

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2021.12.013

医学信号处理与医学仪器

## 基于EMD与IMF分量统计特性的ECG去噪

卢莉蓉<sup>1</sup>, 牛晓东<sup>2</sup>, 王鉴<sup>3</sup>, 李春燕<sup>4</sup>

1. 长治医学院生物医学工程系, 山西 长治 046000; 2. 长治医学院基础医学部, 山西 长治 046000; 3. 中北大学信息探测与处理山西省重点实验室, 山西 太原 030051; 4. 山西北方机械制造有限公司工艺技术研究所, 山西 太原 030051

**【摘要】**经验模式分解(EMD)域内心电(ECG)信号的去噪,通常为基于QRS特征波经验性识别固有模态函数(IMF)分量并重建ECG信号。由于该方法引入个人误差,因此识别不准确。针对此问题,本文提出利用EMD与IMF分量统计特性对ECG信号进行去噪。本方法首先对含噪ECG信号进行EMD分解得到一系列IMF分量,然后利用IMF分量的统计特性识别IMF分量属性,并采用被识别为ECG信号的IMF分量重建ECG信号。该识别方法基于统计学方法,具有统计学和现实物理意义。将本方法应用于真实ECG信号去噪处理中,结果表明,本方法可有效去除ECG信号基线漂移噪声与肌电干扰噪声,去噪效果优于经验法。

**【关键词】**心电信号;去噪;经验模式分解;固有模态函数分量

**【中图分类号】**R318;TN911.7

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2021)12-1529-06

## ECG signal denoising based on EMD and statistical characteristics of IMF components

LU Lirong<sup>1</sup>, NIU Xiaodong<sup>2</sup>, WANG Jian<sup>3</sup>, LI Chunyan<sup>4</sup>

1. Department of Biomedical Engineering, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China; 2. Department of Basic Medicine, Changzhi Medical College, Changzhi 046000, China; 3. Key Laboratory of Information Detection and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China; 4. Process Technology Research Institute, Shanxi North Machine-Building Co., Ltd, Taiyuan 030051, China

**Abstract:** The denoising of electrocardiogram (ECG) signal in empirical mode decomposition (EMD) domain usually involves the empirical identification of the intrinsic mode function (IMF) component based on QRS characteristic wave and the reconstruction of ECG signal. However, due to the personal errors caused by empirical method, the identification is inaccurate. To solve this problem, EMD and the statistical characteristics of IMF component are used to denoise ECG signal. Herein a series of IMF components are obtained by EMD on noisy ECG signals, and then the properties of IMF components are identified using the statistical characteristics of IMF components, and the IMF components identified as ECG signals are used to reconstruct ECG signals. The proposed identification method is based on statistical method, with statistical and practical significance. The proposed method is applied to real ECG signal denoising, and the results show that the method can effectively remove the baseline drift noise and electromyography interference noise of ECG signal, achieving a denoising effect better than that of empirical method.

**Keywords:** electrocardiogram signal; denoising; empirical mode decomposition; intrinsic mode function component

### 前言

心电图(Electrocardiogram, ECG)是记录心脏的

生物电活动,在临床上广泛用于心血管疾病的诊断。然而,ECG信号属于非线性、非平稳弱电信号,容易被各种噪声污染,严重影响P、QRS、T特征波检测和RR间期识别的正确性,并最终导致心脏疾病的误诊<sup>[1]</sup>。因此,ECG信号去噪对临床诊断的正确性具有重要的意义。ECG信号中的噪声主要包括工频干扰、基线漂移噪声和肌电干扰噪声等<sup>[2-3]</sup>。其中,50 Hz工频干扰可利用陷波器有效地去除;基线漂移噪声的频率一般低于1 Hz,表现为ECG信号偏离正常基线,并呈现缓慢波动的特点;肌电干扰噪声的频谱较

**【收稿日期】**2021-06-09

**【基金项目】**国家自然科学基金(61842103);山西省高等学校科技创新项目(2020L0389)

**【作者简介】**卢莉蓉,副教授,研究方向:生物医学工程,E-mail:llr1982@163.com

**【通信作者】**牛晓东,副教授,研究方向:生物信号处理,E-mail:nxd9703@163.com

宽,频率一般为5 Hz~2 kHz,与ECG信号频谱重叠。一般表现为ECG信号上的高频噪声,使得P、QRS、T特征波局部失真,难以识别<sup>[4-6]</sup>。

针对ECG信号噪声特点,相关文献提出了许多线性和非线性信号处理方法去除ECG信号噪声。这些方法主要包括:数字滤波法、自适应滤波法、小波变换法、经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)法等。数字滤波和自适应滤波具有较强的降噪性能,但由于肌电干扰噪声与ECG信号频谱重叠,在滤除肌电干扰噪声的同时,也会滤除部分ECG信号<sup>[7-9]</sup>。小波变换法是常用的ECG信号去噪方法,但小波变换法是非自适应的,小波函数和阈值的选取对去噪效果有很大的影响<sup>[10-13]</sup>。EMD法是一种新的自适应信号处理方法,克服了小波的缺点,已广泛应用于非线性、非平稳信号的分析<sup>[3,14-15]</sup>。EMD法首先将ECG信号自适应分解为一系列的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,其次识别每一个IMF分量属于信号分量或噪声分量,最后通过采用ECG信号的IMF分量重构ECG信号实现去噪<sup>[14-15]</sup>。然而,现有绝大部分文献采用视觉观察IMF分量是否含有明显QRS特征波,经验性判断IMF分量属于ECG信号分量还是噪声分量,不具有通用性,有很大的主观性,使得ECG信号的去噪结果存在偏差<sup>[16-18]</sup>。

