

基于无参考质量评价模型的静脉图像采集方法

贾 旭¹, 曹玉东¹, 孙福明¹, 崔建江², 薛定宇²

(1. 辽宁工业大学电子与信息工程学院, 辽宁锦州 121001; 2. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁沈阳 110819)

摘 要: 由于不同人的手背静脉属性间存在较大差异, 因此对于不同静脉对象, 在固定采集系统参数条件下很难都采集到高质量的静脉图像, 这里提出了一种针对静脉特点的质量评价模型, 并设计了基于评价结果的自寻优静脉图像采集方法. 首先, 提出了基于关键信息熵的测度函数, 衡量了静脉信息的完整性; 其次, 提出了基于轮廓波分解的测度函数, 用于评价静脉方向性信息的丰富性; 再次, 将两种测度函数融合, 构成了客观的无参考的质量评价模型; 最后, 在图像自寻优过程中, 提出了迭代淘汰机制, 克服了最速下降法在寻优过程易陷入局部最优的缺陷. 实验表明, 提出的质量评价模型是可控的, 且满足人眼视觉系统的视觉特性, 同时, 通过提出的迭代淘汰机制, 降低了寻优过程的迭代次数, 保证了采集系统的实时性要求.

关键词: 静脉采集; 质量评价; 最速下降法; 轮廓波分解

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2015)02-0236-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.02.005

Vein Image Acquisition Method Based on Quality Assessment Model Without Reference

JIA Xu¹, CAO Yu-dong¹, SUN Fu-ming¹, CUI Jian-jiang², XUE Ding-yu²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121001, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

Abstract: Because of dorsal vein properties difference between different persons, for different vein objects not all vein images with high qualities can be acquired when fixing acquisition system parameters, in the paper a new image quality assessment model is proposed according to vein characteristics, moreover, vein image can be acquired through self optimization based on assessment result. First, a measure function based on key information entropy is proposed, which measures vein information completeness; Second, another measure function based on Contourlet decomposition is proposed, which is used to judge whether vein directional information is rich or not; Third, the objective vein image quality assessment model without reference is formed by fusing the two measure functions. In final, iteration elimination method is proposed in order to overcome the defect of steepest descent method, which is easy to fall into local optimum during optimization process. Experiments show the proposed quality assessment model is controllable and can meet the characteristics of human visual system, in the meantime the number of iterations can be reduced effectively through the proposed iteration elimination method, and the real-time requirement of acquisition system can be ensured.

Key words: vein acquisition; quality assessment; steepest descent method; contourlet decomposition

1 引言

如何准确鉴定人的身份, 保护信息安全, 是信息化时代必须解决的关键性问题. 基于生物特征的身份识别被认为是具有较高可靠性的技术, 与其它生物特征相比, 手背静脉同时具有活体特征, 内部特征, 非接触式等优点, 使其具有较高的安全等级^[1]. 但由于静脉图像是

在特定波长的近红外光照射下获取的, 其清晰度要低于自然光下获取的图像, 而采集的静脉图像质量将对识别准确性产生较大影响, 因此, 对于如何获取高质量静脉图像的研究将具有重要意义.

近年来, 许多学者针对静脉图像采集进行了研究. 20世纪90年代, Cross等人系统研究了近红外光下手背静脉图像采集系统, 并验证了血液对特定波段的近红外

光敏感^[2];2004年, Lin 等人采用红外波长为 3.4-5 μm 的红外照相机采集手背静脉图像, 图像质量有了较大提高^[3];2007年, Crisan 等人在采集系统中增添了红外 LED 光源及滤光片, 增强了对外界光线的抗干扰性^[4];2008年, Wang 等学者采用了近红外、远红外两种采集方法结合的静脉图像采集方式^[5];同年, Zhao 等人安置了可手动调节的补光装置, 以适应不同的个体^[6];2009年, 王云新等人对光源参数进行了最优化选择, 设计了高均匀度近红外光源^[7];2011年, Yuan 与 Liu 等人将光源与摄像头安置于手两侧, 采用通透方式获取了静脉图像^[8,9];而 Zhao 等人采用了参数自寻优采集模式, 将均值与方差值作为静脉图像质量评价机制^[10];此外, 苑玮琦等人针对静脉对光波长的敏感性分析了静脉采集模式^[11]。

由于不同的静脉对象间存在属性差异, 使得已有采集方式获得的图像质量不能令人满意. 因此, 本文提出了针对手背静脉特性的质量评价模型, 并设计了基于评价结果的图像自寻优采集方式. 该方法首先针对静脉信息的完整性, 方向性特征建立了测度函数, 经融合后构成了客观的质量评价模型;而后, 在光源输入电压自寻优过程中对最速下降法进行了改进. 实验结果表明, 提出的采集方法能够实时的获得高质量图像.

