

# 一种基于ECG的多层共轭对称Hadamard特征变换的房颤异常信号分类方法

王凯, 杨枢, 李超  
蚌埠医学院卫生管理学院, 安徽 蚌埠 233030

**【摘要】目的:**对心电图房颤异常信号进行检测和分析,利用多层共轭对称Hadamard特征变换模型,构建房颤异常信号分类系统。**方法:**采用多层共轭对称Hadamard特征变换的房颤识别方法,检测房颤异常信号分类特征。采用基于误差梯度反向传播Levenberg-Marquardt神经网络模型训练测试数据集。构建房颤异常信号分类器,并建立临床诊断分类模型。**结果:**该模型能有效提高特征分类效果,增加算法的收敛速度及计算精度,便于实时分析和诊断房颤异常疾病。**结论:**该模型能够捕获异常房颤信号的疑似波形,评估和分析信号特征,具有较高的系统鲁棒性。

**【关键词】**房颤;心电图;多层共轭对称Hadamard特征变换;Levenberg-Marquardt神经网络

**【中图分类号】**R318

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2019)09-1068-06

## ECG-based multi-level conjugate symmetric Hadamard feature transformation for classification of abnormal signals of atrial fibrillation

WANG Kai, YANG Shu, LI Chao

Department of Health Management, Bengbu Medical College, Bengbu 233030, China

**Abstract: Objective** To detect and analyze the abnormal signals of atrial fibrillation (AF) by multi-level conjugate symmetric Hadamard feature transformation model for establishing a system to classify AF abnormal signals. **Methods** The features for the classification of AF abnormal signals were detected with multi-level conjugate symmetric Hadamard feature transformation. Levenberg-Marquardt neural network model based on error gradient back-propagation was used for the training of test data set. A classifier for the classification of AF abnormal signals was constructed, and finally a classification model used in clinical diagnosis was established. **Results** The proposed model effectively improved the performance of feature classification, increased convergence speed and algorithm accuracy, thereby facilitating the real-time analysis and diagnosis of AF. **Conclusion** The proposed model which has high system robustness can be used to capture suspected waveforms of AF abnormal signals, evaluate and analyze signal features.

**Keywords:** atrial fibrillation; electrocardiogram; multi-level conjugate symmetric Hadamard feature transformation; Levenberg-Marquardt neural network

### 前言

房颤是一种常见的心律失常,临床表现为心律不齐、心跳不规则等,严重的房颤会导致其他器官短暂性缺血,引发心力衰竭等恶性疾病<sup>[1]</sup>。临床上对房颤监测与诊断的主要指标是不平衡心跳间隔以及低

P波的不规则频率。基于心电图(Electrocardiogram, ECG)的检测方法能够监测心脏跳动所产生的电压变化,达到识别ECG形态变化的目的。心脏异常识别是心脏疾病检测的关键一步,在房颤随机发生的情况下,ECG的心拍节律快速变化,基于心跳间隔间隔的检测方法存在精确度不高的缺点,而基于低P波频率监测的方法由于其信号振幅一般偏小,P波监测往往比较困难,故需要长期监测疑似患者的动态心率异常变化活动<sup>[2]</sup>。常规的ECG检测方法无法准确识别房颤的形态学异常,严重影响诊断的时效性与精确性<sup>[3-5]</sup>。故本研究提出一种基于多层共轭对称Hadamard特征变换的房颤识别方法,以心律失常数

**【收稿日期】**2019-03-15

**【基金项目】**蚌埠医学院科技发展基金(BYKF1717)

**【作者简介】**王凯,硕士,讲师,研究方向:心电信号处理、模糊识别,E-mail: wangkai0552@126.com

**【通信作者】**杨枢,硕士,教授,研究方向:数据挖掘,E-mail: yangshu05-52@bbm.edu.cn

数据库 MIT/BIH 为数据来源, 使用多层次共轭对称 Hadamard 变换 (Multi-Level Conjugate Symmetric Hadamard Transform, MLCS-HT) 构建房颤异常 ECG 信号分类装置, 主要包括 ECG 信号预处理模块、特征提取模块以及信号特征分类模块。通过设计实验将分类结果应用于 Levenberg-Marquardt 神经网络 (Levenberg-Marquardt Neural Network, LMNN) 分类器, 结果表明本方法具有较高的准确率和鲁棒性。