针对EMD方法去除ECG噪声的缺点,本文将利用EMD与IMF分量的统计特性对含有基线漂移噪声与肌电干扰噪声的ECG信号进行去噪处理。本方法首先对含噪ECG信号进行EMD分解得到一系列IMF分量,然后利用噪声IMF分量的统计特性识别出所有噪声IMF分量,则剩余IMF分量即为ECG信号分量,最后采用信号属性IMF分量重构ECG信号。

## 1 方法理论原理

含有基线漂移噪声与肌电干扰噪声的ECG信号经EMD分解,自适应得到频率由高至低一系列IMF分量。IMF分量可分为3种具有不同物理意义的类型:(1)高频噪声IMF分量,一般属于肌电干扰的高频分量;(2)ECG信号IMF分量;(3)低频噪声IMF分量,一般属于基线漂移分量或数据有限长引起的伪IMF分量。

### 1.1 高频噪声IMF分量统计学识别原理方法

对于高频噪声IMF分量,采用文献<sup>[19-20]</sup>给出的统计去噪方法进行去除。其原理简述如下:

首先,EMD分解高斯白噪声等效于一个恒定品质因素的二进滤波器组,分解得到的IMF分量满足:(1)分解得到的第*i*个分量IMFi的平均周期正好是前

一分量IMF(*i*-1)平均周期的两倍;(2)IMF分量的功率谱正态分布,且在功率谱-平均周期(取对数)图上,IMF的功率谱面积相同。基于(1)和(2),得到IMF能量密度与其相应平均周期的对数之和为常数<sup>[19-20]</sup>,即:

$$\lg E_n + \lg \bar{T}_n = \text{常数} \quad (1)$$

其中, $E_i$ 为第*i*个IMF分量的能量密度, $\bar{T}_i$ 为第*i*个IMF分量的平均周期。对于归一化的高斯白噪声序列,式(1)中常数为零,即:

$$\lg E_n + \lg \bar{T}_n = 0 \quad (2)$$

式(2)表示高斯白噪声 $\lg \bar{T}_n$ 与 $\lg E$ 的期望直线。能量密度的扩展函数为<sup>[19-20]</sup>:

$$y = -x \pm k \sqrt{\frac{2}{N}} e^{x/2} \quad (3)$$

其中, $x = \lg \bar{T}$ , $k$ 是由标准正态分布的百分位数确定的常数,对于95%的置信区间, $k=1.645$ 。

对于采集良好的数据,包括ECG信号数据,其IMF1总是噪声,且一般可等效为高斯白噪声分量。因此,可以基于IMF1并采用上述白噪声统计特性估计数据的噪声IMF分量。如果IMF落在以IMF1为基础构造的噪声期望直线的置信区间内,即可判断识别为噪声IMF分量。

### 1.2 低频噪声IMF分量统计学识别原理方法

宽频谱肌电干扰噪声常等效于白噪声,因此,含噪ECG信号的IMF1是肌电干扰高频分量且具有白噪声特点,基于IMF1并利用第1.1节统计方法可以有效地识别肌电干扰的IMF分量。然而,该方法仅对肌电干扰的高频IMF分量,即含噪ECG信号的高频噪声IMF分量有效。低频噪声IMF分量一般由基线漂移、数据有限长引起伪分量等叠加融合构成,其物理属性一般不属于单独的肌电干扰低频分量,因此,第1.1节方法一般不能识别含噪ECG信号的低频噪声IMF分量。

对于低频噪声IMF分量,本文采用IMF统计均值特性进行识别。识别原理如下:EMD分解过程实际为一均值筛选过程。均值筛选过程使得IMF极值定义的上下包络对称,因此,筛选结束后,IMF的均值应为0。然而,由于数据有限长,IMF端点的上下包络只能通过方法近似估计。包络的估计引起端点均值误差,将随筛选次数的增加逐渐传染至IMF内部,最终,导致IMF均值偏离理想0均值。IMF阶数增加,频率减小,局部尺度,特别是端部局部尺度增大导致端部误差增大,因此,IMF均值偏离0均值程度将随IMF阶数增大而增大。低频噪声的IMF分量频率相比ECG信号的IMF频率一般要小的多(基线漂移噪声的典型频率为0.15~0.30 Hz<sup>[2-3]</sup>,ECG信号频率

一般大于1 Hz(60 bpm),其极值定义的局部时间尺度,特别是端部局部时间尺度要远大于ECG信号IMF分量的局部时间尺度,因此,端部估计误差导致的均值误差更大,常表现为IMF分量均值曲线非线性的突变,可以对低频噪声IMF分量进行识别。