2 无参考静脉图像质量评价模型的建立

2.1 近红外静脉图像特性分析

图像质量评价模型可分为有参考图像和无参考图

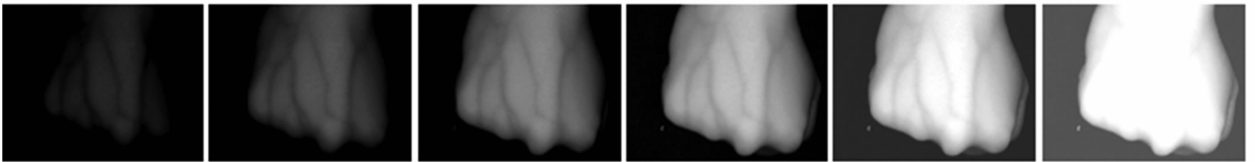


图1 光强提升时获取的静脉图像

由以上分析可知, 如何建立描述静脉信息完整性, 方向性的测度, 并将两者融合将是形成静脉图像质量评价模型的关键.

2.2 基于关键信息熵的静脉完整性测度

为了较好的描述静脉信息的完整性, 这里提出了一种基于关键信息熵的测度. 熵可以用来描述体系混乱的程度, 对于图像而言, 熵可以描述灰度信息的丰富程度^[12]. 高质量静脉图像中静脉信息与背景信息应具有较高的区分性, 丰富的静脉边缘信息, 而图像熵较好的描述了以上图像有效信息的完整性. 然而, 噪声像素值会对熵计算产生较大影响, 在进行质量评价时, 应尽可能减小噪声对于评价结果的干扰, 因此, 这里将噪声点以外的其它像素信息称之为关键信息. 获取关键信

息熵的方法如下:

(1) 静脉信息完整性分析. 静脉中血液对 850nm 波长附近的近红外光敏感, 静脉信息只能在近红外光照射下, 使用对该波长敏感的图像传感器获取. 由于近红外图像清晰度低于自然光下图像的清晰度, 因此, 是否保留相对清晰完整的静脉信息将是衡量静脉图像质量的重要标准之一.

(2) 静脉信息方向性分析. 手背静脉图像是由若干条静脉构成的, 主要特征体现在静脉的方向上, 而图像中的静脉方向主要由静脉边缘的高频信息所体现, 因此, 采集系统是否能够通过自适应调整参数, 保留尽可能多的静脉边缘信息将是衡量静脉图像质量的另一重要标准.

(3) 近红外光源发出的光线强度是影响静脉图像质量的主要因素, 光强是由光源输入电压所控制的, 而最优质量的静脉图像必然是在量程范围内某一个合适的输入电压值下获得的, 这就要求提出的无参考静脉图像质量评价模型是可控的, 具有最优解的.

图 1 为光源输入电压逐渐提升时获取的静脉图像序列.

息熵的方法如下:

首先对图像进行平滑处理, 这里设图像 f 的大小为 $m \times n$, 灰度级为 L , (i, j) 位置像素灰度值为 $f(i, j)$, 定义像素点 (i, j) 的邻域平均灰度为 $g(i, j)$, 如式(1).

$$g(i, j) = \frac{1}{D \times D} \sum_{x=-(D-1)/2}^{(D-1)/2} \sum_{y=-(D-1)/2}^{(D-1)/2} f(i+x, j+y) \quad (1)$$

这里, D 为平滑窗口宽度.

如果平滑前后像素灰度值差异较小, 那么该像素被认为是关键信息;相反, 该像素被认为是疑似噪声信息. 在质量评价过程中, 将只关注关键信息, 如图 2 中的阴影区域, 关键信息像素集合如式(2).

$$\Omega_{\text{key}} = \{(x, y) | 1 \leq x, y \leq 256, |f(x, y) - g(x, y)| < T\} \quad (2)$$

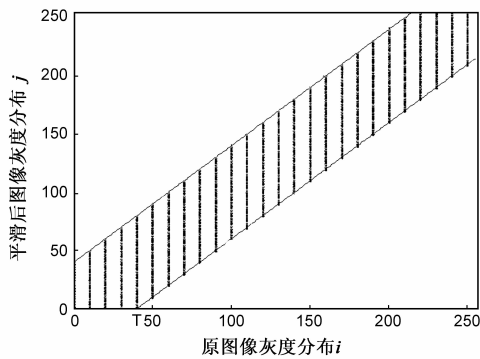


图2 关键信息区域

这里, T 为平滑前后评价像素灰度值差异的阈值. 关键信息熵的计算如式(3).

