

doi: 10.7690/bgzdh.2015.11.014

基于轮廓与边缘纹理特征融合的掌纹识别

李 川, 罗金生, 刘传辉

(绵阳职业技术学院信息工程系, 四川 绵阳 621000)

摘要: 为了增强掌纹图像信息的分析和提取能力, 提出了一种基于轮廓与边缘纹理特征融合的掌纹识别算法。该算法分别将灰度直方图和差分盒子维算法作用于掌纹图像的低频和低频成分, 提取图像的轮廓和边缘纹理特征, 然后并联融合二者特征向量进行匹配。通过香港理工大学 PolyU 掌纹图像数据库的验证, 算法识别精度为 99.56%, 特征提取和匹配时间为 56 ms, 满足识别精度和实时性要求, 且算法复杂度和造价低, 具有较高的工程应用价值。

关键词: 轮廓特征; 边缘纹理特征; 灰度直方图; 差分盒子维

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Palm Print Recognition Based on Contour Feature and Edge Texture Feature Fusion

Li Chuan, Luo Jinsheng, Liu Chuanhui

(Department of Information Engineering, Mianyang Vocational & Technical College, Mianyang 621000, China)

Abstract: In order to enhance the ability of analysis and extraction of palm print image information, this paper proposes a novel palm print recognition method based on contour feature and edge texture feature fusion. We choose grey histogram and differential box counting to work on low-frequency features and high-frequency, and extract its contour feature and edge texture features. Then, making two features fusion in parallel. Experimental results on PolyU palm print experiment and compares with the traditional palm print recognition algorithm, the proposed method can obtain 99.56% recognition accuracy and the time of feature extraction and matching is only 56 ms, meeting the real-time requirements. At the same time, with low algorithm complexity and low cost in the actual demand, and has high value of engineering application.

Keywords: contour feature; edge texture feature; grey histogram; differential box counting

0 引言

基于生物特征识别的身份鉴别技术提供了高可靠性、高稳定性的身份鉴别方式。指纹识别因为其可采集性和识别精度高等特点被广泛应用, 识别方法相对成熟^[1-2]。掌纹识别是一种相对较新的生物特征识别技术, 继张大鹏等^[3]1999年提出掌纹识别以来, 其发展非常迅速^[4-10], 现已成为生物特征识别技术领域中的重要一员。

掌纹含有丰富的纹理信息, 使其具有多分辨率的特征, 包括主线、折皱和乳突纹等粗细不同的纹理特征, 并且这些特征具有稳定性和唯一性, 利用这些特征可以确定一个人的身份。相对来讲, 主线和褶皱纹理较大, 可以在低频成分中提取; 而乳突纹等细小纹理信息可以在高频成分中提取。由于不同人的主线和褶皱有很大的区别, 苑玮琦等^[11]将掌纹灰度图像看作是三维空间下的灰度曲面, 并将该曲面作为特征进行匹配, 通过较大纹理存在的差异来计算方差, 进而通过灰度曲面的凹凸程度来识别。该算法利用整幅图像进行匹配, 丢失了部分掌纹信息, 在数据逐渐加大的情况下, 识别率会降低。陈梓毅等^[12]利用灰度差统计, 通过判断对象点的灰度值和连续掌纹线点集的点数, 提取出掌纹线的二值