### 1 房颤异常信号分类装置主要架构

房颤异常信号分类装置是基于 ECG 的自动心律失常 (心律不规则) 检测模型, 主要架构如图 1 所示。房颤异常信号分类装置通过信号预处理和特征提取技术, 以信号形态学异常分类为依据, 获取随机房颤的心拍信息, 建立 MLCS-HT 备选特征集, 识别能够反映心脏异常房颤信号的 ECG 信号特征, 实现高敏感度及特异性的心拍监测与分类诊断。

### 2 核心功能模块

房颤异常信号分类装置核心功能主要包括: ECG 信号预处理模块、基于 MLCS-HT 的特征提取模块以及

采用反向传播的 LMNN 分类器特征分类模块。ECG 信号预处理模块在信号采集阶段, 使用平滑滤波器对心电图信号进行去噪, 并通过检测 R 峰, 将获得的 ECG 信号分割成不同的心率节拍<sup>[6]</sup>; 在特征提取阶段, 对经过预处理的 ECG 信号进行特征提取, 使用 MLCS-HT 模型对信号特征进行压缩, 采用非正弦正交变换构建特征向量矩阵, 从而提高心率变异性分析的准确度<sup>[7]</sup>; 利用 LMNN, 建立共轭梯度神经网络搜索层次模型, 采用反向神经元传播训练测试数据集, 实现信号复杂非线性关系的优化分类, 识别房颤异常信号。ECG 信号分析系统业务流程图如图 2 所示。

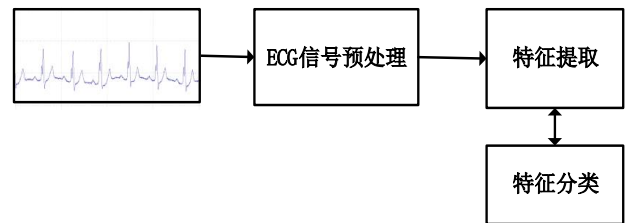


图1 ECG 信号分析系统核心架构  
Fig.1 Core architecture of electrocardiogram (ECG) signal analysis system

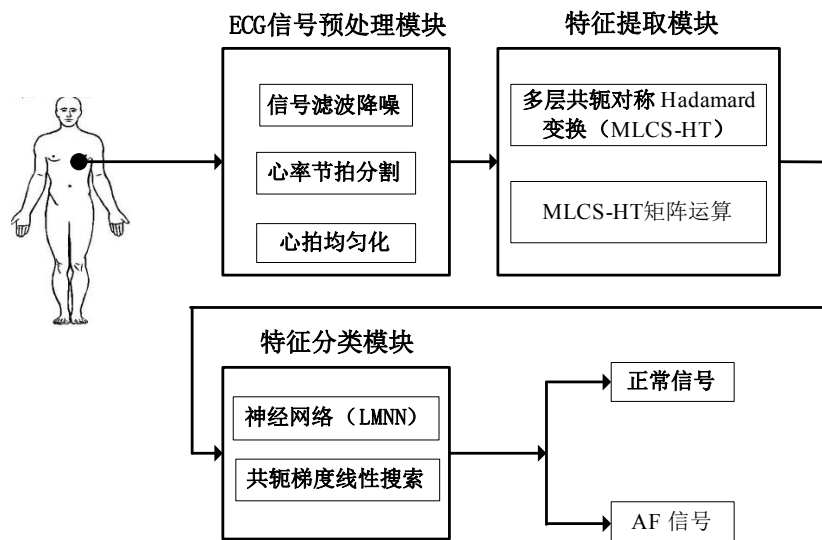


图2 ECG 信号分析系统业务流程图  
Fig.2 Flow chart of ECG signal analysis system

#### 2.1 ECG 信号预处理模块

ECG 信号预处理模块通过降低原始 ECG 信号的信噪比, 归一化处理连续信号波形, 满足 R 峰监测的离散心拍, 同时重新采样, 以便于均匀化心电信号。预处理模块主要由 3 个子模块组成, 分别是信号滤波降噪、连续信号的心拍离散化分割以及非均匀心拍的均匀化处理<sup>[8]</sup>。选取 24 例患者的房颤数据文件和