$$H_{\text{KeyInfo}}(f) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2(p_i) \quad (3)$$

$$p_i = \frac{N(f(x, y) = i)}{\sum_{j=0}^{L-1} N(f(x, y) = j)}, \quad \text{s.t. } (x, y) \in \Omega_{\text{key}} \quad (4)$$

这里, $N(f(x, y) = i)$ 为关键信息中像素值为 i 的像素数目. 由以上分析可知, 如果关键信息熵值较大, 那么将表现为静脉与背景对比度就越大, 静脉边缘信息越丰富, 而这些都是准确提取静脉特征的重要保证.

2.3 基于 Contourlet 分解的静脉方向性测度

根据 2.1 分析, 脉络延伸方向也是静脉图像另一重要特征, 而静脉边缘信息的方向性有效描述了这一特征, 因此, 如何保留较为清晰的静脉边缘信息将是质量评价的另一重要指标. Contourlet 变换具有多分辨率、局部定位、多方向性和各向异性等性质^[13], 其基函数分布于多尺度、多方向上, 少量系数即可捕捉图像中的边缘, 而边缘正是描述静脉方向的重要信息^[14].

图 3 为静脉图像经过 3 层 Contourlet 分解后获得的 15 幅子图像.

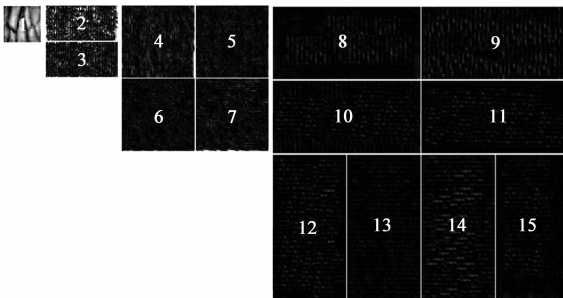


图3 静脉图像Contourlet分解结果

Contourlet 分解时尺度越多, 高频方向的分辨率就越高, 同时变换所需时间也就越长^[15]. 通过对大量静脉图像 Contourlet 系数的分布进行分析, 选用了第 3 层 Contourlet 子带系数作为描述静脉方向性的特征, 即图 4

中子带 8 至 15, 归一化后子带能量 $E_{j,k}$ 如式(5).

$$E_{j,k} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |F_{j,k}(x, y)|^2 \quad (5)$$

$$E'_{j,k} = \frac{E_{j,k}}{\sum_{m=1}^R E_{j,m}} \quad (6)$$

式中, M, N 分别为子带图像的长与宽, j 为 Contourlet 分解层数, k 为子带方向标记, R 为分解后子带数目, 这里 $j=3, R=8, k=1, 2, \dots, 8, F(x, y)$ 为 Contourlet 分解系数.

由图 1 可以看出, 随着输入电压提升, 沿着静脉延伸方向的高频信息显著增加, 且增加速度高于其它方向, 在 Contourlet 变换中体现在子带间能量差异逐渐增大; 而当输入电压增加至过大时, 沿着静脉延伸方向的高频信息逐渐减少, 同样减少速度高于其它方向, 子带间能量差异逐渐减小. 因此, 提出的静脉方向性测度函数需要有效的描述子带间能量的差异, 如式(7).

$$H_{\text{Contourlet}}(f) = \sum_{k=1}^R |E'_{j,k} - \bar{E}'_j| \quad (7)$$

这里, \bar{E}'_j 为 Contourlet 分解层数为 i 时所有方向子带能量的平均值. 由以上分析可知, 当反映 Contourlet 子带间能量差异的测度值越大, 静脉边缘信息就越明显, 进而静脉图像质量就越高.

2.4 无参考质量评价模型建立

根据 2.2 与 2.3 分析, 在光源输入电压变化过程中, 两种测度函数都是可控并存在最优解的, 进而融合后获得的质量评价模型也是存在最优解的, 评价模型如式(8).

$$H(f) = \lambda_1 H_{\text{KeyInfo}}(f) + \lambda_2 H_{\text{Contourlet}}(f) \quad (8)$$

这里, λ_1, λ_2 为两种测度在质量评价时所占的权重.