图像, 最后通过隶属度评价掌纹线的提取效果。但该算法复杂度高, 而且识别率低, 不满足实时性要求。然而, 主线和褶皱并不是图像的全部信息, 乳突纹波动较大的细小纹理同样是区分掌纹的重要信息, 利用分形对波动较大图像处理的优势, 冯晓慧等^[13]使用分形维数作为特征向量提取图像的纹理特征, 同时对比局部分形和全局分形算法, 证明局部分形算法可以方便地找出图片的变换复杂区域, 但单一的分形特征缺乏表征能力。由此, 基于频域相关方法被引入掌纹识别方法中, 例如小波变换^[14]、自适应滤波算法^[15]等。吴鑫等^[16]提出了采用多尺度的 Curvelet 变换的掌纹识别算法, 获得了更具区分性的特征。赵莹等^[17]提取出具有尺度性、方向性的分形特征, 是对纹理图像的一种多层次描述, 加入了尺度方向信息, 弥补了分形单一性的缺点, 从多尺度多方向描述了图像的纹理特征。潘新等^[18]提出了一种基于 Contourlet 和局部分形结合的掌纹识别方法, 该方法虽然有较高的识别率, 初步解决了尺度方向的问题, 而且结合分形维数有效描述图像纹理粗糙程度, 为掌纹识别算法提供了新的思路。但算法复杂度高, 不能满足实时性要求。

为了完善掌纹信息, 分别提取低频和高频分量,

收稿日期: 2015-06-23; 修回日期: 2015-08-09

基金项目: 四川省教育厅自然科学重点项目(15ZA0369)

作者简介: 李 川(1972—), 男, 四川人, 硕士, 副教授, 从事信号处理与传输研究。

笔者提出一种基于轮廓与边缘纹理特征融合的掌纹识别算法,该算法识别率达到 99.56%而且算法复杂度低,匹配速度快,满足实时性要求。

1 灰度直方图与差分盒子维算法

1.1 掌纹数据库的描述

香港理工大学 PolyU 掌纹数据库是目前世界上公开的最大的掌纹数据库,包含 384 人的 7 752 张图片。笔者在 PolyU 数据库上测试文中提出的算法^[19]。笔者从 PolyU 掌纹数据库中选取 200 个人的掌纹图像作为样本,每个人 10 幅图像,共 2 000 张掌纹图像,其中随机选取每个人的 1 张图像作为训练集,剩余 9 张作为测试集合。图 1 给出了 2 个人不同掌纹图像的 ROI。所有实验使用 CPU 2.90 GHz,内存 4 GB 的笔记本,在 Matlab2010 a 实验平台下进行。

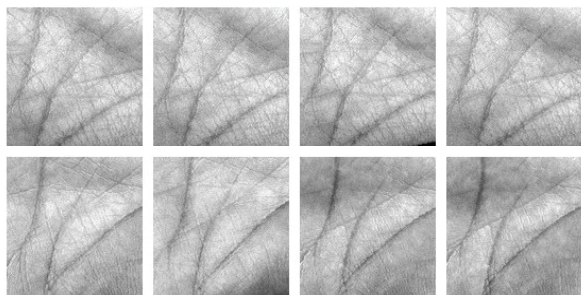


图 1 PolyU 数据掌纹图像

1.2 灰度直方图的掌纹识别算法

1.2.1 灰度直方图

灰度直方图 (grey histogram, GH)^[20]是一种基于统计分析的纹理描述方法,它表示图像中具有每种灰度级像素的个数,反映图像中每种灰度出现的频率,能很好地描述图像轮廓特征,且基于纹理统计提取的特征向量具有旋转不变性,这对掌纹识别具有很大的优势。以掌纹整体为对象,不同掌纹图像的轮廓不同,且不易伪造,使用灰度直方图提取掌纹轮廓信息特征能够很好地对掌纹进行识别。

1.2.2 灰度直方图提取掌纹轮廓特征

灰度直方图算法直接作用于整幅图像,不能反映掌纹的局部信息且误差较大;因此,笔者对掌纹图像进行区域划分,假设图像尺寸为 $M \times N$,每个区域大小为 $m \times n$,使用灰度直方图对每个区域进行灰度直方图统计,某一区域的特征向量记作 $\text{hist}(h_{(M \times N)/(m \times n)})$,并联融合每个区域特征向量,得到最终特征向量为

$$\text{Hist}(h) = \left\{ \text{hist}(h_1), \text{hist}(h_2), \dots, \text{hist}(h_{(M \times N)/(m \times n)}) \right\} \quad (1)$$

