

## 基于小波包分析的经络心电信号熵特征提取

刘鑫, 何宏\*, 谭永红

(上海师范大学 信息与机电工程学院, 上海 200234)

(\*通信作者电子邮箱 heh@shnu.edu.cn)

**摘要:**为研究人体经络特征,提出了基于小波包分析的经络穴位心电信号熵特征提取的方法。首先通过建立经络检测实验采集了经络测试点的心电信号,然后采用小波包对经络心电信号进行三层分解,并根据重构后的心电信号提取经络穴位的熵特征。同时采用了  $K$ -means 和模糊  $C$  均值聚类方法实现了穴位点和非穴位点的有效分类。研究结果表明经络上穴位点心电信号的能量熵明显大于非穴位点的熵值,并且这一特征可以作为区分经络穴位点和非穴位点的有力科学依据。

**关键词:**经络穴位;心电信号;小波包;熵;特征提取;聚类

**中图分类号:**      **文献标志码:**A

### Feature extraction of energy entropy of ECG signal on meridian systems using wavelet packet analysis

LIU Xin, HE Hong\*, TAN Yonghong

(College of Information, Mechanical and Electronic Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

**Abstract:** In order to study meridian characteristics, a feature extraction method of ElectroCardioGraph (ECG) signal on the meridian based on wavelet packet analysis and energy entropy was proposed. A meridian measuring experiment was firstly built to complete the acquisition of meridian data. Then meridian ECG signals were decomposed by a three layer wavelet packet decomposition. Energy entropy features of meridian ECG signals were extracted according to the results of signal reconstruction. After that, both  $K$ -means and Fuzzy  $C$ -Means (FCM) clustering techniques realized the effective partition of acupoints and non-acupoints. The derived clustering results indicate that the energy entropy values of ECG signals on the acupoints are obviously higher than those on the non-meridian points. It can be used as a powerful scientific basis for the discrimination of acupoints and non-acupoints.

**Key words:** meridian acupoint; ElectroCardioGraph (ECG) signal; wavelet packet; entropy; feature extraction; clustering

## 0 引言

经络学说是中医学的重要理论基础之一,它指导着中医各科的临床实践。但经络现象与学说尚缺乏现代科学理论的论证与解释,对经络上穴位点的特征还需要深入了解,对经络的本质还有必要进一步的探索。一般认为,经络穴位点的信号反映了人体的生理和病理信息,对经络信号的研究有利于临床医学的诊断和治疗。相对于仪器检测身体生理信息,经络信息能更全面系统地反映人体生理信息。

目前对经络的研究主要从经络的光、电、声、力学等方面进行研究,而经络电学特性的研究集中于人体经络穴位的电阻抗、电流、伏安特性等<sup>[1-4]</sup>,缺乏把经络当作一个信道、系统的研究,而对经络心电信号传输特性的研究尚属新问题。

所以本文了解心电信号在经络穴位点与非穴位点之间的差别,首先通过经络穴位检测实验采集经络测试点信号,并采用小波包分解方法<sup>[5-8]</sup>对信号进行分析,获得了经络心电信号能量熵特征。最后根据测试点能量熵特征用聚类分析方

法对穴位点和非穴位点进行分类,从而验证采用小波包分解方法得到的能量熵特征能描述心电信号在经络穴位点与非经络点的不同,而心电信号在经络穴位点的能量大于心电信号在非经络穴位点的能量。这一研究结果将为经络模型的建立和经络实质的研究提供依据。

## 1 经络穴位心电信号的采集

心电信号是人体最强的生物信号之一,它是一个无激励信号,直接采集心电信号可避免外加激励带来的噪声干扰。为了发现穴位点与非穴位点之间的区别,选取手太阴肺经和手厥阴心包经上大陵穴、尺泽穴、太渊穴、曲泽穴作为心电信号的采集点。实验采用八通道生理信号采集仪 RM6280C 进行心电信号的采集,它是一台集生物信号采集、放大、显示、记录与分析为一体的功能强大灵活的生物信号采集仪器。实验中选取了 4 个通道,第 1 个通道采集穴位点心电信号,另 3 个通道采集穴位点周围 3 个非穴位点的信号。实验方案采用的是双极肢体导联法标准 I (左上肢、右上肢、左下肢),这样就

收稿日期:2012-10-24;修回日期:2012-12-05。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60971004,61171088);上海市教委科研创新项目(13YZ056)。