采集高质量静脉图像是为了能够获取优质的特征, 而优质的静脉特征应具有较好的类内相似性与类间区分性, 这里将 Fisher 线性判别代价函数作为衡量特征优劣的测度, 如式(9).

$$P(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{\sum_{k=1}^M \sum_{i,j \in \varphi(k)} \|W(f_i, \lambda_1, \lambda_2) - W(f_j, \lambda_1, \lambda_2)\|_2}{\sum_{k_1=1}^M \sum_{k_2=k_1+1, i \in \varphi(k_1), j \in \varphi(k_2)} \|W(f_i, \lambda_1, \lambda_2) - W(f_j, \lambda_1, \lambda_2)\|_2} \quad (9)$$

这里, M 为训练样本中静脉对象数目, $\varphi(k)$ 为第 k 类静脉对象所包含的静脉图像集合, $W(f_i, \lambda_1, \lambda_2)$ 为质量评价模型权值为 λ_1, λ_2 时静脉图像 f_i 提取的特征. 式中, $P(\lambda_1, \lambda_2)$ 越小, 表明提取的特征就越好, 质量评价模型参数越合理, 因此, 权值 λ_1, λ_2 将由对式(9)优化得到.

3 基于改进最速下降的静脉图像自寻优

参数自寻优是通过极值动态寻优法,通过参数变化动态跟踪目标函数变化,使目标函数快速收敛到最优值.这里针对最速下降法在寻优过程中易陷入局部最优的缺陷^[16],对该方法进行了改进,即设置 n 个初始点同时进行寻优,这样虽然能够避免陷入局部最优,算法复杂度却是原来的 n 倍,因此这里提出一种迭代淘汰机制,即在迭代过程中不断淘汰无效迭代.

改进的最速下降法处理流程如下:

Step 1 选取初始点 a_1, a_2, \dots, a_n ,

$$a_i = \frac{a_{\max} - a_{\min}}{n + 1} * i + a_{\min}, i = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

a_{\max}, a_{\min} 分别为输入电压的经验量程的最大值与最小值.

Step 2 计算负梯度 $s_i^{(k)} = -\nabla H(a_{i,k})$ 及单位向量 $\hat{s}_i^{(k)}$, 这里, $i \in \phi_k, \phi_k$ 为第 k 次迭代后的有效迭代集合, $H(a_{i,k})$ 为电压值为 $a_{i,k}$ 下的静脉图像质量评价结果.

Step 3 检查是否满足条件(11),

$$\max(\|s_i^{(k)}\|) < \alpha, i \in \phi_k, \quad (11)$$

这里, α 为优化过程中质量评价结果变化率阈值.若满足,则转 Step 8, 否则继续.

Step 4 计算最佳步长 $\rho_i^k, i \in \phi_k, a_{k+1} = a_k + \hat{s}_i^{(k)} \rho_i^k$. 进行迭代淘汰. 在第 k 次迭代过程中, 如果同时满足式(12)与式(13),

$$H(a_{i,k+1}) < H(a_{j,k+1}) \quad (12)$$

$$\|s_i^{(k)}\| < \|s_j^{(k)}\| \quad (13)$$

则淘汰第 i 个初始点的迭代.

Step 5 计算并检验另一判据, 如满足式(14),

$$|H(a_{i,k+1}) - H(a_{i,k})| < \beta, i \in \phi_k \quad (14)$$

则停止迭代 i .

Step 6 检查是否满足条件(15),

$$\max(|H(a_{i,k+1}) - H(a_{i,k})|) < \beta, i \in \phi_k \quad (15)$$

这里, β 为优化过程中质量评价结果差异阈值. 若满足, 则转入 Step 8, 否则继续.

Step 7 令 $k = k + 1$, 转入 Step 2.

Step 8 选择具有最优质量评价结果的静脉图像.

$$a_{\text{best}} = \arg \max_a (H(a_{i,k})), i \in \phi_k \quad (16)$$

这里, a_{best} 为获取最优质量静脉图像的光源输入电压值. 通过对最速下降方法的改进, 实现了寻优过程中消除了无效重复迭代, 提高了优质静脉图像采集的准确性与实时性.

4 实验结果及分析

4.1 实验平台搭建

为改进光源照射的均匀性, 避免采集的图像局部过亮, 这里采用了环形阵列 LED 的近红外光源, 如图 4.

除光源外, 实验还使用了 CMOS 图像传感器, 滤光片, 电源等设备, 其中电源已经被改进为电压自动可调, 如图 5. 此外, 将 PC 机作为实验结果观测终端.

