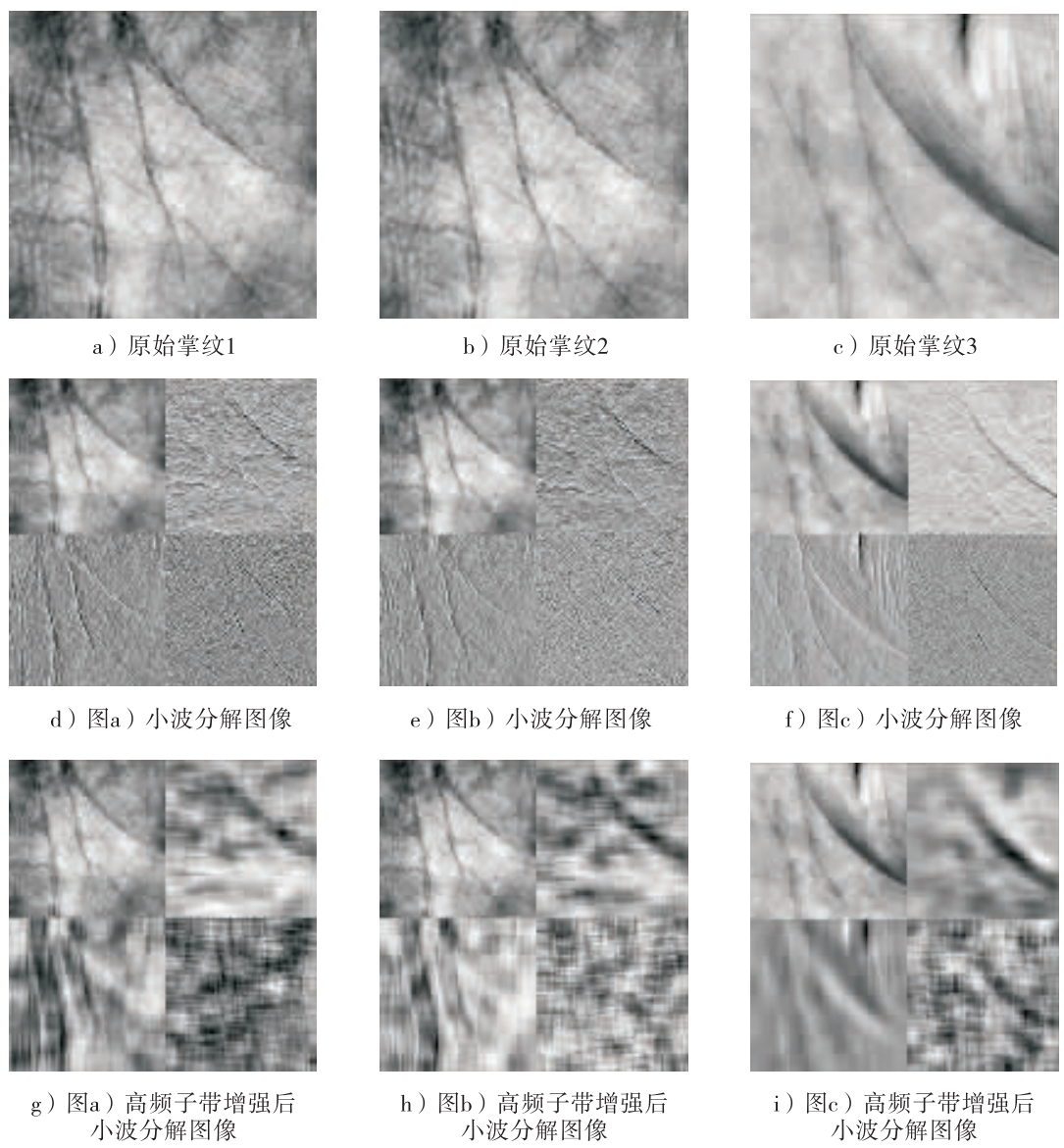


图 3 掌纹图像及其一级 Haar 小波分解图像

Fig. 3 Palmprint images with their 1-level Haar wavelet decomposed images

低通滤波,水平和垂直高频子带图像中的线“变粗”了,这在一定程度上可以抵抗仿射变换的影响;此外,经过低通滤波,也可以抑制噪声

的影响.表2为滤波后各高频子带欧氏空间度量结果.从表2可知:滤波后,具有一定定位误差的相同个体的掌纹图像在水平和垂直子带上

表 1 图 3 中各小波子带欧氏距离比较

Table 1 Euclidean distances between the wavelet sub-bands in Fig. 3

不同掌纹对比	I_A	I_H	I_V	I_D
a) vs. b)	2 605.36	1 065.25	1 187.93	655.36
a) vs. c)	7 170.01	855.24	1 045.54	509.08

表 2 图 3 中高频子带增强后欧氏距离比较

Table 2 Euclidean distances between the high frequency wavelet sub-bands with smooth in Fig. 3

不同掌纹对比	I_{H_smooth}	I_{V_smooth}	I_{D_smooth}
a) vs. b)	96.97	115.55	37.41
a) vs. c)	172.73	174.46	32.35

的相似性得到了增强,直观上可以用于身份识别;而不同个体对应的对角高频子带的相似性仍高于同一个体图像,这与预期相一致。

1.1.3 主成分分析 PCA 通过对数据样本的各个维度去相关,在正交空间中选择统计意义上的主要成分,从而降低数据维数。若将样本描述为空间矢量,PCA 变换即为坐标平移与旋转后去掉数据散度较小的坐标轴,得到低维数据表示。本文分别对经过一级小波分解的低频子带、经过低通滤波的高频子带进行 PCA 变换,以原始掌纹图像为例介绍 PCA 方法如下。

以 M 幅 $N \times N$ 的掌纹图像作为训练样本,令 $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 表示其对应的一维列向量,则其协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T = \frac{1}{M} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$$