作者简介:刘鑫(1989-),男,江西吉安人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、医学信息处理;何宏(1973-),女,四川射洪人,副教授,博士,主要研究方向:模式识别、智能信息处理;谭永红(1958-),男,广西桂林人,教授,博士,主要研究方向:系统建模、智能控制、生物医学信号处理。

可以直接测出被测点的电位<sup>[9]</sup>。心电信号一般是幅值为  $10\ \mu\text{V} \sim 5\ \text{mV}$ , 频率为  $0.05 \sim 100\ \text{Hz}$  的微弱信号<sup>[10]</sup>, 因此本实验中信号的采样频率为  $1\ \text{kHz}$ , 并对信号进行了  $50\ \text{Hz}$  陷波及  $100\ \text{Hz}$  滤波。每次采集数据时长  $15 \sim 20\ \text{s}$ , 每个穴位测试 5 次, 通过采集 10 个被测试者手太阴肺经、手厥阴心包经上 4 个穴位点(大陵穴、尺泽穴、太渊穴、曲泽穴)及每个穴位周边 3 个非穴位点, 共获得经络测试数据 800 组。

## 2 经络检测点心电信号小波分析

小波包概念是基于小波的基础上提出的, 小波包变换不仅对信号低频部分进行分解, 同时对信号的高频部分也进行二分滤波分解。因此, 小波包变换具有更强的信号分析能力。

针对于采集到的心电信号, 小波包分解最重要的是基小波的选取, 目前常用的小波基有 db 系列小波、haar 小波、mexh 小波、morlet 小波、coif 小波、sym 系列小波等。通过对原始心电信号进行小波变换, 然后分解后信号进行重构, 可以得到原始信号与重构信号的误差。本文中根据得到误差最小化原则, 选择 db1 (haar) 小波进行 3 层分解为经络检测点心电信号的最优小波分解。

db1 小波是最简单的小波分析, 用 db1 尺度函数产生原信号的近似函数很简单, 具有快速计算的特点, 同时抗杂波干扰性能更好。根据小波包理论可得到小波包函数:

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k u_n(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

式(1)是由正交尺度函数  $u_0 = \varphi$  确定的小波包。其中:  $h_k$  为低频滤波器,  $g_k = (-1)^n h_{1-k}$  为高频滤波器,  $k$  是平移因子。

图 1 为小波包分解树图。

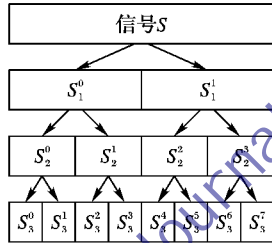


图1 小波包分解树图

### 2.1 经络检测点心电信号分解

信号分解的目的是将信号低频部分和高频部分分离, 对信号进行局部化分析。设经络检测点心电信号为  $s(t)$ ,  $p_j^i(t)$  表示第  $j$  层的第  $i$  个小波包, 称为小波包系数。二进小波包分解的快速算法为:

$$\begin{cases} p_0^1(t) = s(t) \\ p_j^{2^{i-1}}(t) = \sum_k h_{k-2^i} p_{j-1}^i(t) \\ p_j^{2^i}(t) = \sum_k g_{k-2^i} p_{j-1}^i(t) \end{cases} \quad (2)$$

通过利用式(2)对经络检测点原始信号进行 3 层小波包分解, 可以得到 8 个小波包分解子频带序列。采样频率为  $f_s = 1\ \text{kHz}$ , 最大分辨频率为  $f_{\max} = f_s/2$ , 则第  $n$  个小波包分解序列的频带为  $(nf_{\max}/2^3, (n+1)f_{\max}/2^3)$ 。结果发现: 低频子频带信号幅值要明显大于高频子频带信号, 低频带为心电信号能量; 且频率越高, 幅值能量越小, 并含有很大的噪声能量。因此, 在文章主要对信号分解后的第一子频带能量进行比较。

### 2.2 经络检测点心电信号重构

由于小波重构能对信号进行奇异点检测和滤波去噪。为进一步消除噪声, 经络检测点的心电信号分解后还需进行重构。信号重构就是由  $\{p_{j+1}^{2^i}\}$  和  $\{p_{j+1}^{2^{i-1}}\}$  求  $\{p_j^i\}$  的过程, 即:

$$p_j^i(t) = 2 \left[ \sum_k h_{t-2k} p_{j+1}^{2^{i-1}}(t) + \sum_k g_{t-2k} p_{j+1}^{2^i}(t) \right] \quad (6)$$