合适的区域划分方式决定了灰度直方图算法单独作用于掌纹图像的识别精度。常用的分块方式有 4×4 、 8×8 、 16×16 、 32×32 以及 64×64 。经 PolyU 掌纹图像数据库的测试,如表 1 所示,选择最佳分块方式为 16×16 。

表 1 不同区域分块的灰度直方图算法识别率 %

区域分块	识别率	区域分块	识别率
4×4	20.33	32×32	72.28
8×8	71.22	64×64	42.94
16×16	82.89		

然而,从表中数据也能看出:识别率普遍不高,这是由于基于灰度直方图统计的算法对于图像高频部分会出现很大误差,无法准确提取图像边缘细小的纹理特征信息。针对这一问题,笔者首先从灰度直方图统计的原理进行分析。由于灰度直方图是一种对图像灰度的统计,这就要求图像的表面纹理满足均匀变化,能够描述出图像的整体轮廓。

但是掌纹图像的表面有很多细小的纹理或边缘信息,从图 2(e)中能够清晰看到:掌纹原图像三维图的表面有较大波动,即有很多不均匀的细小纹理与边缘。直接使用灰度直方图提取特征向量,如图 2(h)所示,统计出来的特征没有明显变化,区域与区域之间特征相似,不易区分不同图像,受表面边缘纹理的影响,没有形成明显的灰度差,灰度统计值几乎围绕一个值出现微小波动,不能正确地反映出掌纹局部特征,这对于灰度直方图的统计造成了较大误差。

为了解决这一问题,笔者先对掌纹进行均值滤波 (mean filter, MF),将图像分成低频层 (图像轮廓层) 和高频层 (图像边缘纹理层),图 2(d)是图像轮廓层三维图,能够清楚地看到图像表面均匀且光滑,灰度均匀变化,对图像轮廓层进行灰度直方图特征提取能够得到较为准确的结果。通过图 2(g)特征向量显示,消除了表面边缘纹理的影响后,灰度统计量都集中在局部的某几个值附近,有明显的灰度差,区域与区域之间的特征存在明显差异,能够正确地反映出掌纹局部信息特征,有利于灰度直方图的统计。而图 2(f)是边缘纹理层三维图,图像表面高低起伏不平,波动剧烈。图 2(i)特征向量直方图显示,由于该层所含信息量较少,且都为图像表面纹理及边缘信息,不利用灰度直方图统计进行特征提取。所以文中仅对图像轮廓层采用灰度直方图,通过对 PolyU 数据库的测试,得到较高的识别率,如表 2 所示。