18 例患者的正常窦性节律文件用于房颤检测。原始 ECG 信号基于 Savitzky-Golay FIR 平滑滤波器, 使用线性最小二乘法, 综合考虑信号组合之间的平方差和, 优化信噪比。为便于检测 R 峰, 将信号分割成不同的心率节拍, 获得非均匀滤波信号<sup>[9]</sup>。采样范围始于 R 峰右边 RR 间隔 2/3 处, 终于 R 峰左边 RR 间隔 1/3 处, MIT-BIH 数据库正常信号的采样率为 128 Hz, 房

颤信号采样率为250 Hz。使用Matlab均匀化分割后的ECG心拍,将其切分成相同的信号单位。

### 2.2 基于MLCS-HT的特征提取模块

2.2.1 共轭对称Hadamard变换 相比于传统的Hadamard变换模型,共轭对称Hadamard函数通过改变信号转换域,使用低复杂度的离散正交变换方法,能够有效减少对系统内存空间的依赖,利于在移动便携式装置中实现矩形波信号的归一化处理<sup>[10]</sup>。

共轭对称Hadamard函数将ECG信号的处理范围扩展到虚数对称矩阵,以具有奇数对称性的正交集Rademacher函数<sup>[11]</sup>为基础,采用自然序列信号波形表示高阶对角矩阵。本研究扩展了Rademacher函数的奇偶数表示功能,在标准化时定义了优化的Rademacher函数(CRF),在周期 $T=1$ 的条件下,函数如式(1)所示:

$$f_{\text{CRF}(0,b)}(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq k < 1/4 \\ i, & 1/4 \leq k < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq k < 3/4 \\ -i, & 3/4 \leq k < 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $k$ 表示Rademacher函数在一个周期内的信号变量; $i$ 为该信号量在此周期内的函数取值。在函数值为 $[1, -1, i, -i]$ 的范围内,归一化后的信号定义函数如式(2)所示:

$$f_{\text{CRF}(0,k+1)}(x) = e^{-\frac{\pi i \cdot \text{sgn}(e^{2\pi i k})}{\sqrt{2}}} \quad (2)$$

通过构造共轭对称Hadamard函数,共轭对称Hadamard方阵在 $n$ 阶、 $M \times M$ 下,任意第 $(i, j)$ 元素与函数的映射关系转换公式如式(3)所示。

$$R_n(i^{\text{th}}, j^{\text{th}}) = f_{\text{CRF}(0,b)}\left(i, \frac{4j+1}{2^{m+2}}\right) \quad (3)$$

其中, $i^{\text{th}}$ 为矩阵的第 $i$ 行,取值范围是 $[0, M-1]$ ;  $j^{\text{th}}$ 为矩阵的第 $j$ 列,取值范围是 $[0, 1, \dots, 2^{M-1}]$ ;  $m$ 表示信号变量的总数。

2.2.2 基于Hadamard变换的信号多层次矩阵 基于Hadamard变换的信号多层次矩阵以式(3)为基础,考虑压缩信号的数据移位特性,矩阵 $H_m$ 的归一化离散表示为式(4):

$$H_m(g, l) = \prod_{r=0}^{m-1} R_m(r, l)^{b_r} \quad (4)$$

其中, $R_m(r, l)$ 表示共轭对称Hadamard方阵的第 $(r^{\text{th}}, l^{\text{th}})$ 个元素, $r$ 的取值范围是 $[0, M-1]$ ;  $b_r$ 表示在第 $r$ 行的二进制数的取值,取值为0或1;  $g$ 是该行元素的二进制位的数量和,定义如式(5)所示:

$$g = b_0 2^0 + b_1 2^1 + \dots + b_{m-1} 2^{m-1} \quad (5)$$

若 $M=8, m=3, H_8(g, l)$ 与二进制数值、 $R_8(r, l)$ 的对应关系如表1所示,数值关系矩阵如式(6)所示,相应

的混合矩阵为式(7)所示:

$$R_8(g, l) = \begin{bmatrix} 1 \\ R_3(0, l) \\ R_3(1, l) \\ R_3(1, l) \times R_3(0, l) \\ R_3(2, l) \\ R_3(2, l) \times R_3(0, l) \\ R_3(2, l) \times R_3(1, l) \\ R_3(2, l) \times R_3(1, l) \times R_3(0, l) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$H_8(g, l) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & i & i & -1 & -1 & -i & -i \\ 1 & i & -1 & -i & 1 & i & -1 & -i \\ 1 & i & -i & -1 & -i & 1 & i & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & i & -i & -1 & 1 & -i & i \\ 1 & -i & -1 & i & 1 & -i & -1 & i \\ 1 & -i & -i & -1 & -1 & i & i & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