其中, $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{x}_i$, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu}, \mathbf{x}_2 - \boldsymbol{\mu}, \dots, \mathbf{x}_M - \boldsymbol{\mu}]$ 。则 $\mathbf{C}$ 的前 $k (k \leq M)$ 个最大特征值对应的特征向量 $\mathbf{u}_i (i = 1, 2, \dots, k)$ 构成特征空间的基。每一幅掌纹图像都可以用特征空间的这组基表示:

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{U}^T (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad i = 1, 2, \dots, M$$

这里 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k]$ 。将训练样本投影到该特征空间,构成训练样本特征;测试样本同样投影到该空间得到其特征,以进行分类与匹配。

本文用 PCA 方法寻求最小均方误差下原始数据的最佳逼近,选择能量占 98% 的主成分,同时采用欧式距离进行特征之间的相似性度量。

1.2 信息融合

在获得小波低频子带特征、水平高频子带特征和垂直高频子带特征的匹配分数之后,首先对各匹配分数进行归一化处理,以使它们处于相同的度量空间。本文采用 Z-score^[15] 方法进行归一化处理。假设 S_k 为低频子带对应匹配分数集 S 中的一个元素,归一化匹配分数可以表

示为

$$S'_k = \frac{S_k - \mu}{\sigma}$$

其中, μ 和 σ 分别为 S 的均值和标准差。同样对水平子带和垂直子带相应的匹配分数进行归一化处理,使各自匹配分数满足“0 均值,1 方差”分布。对归一化后的匹配分数采用求和算子进行融合,并采用最近邻分类器完成识别。

2 实验与讨论

为检验本方法的有效性,使用北京交通大学掌纹库^[12]进行实验评估,该数据库包含来自 100 个人的 1000 幅右手图像,每个类别 10 幅图像中的 5 幅为一次采集完成,与另外 5 幅的采集时间相隔两个月。经过 ROI 区域分割,并将掌纹图像大小归一化至 128 像素 $\times$ 128 像素。

将每类样本进行标号,分别为 No. 1—No. 10。对于单样本识别,每次从中挑选 1 个样本进行训练,剩下的作为测试样本。因此,在一次实验中,训练和测试样本个数分别为 100 和 900。为了保证实验的合理性,依次选择每类样本中具有相同标号的样本作为训练集,剩余样本作为测试集。例如,在一次实验中,选择每类样本中标号为 No. 1 的样本用于训练,而标号为 No. 2—No. 10 的样本用于测试。所以,共有 10 次交叉实验用于验证本文方法的有效性。