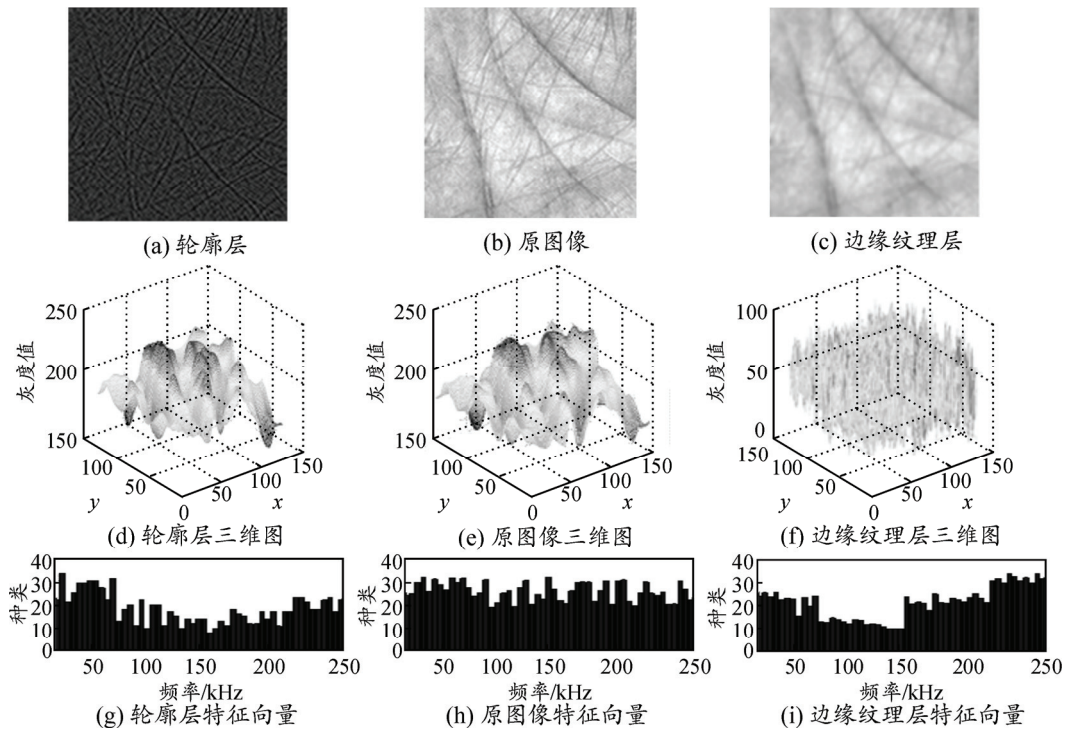


图 2 掌纹原图像、轮廓层图像、边缘纹理层图像以及各自对应的三维图和特征向量

表 2 GH 算法与 MFGH 算法识别率 %

算法	区域分块	识别率
灰度直方图(GH)		82.89
均值滤波灰度直方图(MFGH)	16×16	95.44

从表 2 中能够看出：MFGH 得到的掌纹灰度轮廓特征，有较高的识别率；但是仅采用低频成分处理图像特征单一，不能够准确地区分不同掌纹。而边缘纹理起伏剧烈，波动较大，使用灰度直方图进行统计误差较大，所以考虑到分形对波动较大图像处理的优势，笔者采用差分盒子维算法处理图像边缘层，得到图像边缘纹理特征。

1.3 基于差分盒子维掌纹识别算法的描述与分析

1.3.1 差分盒子维

人类视觉系统对于粗糙度和凹凸性的感受与分形维数有着非常密切的联系，因此可以利用图像区域的分形维数来描述图像区域的纹理特性。

差分盒子维数法(differential box counting, DBC)^[6]，将一幅大小为 $M \times M$ 的图像划分为 $s \times s$ 的子块， s 是当前度量图像所使用的尺度。引入三维空间 (x,y,z) ， (x,y) 为图像的平面坐标， z 为图像在 (x,y) 处的灰度值。假设在每个网格上放置一列大小为 $s \times s \times s$ 的盒子。如果第 (i,j) 网格中图像像素的最小和最大灰度值所落入的第 k 个和第 1 个盒子。那么 n_r 为第 (i,j) 网格对应的图像灰度值所落入盒子数目：

$$n_r(i,j) = l - k + 1. \quad (2)$$

对整个图像 I 的盒子数为

$$N_r = \sum_{m,n} n_r(i,j) \quad r = s/M. \quad (3)$$

最后根据公式(分形维数)

$$D = \frac{\log(N_r)}{\log \frac{1}{r}}. \quad (4)$$

1.3.2 差分盒子维提取掌纹边缘纹理层特征

差分盒子维能够很好地描述图像表面细小纹理特征、波动较大的区域(图像表面的边缘纹理信息)，所以采用差分盒子维算法处理均值滤波分解后的掌纹图像边缘纹理层(mean filter differential box counting, MFDBC)，并得到边缘纹理特征。通常情况下，二维图像的分形维数介于 2 和 3 之间，对于掌纹来说，不同掌纹的分形维数都比较接近，直接将分形维数作为特征量不能正确对掌纹进行识别；因此，笔者未进行拟合，直接采用覆盖图像的盒子数 n_r 作为特征量。此外，为了描述掌纹局部纹理信息，对掌纹图像也进行区域划分，比较不同区域划分在 PolyU 数据库上的识别率，得到最优分块，如表 3。