对经络检测点心电信号小波包分解后的 8 个子频带序列根据式(6)进行重构。重构后得到重构子频带序列如图 2 所示。图中:  $s(t)$  为经络检测点原始心电信号,  $rs_i(t)$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, 7$ ) 为第三层各子频带重构信号。

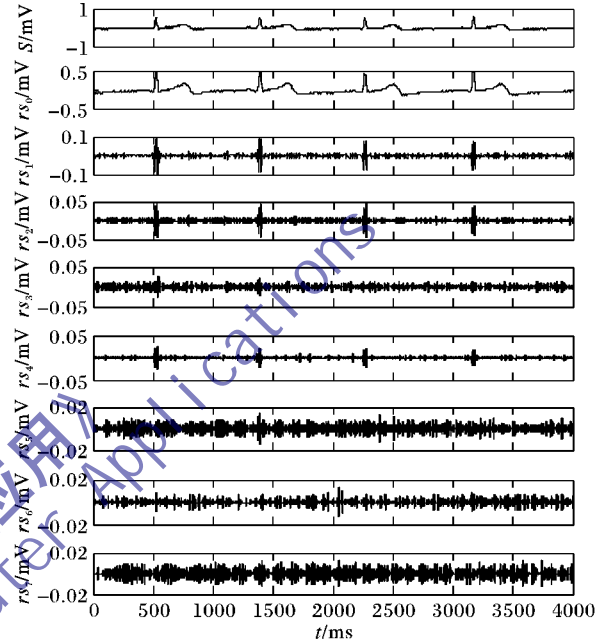


图2 经络检测点心电信号与各子频带重构信号对比

## 3 经络穴位点心电信号熵特征分析

### 3.1 心电信号的熵能量

信息熵是信息论中度量信息量的一个概念, 一个系统越有序, 那么这个系统的信息熵就越低。对于一个不确定性系统,  $x_i$  事件发生的概率为  $p_i = P\{X = x_i\}$ , 则此系统的信息熵为:  $H(X) = - \sum_{i=1}^I p_i \ln p_i$ 。当  $p_i = 0$  时,  $p_i \ln p_i = 0$ 。信息熵作为信息量的度量, 可以用来估计系统的信息量。Shannon 熵<sup>[11-14]</sup>具有直接特征提取, 排除特征噪声干扰等优点, 本文中选取 Shannon 熵作为经络检测点心电信号的能量度量。

对于 Shannon 熵, 它的计算公式为:

$$E(s) = - \sum_i s_i^2 \ln(s_i^2) \quad (7)$$

其中  $0 \ln(0) = 0$ ,  $s_i$  是信号  $s$  的标准正交基的系数。对于一个进行小波包分解后的经络检测点心电信号, 它的总能量相当于各子带信号之和。而每个单支信号的能量  $P_i = rs_{ij}^2$ , 根据信息熵理论, Shannon 能量熵的计算公式可以定义为:

$$E_i = - \sum_j P_i \ln P_i \quad (8)$$

根据式(8)分别对重构后的 8 个子频带序列  $rs_i(t)$  ( $i = 0, 1, 2, \dots, 7$ ) 求熵值, 得到特征向量  $E = (E_0, E_1, \dots, E_7)$ 。图 3 显示了经络检测点各子频带熵值典型分布。

通过对经络检测点信号分解重构后 8 个子频带能量熵计算, 发现经络穴位点与非穴位点心电信号的高频子带的熵值都比较小, 区别在于低频子带的熵值, 如图 3 所示, 检测点心