表1 基于Hadamard变换的信号多层次矩阵  $H_8(g, l)$ 的二进制数值关系

Tab.1 Binary relationship of multi-level matrix  $H_8(g, l)$  based on Hadamard transform

| 二进制数值 | $H_8(g, l)$                                   |
|-------|---|
| 000   | 1   |
| 001   | $R_3(0, l)$                                   |
| 010   | $R_3(1, l)$                                   |
| 011   | $R_3(1, l) \times R_3(0, l)$                  |
| 100   | $R_3(2, l)$                                   |
| 101   | $R_3(2, l) \times R_3(0, l)$                  |
| 110   | $R_3(2, l) \times R_3(1, l)$                  |
| 111   | $R_3(2, l) \times R_3(1, l) \times R_3(0, l)$ |

MLCS-HT通过改变共轭对称Hadamard方阵的索引顺序,按照升序优先排列矩阵的前1/2的偶数行元素,以递增顺序按行序优先原则排列矩阵的Rademacher函数,同时综合考虑稀疏矩阵的均匀性与计算复杂度,定义双向信号特征排序模型,正向(反向)排序通过比较排序算子 $x_p^i(y_q^j)$ ,表示如式(8)、(9)所示:

$$x_p^i = \frac{1}{N} \sum_{q=0}^{N-1} y_q^j H_m(p, q) \quad (8)$$

$$y_q^j = \sum_{p=0}^{N-1} x_p^i H_m(p, q) \quad (9)$$

其中, $x_p^i$ 表示正向排序算子;  $N$ 表示排序总数;  $p, q$ 分别表示信号矩阵的行数和列数;  $y_q^j$ 表示反向排序算子;  $H_m(p, q)$ 表示第 $m$ 个信号的多层次矩阵。 $H_8(g, l)$ 的双向信号特征排序表示为3个子映射部分,过程分解如图3所示。

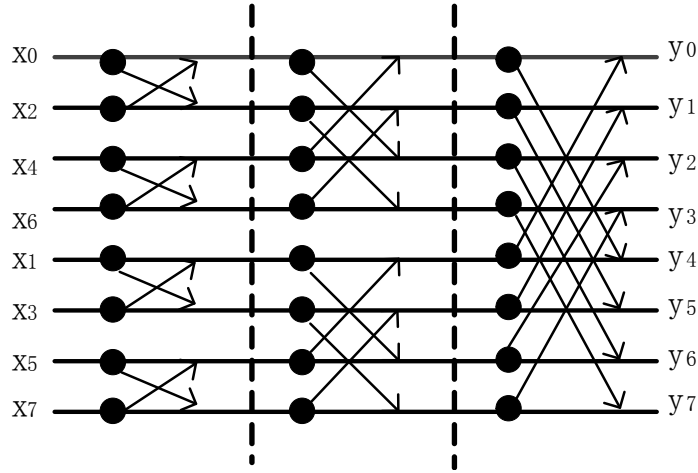


图3 基于 ARM 处理器的信号监控和分析器业务流程图  
Fig.3 Flow chart of signal monitoring and analyzer based on ARM processor

### 2.3 基于LMNN神经网络特征分类模块

采用基于误差梯度反向传播的LMNN模型构建房颤异常信号建模模块,通过神经网络节点间的信号近似二阶导数计算网络误差标准函数,动态调整训练误差权值及阈值向量。LMNN分类网络包括24个输入神经元、10个隐层神经元以及3个输出层神经元<sup>[12-14]</sup>。为提高分类器的系统稳定性和鲁棒性,采用共轭梯度搜索策略方法计算雅各布矩阵和梯度向量,LMNN分类器的核心步骤如图4所示。设置1 000次最小迭代过程,均方误差小于0.001,计算