表 3 不同区域分块的 MFDBC 算法识别率 %

区域分块	识别率	区域分块	识别率
4×4	91.61	32×32	72.67
8×8	92.50	64×64	45.72
16×16	88.06		

由于高频层信息含量少，所以需要将区域划分较小。从表 3 中能够看出，使用差分盒子维提取高频层图像特征，在 4×4 与 8×8 块均有较高的识别率。

2 基于 GHDBC 的掌纹识别算法

2.1 GHDBC 掌纹识别算法

为了弥补原始灰度直方图无法描述高频边缘纹理信息的不足，使用对高频边缘纹理有很好描述的差分盒子维算法提取边缘纹理特征，融合图像的低频信息和高频信息，提出一种基于 GHDBC 的掌纹识别新算法。首先对图像进行简单预处理，运用均值滤波将掌纹图像分解为低频成分和高频成分，分别采用灰度直方图和差分盒子维进行特性提取，最后使用通用的卡方距离进行匹配。具体步骤如下：

1) 掌纹简单预处理。笔者采用 PolyU 数据库中的掌纹图像，为了消除少量噪声或光照的影响，简单的对图像进行灰度归一化处理。

2) 均值滤波分解掌纹图像。均值滤波也称为线性滤波，其采用的主要方法为邻域平均法。其基本原理是用均值替代原图像中的各个像素值，即对待处理的当前像素点 (x, y) ，选择一个模板，该模板由其近邻的若干像素组成，求模板中所有像素的均值，再把该均值赋予当前像素点 (x, y) ，作为处理后图像在该点上的灰度 $g(x, y)$ ，即 $g(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{f \in s} f(x, y)$ ，其中 s 为模板， M 为模板中包含当前像素在内的像素个数。对简单预处理的掌纹图像进行均值滤波，得到低频层(图像轮廓)与高频层(图像边缘纹理)。

3) 提取图像的轮廓和边缘纹理特征。针对图像的低频和高频成分，分别使用灰度直方图和差分盒子维算法对其进行特征提取。如果将图像总像素亮度看成是一个随机变量，则灰度直方图的分布反映了图像的统计特性，当图像有微小形变时，图像的统计特征会改变，因此单独采用灰度直方图算法作用于掌纹图像，不具备旋转不变和平移特征。而纹理是图像的高频信息，分形维数特征是对纹理的一种重要描述，准确提取图像的精细结构，且该算法具有平移、旋转、缩放不变性，过分关注精细结构使其对于图像的轮廓信息无法准确表征。

4) 并联融合。笔者将上述 2 种算法分别作用于掌纹图像的低频和高频成分，提取各部分特征向量，首尾相接并联融合二者的特征向量，得到最终的特征向量

$$H = \{\text{Hist}(h) \ D\}。 \quad (5)$$

5) 卡方距离匹配。笔者采用通用的卡方距离来

度量。特征空间的样本卡方距离为

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{S_i + M_i}。 \quad (6)$$

式中： S 为测试图像的分形特征算子； M 为训练图像的分形特征算子； i 为图像编号。

最终求得最小 χ^2 值为匹配的掌纹图像，对比标号是否符合同一个人，即可以判断识别的正确与否。

2.2 GHDBC 算法识别率比较与分析

纹理特征也是一种全局特征，描述了图像或图像区域所对应图像的表面性质，并不能完全反应出物体的本质属性。在图像匹配中，这种区域性的特征即将图像分块，在多个像素点中统计计算，具有较大的优越性，不会由于局部偏差而造成误差，但当图像分辨率变化时，纹理信息会有较大偏差，笔者将这种区域性的特征称为统计类的纹理描述子。