电信号各子频带的熵值在低频子带最大,占信号总能量的大部分。因此为排除实验环境变化影响,首先对每个测试者每个穴位 4 个检测点的 5 次实验心电信号低频子带的熵值进行了比较,比较结果发现每个测试者多次实验得到的穴位点低频熵值都明显大于非穴位点的低频熵值。如图 4 显示了测试者 6 的尺泽穴 5 次实验心电信号熵值第一分量  $E_0$ 。虽然测试时间段不同, $E_0$  有所波动,但是每次实验获得的四个数据中都是尺泽穴处的  $E_0$  最大。其次,为了观察测试个体差异对  $E_0$  的影响,又求取了测试者单个穴位 4 个测试点的 5 次实验心电信号的低频子带能量熵的平均值  $\overline{E_0}$ ,并进行了比较,如图 5 显示了 10 个测试者尺泽穴 5 次实验心电信号  $\overline{E_0}$  的比较结果。通过比较分析发现,尽管个体身体强壮程度存在差异,心电信号低频熵能量值大小不一,但是所有测试者的穴位点熵值都高于非穴位点熵值。如图 5 中尺泽穴穴位点的熵值最大达到 588,最小只有 110,但是 10 个测试者尺泽穴的  $\overline{E_0}$  都无一例外地高于其周围非穴位点的  $\overline{E_0}$ 。因此,Shannon 熵可以作为经络与非经络心电信号的区分特征。

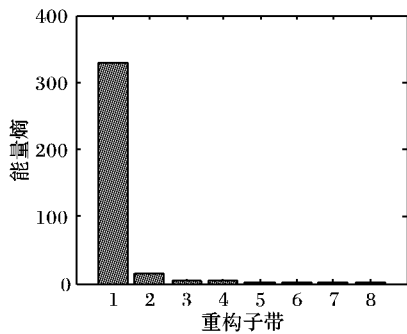


图 3 经络检测点心电信号各子频带熵值

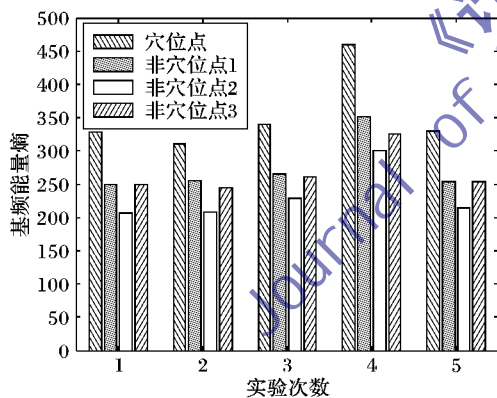


图 4 一个测试者尺泽穴 5 次实验的  $E_0$  对比

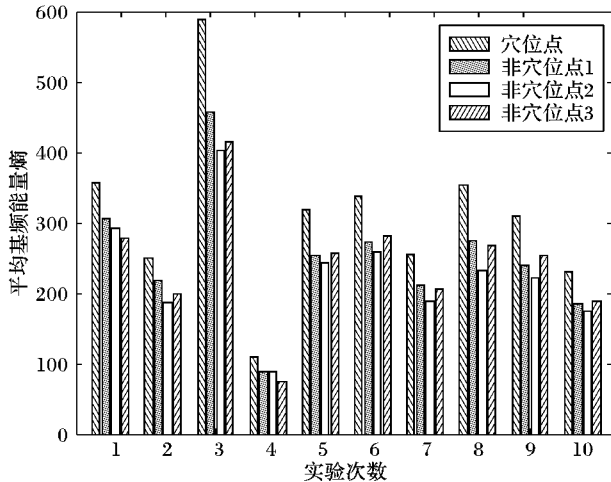


图 5 10 个测试者尺泽穴的平均能量熵  $\overline{E_0}$  对比

### 3.2 经络穴位心电信号的聚类分析

经络心电信号经过小波包分解和重构,并进行熵计算以后,可以发现穴位点和非穴位点心电信号能量熵特征有明显不同。因此,本文将对所测经络检测点数据进行穴位点和非穴位点的聚类划分,以进一步验证穴位点心电信号具有高的熵能量特征。由于实验条件和测试者身体差异,每次经络心电测试数据变化范围有明显不同,为了排除这些因数带来的影响,本文对求得的熵值数据首先进行了单次实验归一化。对数据归一化后的 8 个子带熵值数据变化范围都在  $[0,1]$ 。此外,根据前面分析,各子带熵能量在总能量中的贡献度也不同,因此对归一化后数据再进行加权,而加权因子为各子带能量与总能量之比。熵值数据经过归一化和加权以后的数据作为聚类的初始数据。本文采用最常用的  $K$  均值聚类、模糊  $C$  均值聚类 (Fuzzy C-Means, FCM) 方法对经络穴位点数据和非穴位点数据进行划分,并对聚类结果采用 Rand 指数 (Rand Index, RI) 和改进的 Rand 指数 (Adjusted Rand Index, ARI) 进行评价,聚类结果如表 1 所示。