1 800段ECG信号段,通过设定最小允许误差值进行网络训练及测试。

## 3 实验分析与讨论

### 3.1 评价指标体系

为验证提取的异常ECG信号特征收敛速度与计算精度,采用分类精确度评价房颤分类诊断的性能,涉及灵敏度<sup>[15]</sup>、特异度<sup>[16]</sup>、精确度<sup>[17]</sup>等分指标参数。分类灵敏度评价在所有分类正确的信号中非房颤类别的信号在该类信号中的占比;特异敏感度评价分

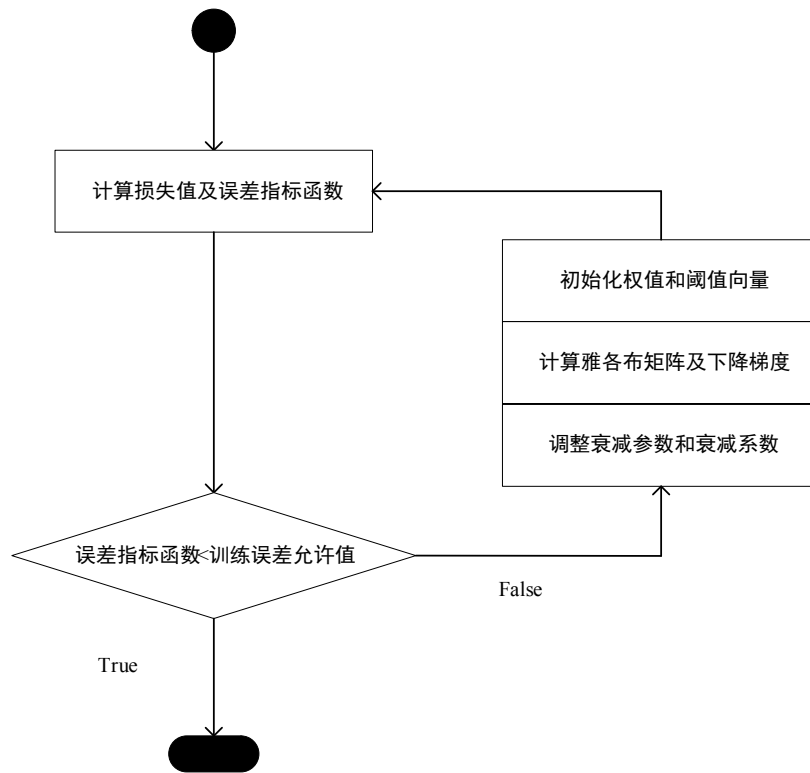


图4 LMNN分类器的核心步骤图  
Fig.4 Core steps of Levenberg-Marquardt neural network (LMNN) classifier



类的准确率,近似估计总体中分类正确信号房颤数据在样本中的比例;分类精确度用于反映所有正确分类ECG信号在整体样本中的比例,相应的公式分别定义如下:

$$ECG_{sensitivity} = \frac{T_{positive}}{T_{negative} + F_{positive}} \times 100\% \quad (10)$$

$$ECG_{specificity} = \frac{T_{negative}}{T_{negative} + F_{positive}} \times 100\% \quad (11)$$

$$ECG_{accuracy} = \frac{T_{positive} + T_{negative}}{T_{positive} + T_{negative} + F_{positive} + F_{negative}} \times 100\% \quad (12)$$

其中,  $T_{positive}$  表示房颤异常信号被正确分类的样本信号数量,即击中率;  $T_{negative}$  表示某类异常信号被错误划分为其他类信号的样本信号数量;  $F_{positive}$  表示正常信号作为正常的信号数量,即虚报率;  $F_{negative}$  表示非正常信号作为房颤的信号数量。

### 3.2 实验结果与讨论

通过在训练模式中应用多层神经网络层次结构来检查网络性能,以确定是否需要调整训练精度或系统规划进行动态调整<sup>[18]</sup>。将信号特征作为LMNN分类器的输入端,完成数据处理与分析,模拟实现信号的预处理、特征提取、分类和图形用户界面编程。为实现最小化样本训练误差与模型复杂度之间的平衡,在训练模式中应用多神经层确定训练迭代的种