2.1 高频子带有效性验证

为了验证低通滤波对小波高频子带 PCA 特征区分能力提升的效果,分别比较各小波子带图像在滤波前后的识别性能。由于低频子带具有较强的区分能力,这里不再对其进行滤波处理。图 4 给出了单训练样本条件下各小波子带的识别性能比较。从图 4 可以看出: 1) 小波低频子带具有较高的识别性能,平均识别率 82.9%,可直接用于掌纹识别; 2) 直接对各高频子带进行特征提取,识别性能都比较低,平均最高识别率仅为 10.9%,不能直接用于掌纹识

别; 3) 经过低通滤波后, 水平和垂直子带识别性能明显提升, 平均识别率分别达到 84.7% 和 81.1%, 与低频子带识别性能相当, 可用于掌纹识别; 4) 滤波前后, 对角高频子带识别性能变化不大, 平均识别率分别为 1.37% 和 1.35%, 不能用于掌纹识别。

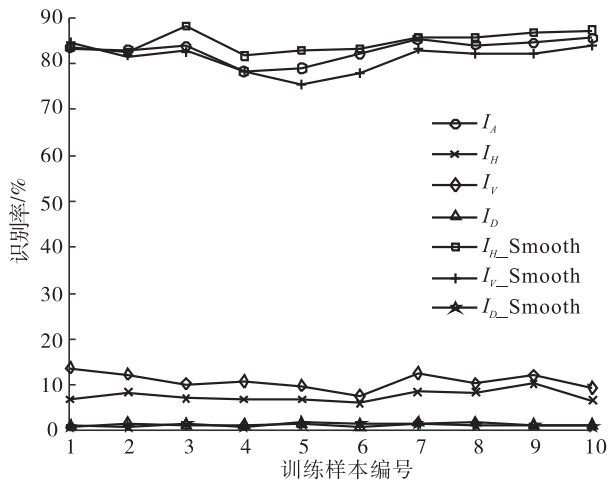


图4 掌纹各小波子带识别性能比较

Fig.4 Performance comparisons of wavelet sub-bands for single sample palmprint recognition

对出现上述实验结果的原因总结如下: 1) 小波低频子带包含了原始掌纹的主要能量和近似特征, 识别性能和原始掌纹相当. 2) 小波高频子带对噪声和仿射变换比较敏感, 而噪声和部分仿射变换在掌纹采集时不可避免. 因此, 直接用于身份识别时性能较差. 3) 经过小波分解后, 水平和垂直高频子带图像主要包含主线、褶皱等边缘信息, 而这些边缘信息是基于结构方法识别的主要特征, 理论上可用于掌纹识别. 但是这些边缘特征是以位置信息的形式隐含在对应子带图像中, 容易受到仿射变换的影响. 例如, 当存在定位误差时, 同一类别的不同掌纹之间的相似性就会明显降低. 经过低通滤波后, 对应线特征得到了增强, 对于仿射变换其鲁棒性更强. 此外, 低通滤波对噪声也有明显的抑制作用. 因此, 低通滤波后, 水平和垂直高频子带识别性能明显提升, 可用于掌纹识别。

4) 对角高频子带中包含更多的噪声信息, 因此, 滤波前后系统识别性能都很差, 不能用于掌纹识别。

2.2 融合性能验证

在 2.1 中验证了经过低通滤波后, 水平和垂直高频子带识别性能得到显著提升. 将这些特征与低频子带特征相融合, 可以进一步提升系统识别性能. 同时, 为了验证融合的有效性, 分别比较了传统“特征掌”方法 PCA^[7], 基于小波低频子带的主成分分析方法 (WPCA)^[1], 二维主成分分析方法 (2DPCA)^[13], 基于 2D Gabor 滤波编码的方法^[9], WACS-LBP + LDP 方法^[8] 与本文融合方法在单训练样本条件下的识别性能. 图 5 给出了不同训练样本条件下各识别方法的性能比较. 从图 5 可以看出, 其他方法的平均识别性能分别为 82.04%, 82.87%, 83.76%, 80.39%, 83.90%, 而本文方法的平均识别率为 89.93%, 较其他方法有 6% ~ 9% 的性能提升. 因此, 本文基于小波子带融合的掌纹识别方法识别性能优于其他方法。