4.2 实验结果及分析

由于光强寻优过程是利用改进的最速下降思想来实现的, 因此质量评价模型必须是可控的, 在电压量程范围内具有最优值的, 本实验首先对多个手背对象在多种光强下进行采集, 并分别基于两种提出的测度进行了质量评价, 评价结果如图 6, 图 7. 这里, 输入电压变化由 PWM (Pulse Width Modulation) 占空比表示.

由图 6, 图 7 可以看出, 在输入电压量程范围内, 基于静脉完整性, 方向性的图像质量评价结果曲线均具有最优值. 为兼顾完整性与方向性特征, 以式(9)为目标函数, 采用最速下降法对式(8)中权值 λ_1 与 λ_2 进行寻优, 假设静脉特征为单尺度 Haar 小波特征, 这里, $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0, \lambda_1 + \lambda_2 = 1$, 优化结果为 $\lambda_1 = 0.30$ 与 $\lambda_2 = 0.70$, 进而得到不同电压 PWM 占空比下的质量评价结果曲线, 如图 8. 由图 8 可知, 当光源输入电压发生变化时, 融合后的无参考图像质量评价模型同样是可控的, 具有最优值的. 可以看出, 当 PWM 占空比位于 50% - 65% 之间时, 大多最优质量的静脉图像将会被获得, 因此, 可以验证提出的质量评价模型是合理的, 获取的最优质量静脉图像满足于人眼视觉系统的视觉特性, 如图 9.

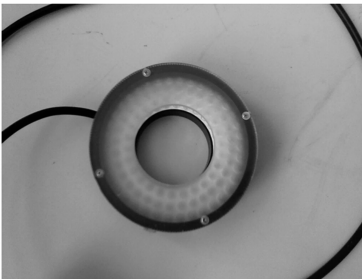


图4 近红外光源



图5 摄像头, 滤光片及电源

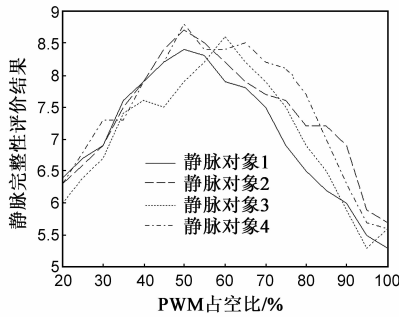


图6 基于静脉完整性的质量评价结果

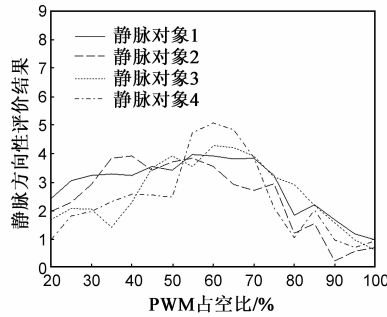


图7 基于静脉方向性的质量评价结果

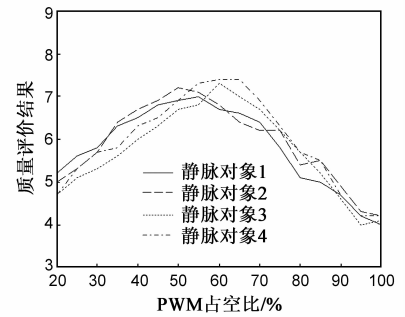


图8 基于融合后质量评价模型的评价结果



图9 占空比为56%时获取的最优质量的静脉图像

此外,将图8实验结果作为改进的最速下降法初始值设置的先验知识,即最优质量的静脉图像大多在PWM占空比50%–70%之间采集到,依据此经验在该区间内等间隔设置4个初始点进行寻优,对于图8中的4个静脉对象,寻优时迭代次数如表1所示。

表1 不同静脉对象寻优时的迭代次数

	初始点1 迭代次数	初始点2 迭代次数	初始点3 迭代次数	初始点4 迭代次数
静脉对象1	4	7	3	2
静脉对象2	8	4	2	2
静脉对象3	2	4	7	2
静脉对象4	2	4	7	3

由第3部分分析可知,使用基于改进的最速下降法进行寻优时,无效的迭代不断被淘汰,由表1可以看出,对于不同静脉对象,寻优时无效迭代次数都不超过4次,质量最优的静脉图像能够较快的被采集到,因此,设计的静脉图像采集系统是可以满足实时性要求的。

5 总结

手背静脉被认为是具有较高安全级别的生物特征,因其采集的特殊性,静脉图像的质量将对识别结果产生较大影响.为此,提出了一种基于无参考质量评价模型的静脉图像采集系统.在质量评价方面,针对静脉特点提出了信息完整性与方向性融合的质量评价模型;在图像寻优方面,对最速下降法进行了改进,提出

了迭代淘汰机制.实验验证,提出的静脉图像采集方式能够获得符合人眼视觉特性的较高质量的静脉图像,同时满足采集的实时性要求.目前,本人着重从静脉完整性与方向性上进行了特征分析,在以后的研究中还需进一步挖掘静脉特征,建立更加完善的质量评价模型.