表 1  $K$ -means 和 FCM 对经络检测点心电信号能量熵聚类结果

穴位	$K$ -means		FCM	
	RI	ARI	RI	ARI
尺泽穴	1.0000	1.0000	0.9900	0.9788
曲泽穴	0.9415	0.8773	0.9467	0.8880
大陵穴	0.8711	0.7341	0.8749	0.7415
太渊穴	0.9510	0.8970	0.9606	0.9170

由于 RI 和 ARI 的值越接近 1,表明聚类结果和实际分类一致性越高。而表 1 中的数据显示,两种方法对穴位点和非穴位点能量熵数据聚类都能达到很好的结果,RI 和 ARI 大部分都在 0.85 以上,而仅有大陵穴数据略微有些低,可能由于人体手腕处穴位点多比较集中,非穴位测试点与其他穴位点邻近而造成的。这说明心电信号能量熵是区分经络穴位点和非穴位点的重要特征。

### 4 结语

本文为提取经络穴位心电信号特征,建立了经络穴位心电信号测试实验,并给出基于小波包分析的经络心电信号熵特征提取方法,通过使用小波包分解和熵特征提取对心电信号进行分析。结果表明穴位点处比非穴位点处心电信号能量熵大,且区别最大的在分解后的低频带上。最后通过聚类分析,验证了心电信号熵能量可以作为划分经络穴位点和非穴位点重要特征。这一发现可以为进一步研究经络电信息传输模型打下基础,并有可能为中医针灸治疗提供一定的科学依据。

#### 参考文献:

- [1] 余延芬, 丛丛会. 国内外穴位电学特性研究的历史及进展评述[J]. 中国针灸, 2010, 30(12): 1047-1050.
- [2] 邓晓辉, 张守康. 经络腧穴电磁特性研究概况[J]. 中国针灸, 2009, 29(8): 633-636.
- [3] QIAO SHAOYU, ZHOU PING. Wavelet and wavelet packet transform analysis in the ECG signals of atrial fibrillation[C]// IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1766-1769.



2.948。三种模型评估对比结果如图3所示。

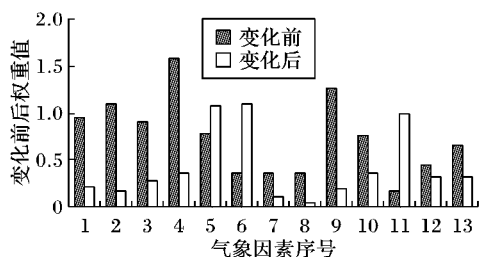


图2 各气象因素变化前后的权重对比值

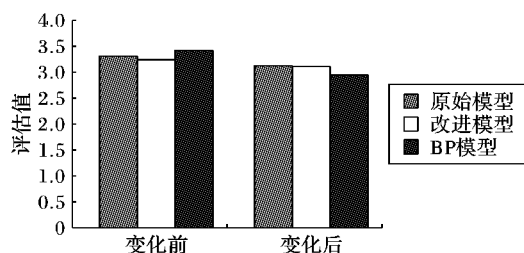


图3 评估结果

### 3.5.2 结果分析

由图2可知,变化前的气象条件中风切变、雷暴、颠簸、风、云的影响较大,而变化后的气象条件中温度、积冰和雨的影响较大。利用原始模型、改进模型和BP模型对两组数据进行分析,所得评估等级基本一致,为严重天气类型,但评估值却存在一定的差异。其原因在于原始模型采用取大取小算子过分突出了极值的作用,对小权重因素有忽略作用,丢掉了一些次要信息,导致评估结果偏大;而BP模型存在误差较大,两次测评或偏大,或偏小,尤其是对实例2评估时,评估结果仅为轻度天气;改进模型既考虑了小权重因素,又避免了较大误差。因此,改进模型的评价结果更为合理,更能反映气象对无人机飞行的实际威胁程度。

## 4 结语

从上述研究结果可以看出,基于威胁强度的多级模糊综合评判方法计算简单,复杂度小,不仅能够克服原始评判方法在权重模型上的缺点,而且减小了BP模型存在的误差,可以客观地反映气象威胁程度,这样评判所得的数据有助于无人