针对统计类的纹理描述子对高频层敏感且产生的统计特征误差大的问题，首先对掌纹图像进行均值滤波，将图像分成高频层与低频层，笔者分别对低频层和高频层进行特征提取，得到掌纹的轮廓信息和边缘纹理信息。对于低频层图像，笔者比较了 GH 算法与 MFGH 算法，由表 2 可见：在 16×16 分块时，MFGH 算法优于 GH 算法。由于高频层图像即图像边缘纹理信息，其表面纹理波动大，利用差分盒子维能够很好地描述图像表面纹理波动的优势。笔者对高频纹理信息进行特征提取，而表 3 中不同区域分块的 MFDBC 算法识别率在 4×4、8×8 分块时均可获得很好的效果。最后将二者相融合，可以发挥各自处理不同频率成分的优势，最终在采用 MFGH16×16、MFDBC8×8 分块融合可以达到很好的效果。通过表 4 可知，在香港理工大学 PolyU 数据库上识别率可达 99.56%。由于 MFGH 是基于统计的思想，进而对掌纹图像旋转、平移都有很好的鲁棒性，所以 GHDBC 对掌纹图像的旋转、平移也具有较高的稳定性。

表 4 MFGH、MFDBC、GHDBC 3 种算法的识别率 %

算法	区域划分	识别率
均值滤波灰度直方图(MFGH)	16×16	95.44
均值滤波差分盒子维(MFDBC)	4×4	91.61
	8×8	92.50
GHDBC(MFGH 分块& MFDBC 分块)	16×16&4×4	98.89
	16×16&8×8	99.56

通过图 3 能够看出：文中算法通过将 MFGH 算法提取的掌纹轮廓信息与 MFDBC 算法提取的掌纹边缘纹理信息相融合，得到新的特征向量，比传统主成分特征提取(PCA)^[21]、二维 Fisher 线性判别

(2DFLD)^[22]、Gabor^[9]、Contourlet 与局部分形维数 (CLFD)^[18]和单独使用 MFGH 或 MFDBC 的识别效果好, 且识别率高。

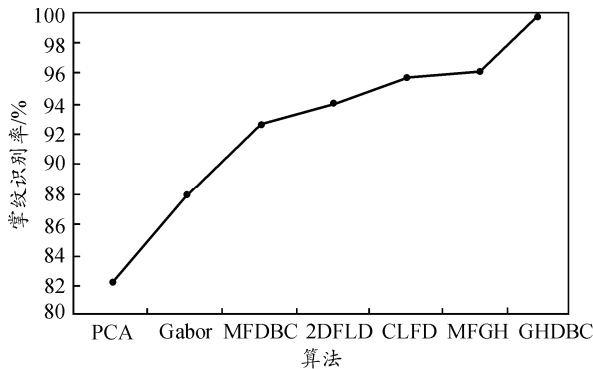


图 3 7 种不同算法掌纹识别率比较

从表 5 中可以看出: 笔者提出的 GHDBC 算法, 特征提取时间与特征匹配时间之和小于 56 ms, 相比传统的掌纹提取算法, 比传统算法中最快的 PCA 快 1 倍, 同时满足实时性要求。此外, 笔者也在 PolyU 标准掌纹库上测试, 得到了很好的识别率, 也同时证明了文中算法的有效性。

表 5 MFGH、MFDBC、GHDBC 3 种算法特征提取时间、特征匹配时间 ms

算法	特征提取时间	特征匹配时间
PCA	90	24
2DFLD	17	60
Gabor	84	2.1
CLFD	25 180	4.035
均值滤波灰度直方图 (MFGH)	14.35	0.694
均值滤波差分盒子维 (MFDBC)	35.13	0.360
GHDBC	54.67	0.971