参考文献

- [1] 殷俊,杨万扣.核稀疏保持投影及生物特征识别应用[J].电子学报,2013,41(4):639–645.
Yin J, Wang W K. Kernel sparsity preserving projections and its application to biometrics[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4):639–645. (in Chinese)
- [2] Cross J M, Smith C L. Thermographic imaging of subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification[A]. Proceedings of IEEE 29th International Carnahan Conference on Security Technology[C]. England, 1995. 20–35.
- [3] Lin C L, Fan K C. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2):199–213.
- [4] Crisan C, Tarnovan L G, Crisan T E. A low cost vein detection system using near infrared radiation[A]. 2007 IEEE Sensors Applications Symposium[C]. SAS, San Diego, CA, United states, 2007. 51–56.
- [5] Wang J G, Yau W Y, Suwandy A, et al. Person recognition by fusing palmprint and palmvein images based on “Laplacian-palm” representation[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5):1514–1527.
- [6] Zhao S, Wang Y D, Wang Y H. Biometric identification based on low-quality hand vein pattern images[A]. Proceedings of the 7th International Conference on Machine Learning and Cybernetics[C]. ICMLC, Kunming, China. 2008, 1172–1177.
- [7] 王云新,刘铁根,朱均超等.嵌入式人体手背静脉图像采集系统的研制[J].仪器仪表学报,2009,30(2):308–312.
Wang Y X, Liu T G, Zhu J C, et al. Development of an embedded image acquisition system for human dorsal hand vein[J].

- Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(2): 308 – 312. (in Chinese)
- [8] Yuan X, Song Y D, Wei X Y. Parallel sub-neural network system for hand vein pattern recognition[J]. Chinese Optics Letters, 2011, 9(5): 051002.
- [9] Liu Z, Song S L. An embedded real-time finger-vein recognition system for mobile devices[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(2): 522 – 527.
- [10] Zhao Y. Acquisition and preprocessing of hand vein image [A]. 2011 International Conference on Multimedia Technology [C]. Hangzhou, China, 2011. 5727 – 5729.
- [11] 苑玮琦, 杨国天, 李威. 基于波长选择的手掌静脉采集系统研究[J]. 激光与红外, 2011, 41(2): 234 – 239.
Yuan W Q, Yang G T, Li W. Research on palm vein acquisition system based on wavelength choice[J]. Laser & Infrared, 2011, 41(2): 234 – 239. (in Chinese)
- [12] Zanin M, Zunino L, Rosso O A, et al. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review [J]. Entropy, 2012, 14(8): 1553 – 1577.
- [13] Niu J, Sivakumar B. Scale-dependent synthetic streamflow generation using a continuous wavelet transform[J]. Journal of Hydrology, 2013, 496(24): 71 – 78.
- [14] Wang X Y, Yang H Y, Zhang Y, et al. Image denoising using SVM classification in nonsubsampled contourlet transform domain[J]. Information Science, 2013, 246(10): 155 – 176.
- [15] Zargari F, Mosleh A. A new content based image retrieval method using contourlet transform[J]. Journal of Computer & Robotics, 2010, 2(1): 45 – 51.
- [16] Doel K V D, Ascher U. The chaotic nature of faster gradient descent methods[J]. Journal of Scientific Computing, 2012, 51(3): 560 – 581.

作者简介



贾 旭(通信作者) 男, 辽宁开原人, 2012年7月毕业于东北大学模式识别与智能系统专业, 获工学博士学位. 目前工作于辽宁工业大学电子与信息工程学院, 副教授. 主要研究方向为模式识别, 图像处理.

E-mail: gbjdxiaxu@163.com



曹玉东 男, 辽宁昌图人, 2011年7月毕业于北京邮电大学信号与信息处理专业, 获工学博士学位. 目前工作于辽宁工业大学电子与信息工程学院, 副教授. 主要研究方向为图像处理.