机自主决策和航迹重规划,从而使无人机能及时、有效地回避危险,避免遭受损伤或飞行事故。

### 参考文献:

- [1] 董卓宁, 张汝麟, 陈宗基. 无人机在恶劣条件下的自主决策技术[J]. 航空学报, 2008, 29(增刊): s107-s113.
- [2] NETO A A, MACHARET D, CAMPOS M. On the generation of trajectories for multiple UAVs in environments with obstacles[J]. Journal of Intelligent and Robotic System, 2010, 57(4): 123-141.
- [3] 王俊, 周树道, 叶松, 等. 融合遗传算法与BP神经网络的气象威胁建模与评估[J]. 电光与控制, 2012, 19(3): 74-77.
- [4] KROZEL J. Terminal area guidance incorporating heavy weather[C] // AIAA Guidance Navigation and Control Conference. New Orleans: AIAA, 1997: 413-420.
- [5] KROZEL J. Estimating time of arrival in heavy weather conditions[C] // AIAA Guidance Navigation and Control Conference. New Orleans: AIAA, 1999: 1481-1490.
- [6] 王新增, 慈林林, 李俊山, 等. 恶劣气象条件对无人机飞行航迹的威胁评估[J]. 飞行力学, 2010, 28(5): 84-87.
- [7] 罗宇智, 陈璟. 贝叶斯网络的气象威胁建模及评估方法研究[J]. 计算机仿真, 2008, 25(11): 52-55.
- [8] 朱国涛, 周树道, 吕波, 等. 基于气象威胁的无人机航迹规划方法研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(6): 26-30.
- [9] 朱国涛, 周树道, 叶松, 等. 基于BP神经网络的气象威胁建模和评估方法研究[J]. 电光与控制, 2011, 18(3): 69-71.
- [10] 张征. 环境评价学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2006: 155-191.
- [11] 许雪燕. 模糊综合评价模型的研究及应用[D]. 成都: 西南石油大学, 2011.
- [12] HUANG Q, HANESIAK J, SAVELYEV S, et al. Visibility during blowing snow events over Arctic Sea Ice[J]. Weather and Forecasting, 2008, 23: 741-751.
- [13] KIM K W, KIM Y J. Perceived visibility measurement using the HIS color difference method[J]. Journal of the Korean Physical Society, 2005, 46: 1243-1250.
- [14] 徐浩军, 刘东亮, 孟捷, 等. 基于系统仿真的飞行安全评估理论与方法[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011.
- [15] 李春锦, 文经. 无人机系统的运行管理[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.

(上接第1178页)

- [4] TAN YUN-FU, LEI DU. Study on wavelet transform in the processing for ECG signals[C] // WCSE'09: Proceedings of the 2009 WRI World Congress on Software Engineering. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 515-519.
- [5] KILBY J, GHOLAM HOSSEINI H. Wavelet analysis of surface electromyography signals[C] // Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS. Piscataway: IEEE Service Center, 2005, 1: 384-387.
- [6] EBRAHIMZADEH A, AZARBAD M. ECG compression using wavelet transform and three-level quantization[C] // 2010 6th International Conference on Digital Content, Multimedia Technology and its Applications. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 250-254.
- [7] AVCI E, AKPOLAT Z H. Speech recognition using a wavelet packet adaptive network based fuzzy inference system[J]. Expert Systems with Applications, 2006, 31(3): 495-503.
- [8] 王鹏, 陈民钊. 基于小波包变换的精神疲劳多参数脑电分析[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(30): 144-147.
- [9] 王桂莲, 盖立平. 心电图导联及其电学问题的分析[J]. 医用物理, 2007, 20(3): 390-391.
- [10] YANG XIAO-LI, TANG JING-TIAN. Hilbert-Huang transform and wavelet transform for ECG detection[C] // WiCOM'08: 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. Dalian: IEEE, 2008: 1-4.
- [11] 黄艳秋, 蒲鹏. 基于能量熵对SVM的电路故障诊断[J]. 计算机仿真, 2011, 28(4): 199-202.
- [12] 贾伟宽, 丁世飞. 基于Shannon熵的因子特征提取算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(3): 327-331.
- [13] 赵舒, 沙洪. 基于小波能量熵特征的阻抗胃动力信号识别[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(3): 321-327.
- [14] WANG DENG, MIAO DUOQIAN, XIE CHEN. Best basis-based wavelet packet entropy feature extraction and hierarchical EEG classification for epileptic detection[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11): 14314-14320.