群数量<sup>[19-20]</sup>。

实验采用基于Linux的C++编程语言,在MATLAB 7.12.0编程环境中,实验数据选取MIT-BIH数据库中.atr、.dat、.hea这3种文件数据,将信号通过低通滤波器,计算出实际的心电信号值,绘制相应的信号波形。基于MLCS-HT算法模拟实现ECG信号中房颤异常波形的特征分类及特征优化,并将结果作为LMNN分类器的输入端,与文献[19-21]进行对比分析,讨论LMNN分类器条件下实验结果的性能,结果如表2所示。算法的收敛速度与房颤信号的分类精度所对应的受试者工作特征曲线如图5所示。

表2 房颤异常信号监测特征分类对比实验数值

Tab.2 Comparison of atrial fibrillation signal monitoring feature classification

| 方法                    | 特征分类器 | 灵敏度/% | 特异性/% | 精确度/% |
|-----------------------|-------|-------|-------|-------|
| RR 间隔 <sup>[6]</sup>  | LMNN  | 91.4  | 88.7  | 81.6  |
| AR 系数 <sup>[7]</sup>  | LMNN  | 89.5  | 89.1  | 89.9  |
| WTC 特征 <sup>[8]</sup> | LMNN  | 92.6  | 93.1  | 94.2  |
| MLCS-HT               | LMNN  | 98.7  | 96.6  | 97.8  |

MLCS-HT:多层次共轭对称Hadamard变换

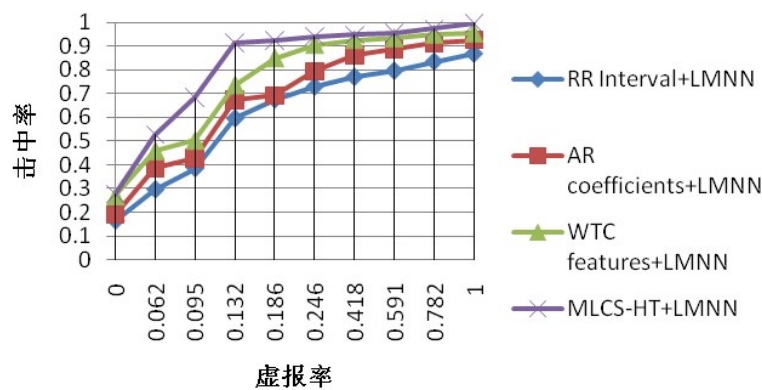


图5 LMNN分类器下的信号分类受试者工作特征曲线图

Fig.5 Receiver operating characteristic curve of signal classification by LMNN classifier

实验结果显示本研究提出的方法在分类精度上数值较高且在受试者工作特征曲线下面积较大,表明敏感性和特异性的临界值均较高,分类诊断准确性较高;同时相比于其他形态特征提取技术,该方法具有较高的算法收敛速度和较低的时间复杂度。

## 4 结论

基于ECG的自动心律失常检测模型能够有效

监测心脏异常房颤信号的ECG信号特征,实现特异性心拍分类与诊断。本研究重点分析ECG信号分析设备中的特征分类与识别,设计并实现了基于的模型架构,通过采用非正弦正交变换构建特征向量矩阵与LMNN,建立共轭梯度神经网络搜索层次模型,提高心率变异性分析的准确度,实现信号复杂非线性关系的优化分类。研究结果表明,该模型具有信号实时处理能力强、房颤信号分类准确等特