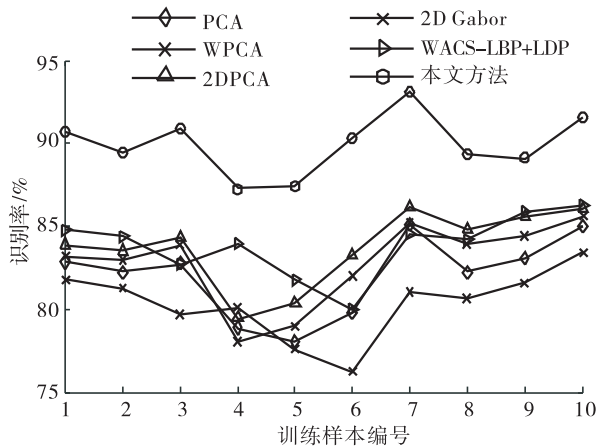


图5 不同算法识别性能比较

Fig.5 Performance comparisons of different methods for single sample palmprint recognition

3 结语

本文提出了一种基于小波子带融合的主成

分分析方法,并将其应用于单训练样本掌纹识别. 经过小波分解,可以降低图像分辨率,提高计算效率. 同时,经过低通滤波提高水平高频子带和垂直高频子带图像中线特征的鲁棒性,进一步与低频子带特征相融合,有利于信息互补及识别性能的提升. 实验结果表明,与 PCA, WPCA, 2DPCA, 2D Gabor 和 WACS-LBP + LDP 方法相比,本文方法的识别率达到 89.93%, 比其他方法有 6% ~ 9% 的性能提升,识别性能最佳.

参考文献:

- [1] CONNIE T, JIN A T B, ONG M G K, et al. An automated palmprint recognition system [J]. *Image Vision Computing*, 2005, 23(5): 501.
- [2] KONG A, ZHANG D, KAMEL M. A survey of palmprint recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(7): 1408.
- [3] 岳峰, 左旺孟, 张大鹏. 掌纹识别算法综述 [J]. *自动化学报*, 2010, 36(3): 353.
- [4] PANG Y H, JIN A T B, LING D N C. Palmprint authentication system using wavelet based pseudo Zernike moments features [J]. *International Journal of the Computer, the Internet and Management*, 2005, 13(2): 13.
- [5] LI W X, ZHANG D, XU Z Q. Palmprint identification by Fourier transform [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2002, 16(4): 417.
- [6] 刘玉芹, 苑玮琦, 郭金玉. 小波变换与分块统计在掌纹识别中的应用 [J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(24): 17.
- [7] LU G M, ZHANG D, WANG K Q. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9/10): 1463.
- [8] 张善文, 张晴, 张云龙, 等. 加权自适应 CS-LBP 与局部判别映射相结合的掌纹识方法 [J/OL]. *计算机应用研究*, 2017, 34(11) [2017-03-29]. <http://www.aocmag.com/article/02-2017-11-050.html>.
- [9] ZHANG D, KONG W K, YOU J, et al. Online palmprint identification [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1041.
- [10] 高涛, 何明一. 改进投影梯度非负矩阵分解的单训练样本特征提取研究 [J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(5): 1121.
- [11] 张亮, 王磊, 董吉文, 等. 基于 trace 变换特征的单训练样本人脸识别算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(11): 139.
- [12] WU J, QIU Z, SUN D. A hierarchical identification method based on improved hand geometry and regional content feature for low-resolution hand images [J]. *Signal Processing*, 2008, 88: 1447.
- [13] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(1): 131.
- [14] 苑玮琦, 黄静, 桑海峰. 小波分解与 PCA 方法的掌纹特征提取方法 [J]. *计算机应用研究*, 2008, 25(12): 3671.
- [15] JAIN A K, KARTHIK N, ROSS A. Score normalization in multimodal biometric systems [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(12): 2270.