3 结论

笔者提出一种基于 GHDBC 的掌纹识别算法, 通过均值滤波器的分解为低频特征和高频特征, 分别采用灰度直方图处理掌纹低频特征, 差分盒子维处理掌纹高频特征。PolyU 掌纹数据库的实验结果表明: 文中算法优于传统 PCA、2DFLD、Gabor、MFGH、MFDBC, 最高可达 99.56%, 而且特征提取和匹配总时间小于 56 ms。此外, 文中算法对掌纹图像旋转、平移均有很好的鲁棒性, 且算法复杂度低, 在实际应用时, 造价比较低, 精度高, 满足大众需求, 具有很高的实用性。

参考文献:

[1] Liu M H, Yap P T. Invariant representation of orientation fields for fingerprint indexing[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2532-2542.
 [2] Jiang X B, You X, Yuan Y, et al. A method using long digital straight segments for fingerprint recognition[J]. Neurocomputing, 2012, 77(1): 28-35.

[3] Zhang D, Kong W K, You J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1051.
 [4] Zuo W M, Yue F, Zhang D. On accurate orientation extraction and appropriate distance measure for low-resolution palmprint recognition[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 964-972.
 [5] Hong D F, Su J, Hong Q G, et al. Blurred palmprint recognition based on stable-feature extraction using a Vese-Osher decomposition model[J]. PLOS ONE, 2014, 9(7): e101866.
 [6] Hong D F, Pan Z K, Wu X. Improved differential box counting with multi-scale and multi-direction: A new palmprint recognition method[J]. Optik-International Journal of Light Electron Optics, 2014, 125(15): 4154-4160.
 [7] Hong D F, Liu W Q, Su J, et al. A Novel Hierarchical Approach for Multispectral Palmprint Recognition[J]. Neurocomputing, 2015, 151: 511-521.
 [8] 魏伟波, 洪丹枫, 潘振宽, 等. 基于区域特征映射的模糊掌纹识别方法[J]. 自动化学报, 2015, 41(2): 386-395.
 [9] 赵志刚, 吴鑫, 洪丹枫, 等. 基于信息熵的 GLBP 掌纹识别算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 293-296.
 [10] 洪丹枫, 潘振宽, 苏健, 等. VO 图像分解模型的模糊掌纹识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(10): 1737-1746.
 [11] 苑玮琦, 范永刚, 柯丽. 基于灰度曲面匹配的掌纹识别方法[J]. 光子·激光, 2009, 20(6): 807-811.
 [12] 陈梓毅, 康文雄, 邓飞其. 基于灰度差统计分析的掌纹线提取[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(2): 653-655.S
 [13] 冯晓慧. 基于局部分形维数的图像处理方法[J]. 数字技术与应用, 2012, 11: 225-226.
 [14] 洪丹枫, 凌青, 彭娇娇. 基于小波变换的 ICA 盲源分离算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2013, 28(3): 237-240.
 [15] 洪丹枫, 苗俊, 苏健, 等. 一种变步长凸组合 LMS 自适应滤波算法改进及分析[J]. 电子学报, 2014, 42(11): 2225-2230.
 [16] 吴鑫, 赵志刚, 洪丹枫, 等. 基于多尺度的掌纹辨识算法[J]. 青岛大学学报(自然科学版), 2014, 27(1): 66-71.
 [17] Zhao Y, Gao J, Chen G, et al. Multi-scale and multi-orientation texture feature extraction method based on fractal theory[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(4): 787-191.
 [18] Pan X, Ruan Q Q, Wang Y X, et al. Palmprint recognition using Gabor local relative features[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(15): 34-38.
 [19] PolyUPalmprintDatabase[R/OL]. Available from: <http://www.comp.polyu.edu.hk/biometrics/S>.
 [20] 王恩永. 基于模糊聚类的灰度图像特征提取和识别研究[D]. 昆明: 云南大学, 2010: 1-43.
 [21] Lu G M, Zhang D, Wang K Q. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9/10): 1463-1467.
 [22] 郭金玉, 苑玮琦. 基于二维 Fisher 线性判别的掌纹识别方法[J]. 计算机工程, 2008, 34(6): 212-213.