点,总体分类识别精确率达97.8%,获得了较好的分类效果。

### 【参考文献】

- [1] LOWRES N, NEUBECK L, SALKELD G, et al. Feasibility and cost-effectiveness of stroke prevention through community screening for atrial fibrillation using iPhone ECG in pharmacies [J]. *Thromb Haemostasis*, 2014, 111(6): 1167-1176.
- [2] PLATONOV P G, CARLSON J, INGEMANSSON M P, et al. Detection of inter-atrial conduction defects with unfiltered signal-averaged P-wave ECG in patients with lone atrial fibrillation [J]. *Europace*, 2000, 2(1): 32-41.
- [3] HAYN D, KOLLMANN A, SCHREIER G. Predicting initiation and termination of atrial fibrillation from the ECG [J]. *Biomed Tech*, 2007, 28(1): 973-1110.
- [4] DA POIAN G, LIU C, BERNARDINI R, et al. Atrial fibrillation detection on compressed sensed ECG [J]. *Physiol Meas*, 2017, 38(7): 1405-1425.
- [5] PADMAVATHI K, KRISHNA K. Myocardial infarction detection using magnitude squared coherence and support vector machine in medical imaging [C]. *Jounieh: Emerging Communication Systems of International Conference on IEEE*, 2014: 382-385.
- [6] LOBYNTSEV V V, DURAKOV D N, USTINOV V S, et al. Experimental-industrial operation of RZhFA-6500 reactors as part of a two-link smoothing filter device [J]. *Russian Electrical Engineering*, 2018, 89(9): 518-524.
- [7] 高兴姣, 李智, 陈珊珊, 等. 基于近邻保持嵌入算法的心律失常心拍分类 [J]. *生物医学工程学杂志*, 2017, 34(1): 1-6.  
GAO X J, LI Z, CHEN S S, et al. Arrhythmia heartbeats classification based on neighborhood preserving embedding algorithm [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2017, 34(1): 1-6.
- [8] KORA P, ANNAVARAPU A, YADLAPALLI P, et al. ECG based atrial fibrillation detection using sequency ordered complex Hadamard transform and hybrid firefly algorithm [J]. *Eng Sci Tech Int J*, 2017, 20(3). <http://dx.doi.org/10.1016/j.jestch.2017.02.002>.
- [9] ANNAVARAPU A, KORA P. ECG-based atrial fibrillation detection using different orderings of conjugate symmetric-complex Hadamard transform [J]. *Int J Cardiovasc Acad*, 2016, 2(3): 151-154.
- [10] KRÄMER M, MOTAAL A G, HERRMANN K H, et al. Cardiac 4D phase-contrast CMR at 9.4T using self-gated ultra-short echo time (UTE) imaging [J]. *J Cardiovasc Magn Reson*, 2017, 19(1): 39.
- [11] JING L, LUO J. Compressed sensing based synthetic transmit aperture for phased array using Hadamard encoded diverging wave transmissions [J]. *IEEE Trans Ultrason Ferr*, 2018, 99: 1-10.
- [12] BOUTSIDIS C, GITTENS A. Improved matrix algorithms via the subsampled randomized Hadamard transform [J]. *Siam J Matrix Anal Appl*, 2013, 34(3): 1301-1340.
- [13] ASFANI D A, MUHAMMAD A K, SYAFARUDDIN, et al. Temporary short circuit detection in induction motor winding using combination of wavelet transform and neural network [J]. *Expert Syst Appl*, 2012, 39(5): 5367-5375.
- [14] PANDEY S N, TAPASWI S, SRIVASTAVA L. On-line security monitoring and analysis using Levenberg-Marquardt algorithm-based neural network [J]. *Int J Intell Syst Tech Appl*, 2009, 6(1/2): 77-88.
- [15] WANG J N, JIN J L, GENG Y, et al. An accurate and efficient method to predict the electronic excitation energies of BODIPY fluorescent dyes [J]. *J Comput Chem*, 2013, 34(7): 566-575.
- [16] SHAO S H, CHE-JUI C. Development of real-time wireless brain computer interface for drowsiness detection [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2010, 34(3): 1080-1083.
- [17] MARTIS R J, ACHARYA U R, MIN L C. ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform [J]. *Biomed Signal Process*, 2013, 8(5): 437-448.
- [18] AUNG A, NG B P, RAHARDJA S. Sequency-ordered complex Hadamard transform: properties, computational complexity and applications [J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2008, 56(8): 3562-3571.
- [19] ZHOU X L, DING H X, UNG B A, et al. Automatic online detection of atrial fibrillation based on symbolic dynamics and Shannon entropy [J]. *Biomed Eng Online*, 2014, 13(18): 1-18.
- [20] PARVARESH S, AYATOLLAHI A. Automatic atrial fibrillation detection using autoregressive modeling [C]. *Liverpool: 2011 International Conference on Biomedical Engineering and Technology*, 2011.
- [21] PADMAVATHI K, RAMAKRISHNA K S. Detection of atrial fibrillation using continuous wavelet transform and wavelet coherence [J]. *Int J Syst Control Commun*, 2015, 6(4): 292-304.

(编辑:谭斯允)