### 1.3 基于IMF分量统计特性的ECG去噪方法

基于第1.1节和第1.2节的噪声IMF统计学特性,本文提出基于EMD与IMF分量统计方法的ECG去噪方法,方法步骤如下:(1)含噪ECG经EMD分解为一系列IMF分量;(2)求每一个IMF分量的 $\lg \bar{T}$ 与 $\lg E$ ,并基于IMF1为高频噪声对所有IMF分量进行显著性检验,识别高频噪声IMF分量;(3)对每一个IMF分量进行0均值检验,如果相对低阶IMF分量,存在一个IMF分量明显偏离0均值,则此IMF分量被识别为低频噪声,之后所有IMF分量也被识别为低频噪声;(4)未被步骤(2)、(3)识别的剩余IMF分量即为ECG信号分量,将ECG信号的IMF分量重建即可得到去噪后ECG信号。

### 1.4 评价指标

本文选取信噪比(Signal to Noise, SNR)、均方误差(Mean Square Error, MSE)、自相关系数(Autocorrelation Coefficient, AC)3个评价指标来对本文方法的去噪效果进行评估,如下所示:

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n [x(i) - f'(i)]^2} \quad (4)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [x(i) - f'(i)]^2 \quad (5)$$

$$\text{AC} = \frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})(f'(i) - \bar{f}')}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (f'(i) - \bar{f}')^2}} \quad (6)$$

其中, $x(n)$ 为原ECG信号, $f'(n)$ 为重建ECG信号。SNR越大,MSE越小,代表该去噪方法的去噪效果越好。AC越大,代表重建ECG信号与“干净”ECG信号的偏差越小,去噪方法的去噪效果越好。

## 2 实验及分析

为了验证本方法的有效性,本文选取“MIT-BIH Arrhythmia Database”中104、107、200号ECG信号,分别叠加“MIT-BIH Noise Stress Test Database”中基线漂移噪声信号bw与肌电干扰噪声信号ma形成含噪ECG信号(“MIT-BIH Arrhythmia Database”与“MIT-BIH Noise Stress Test Database”所提供的信号均为实际采集信号)。分别采用本文方法与经验法

对含噪ECG信号进行去噪处理,并对其去噪结果进行比较。本文首先通过对含噪107号ECG信号进行去噪处理来详细说明本方法的去噪过程。

### 2.1 含噪107号ECG信号的去噪实验

107号ECG信号、肌电干扰噪声ma、基线漂移噪声bw与三者叠加形成的含噪107号ECG信号如图1所示。

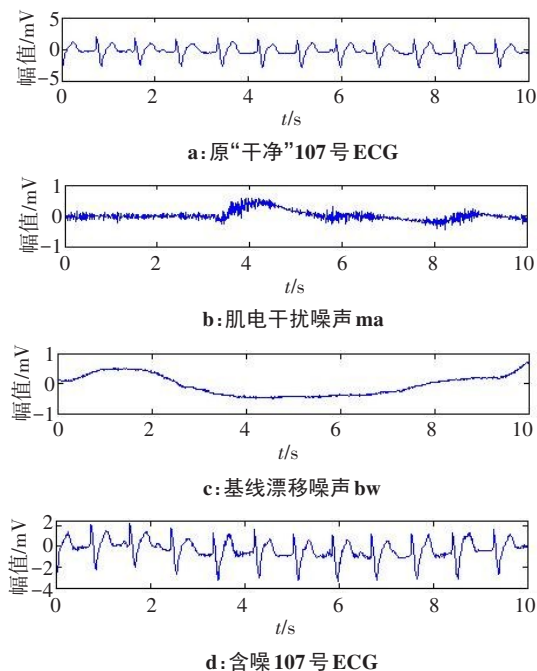


图1 107号ECG、肌电干扰噪声ma、基线漂移噪声bw与含噪107号ECG

Fig.1 No.107 ECG, electromyography interference noise ma, baseline drift noise bw and No.107 ECG with noise

(1)对含噪107号ECG信号进行EMD分解,可得一系列IMF分量,如图2所示。

(2)利用高斯白噪声IMF分量的统计学特性对IMF分量进行显著性检验,识别高频噪声IMF分量。

以IMF1为噪声,并基于式(3)作出IMF分量 $\lg \bar{T}$ 与 $\lg E$ 关系的期望直线,选择95%置信区间[为了便于显示结果,基于大量的数据实验,文献[19]对准则作了适当修改:使用高斯白噪声方差的3倍作为上(下)界,代替式(4)决定的95%置信区间边界],确定上下边界,结果如图3所示。

图3中,红色实线为IMF分量 $\lg \bar{T}$ 与 $\lg E$ 关系的期望直线,蓝色虚线为95%置信区间的上、下边界,黑色星点代表每一个IMF分量的平均周期和相应的能量密度。从图中可以看出IMF1的能量密度位于95%置信区间上下界之间,因此判定IMF1为肌电干扰噪声IMF分量,舍弃。

(3)利用均值检验识别低频噪声IMF分量。所有IMF分量的均值一方差的误差棒图如图4所示。



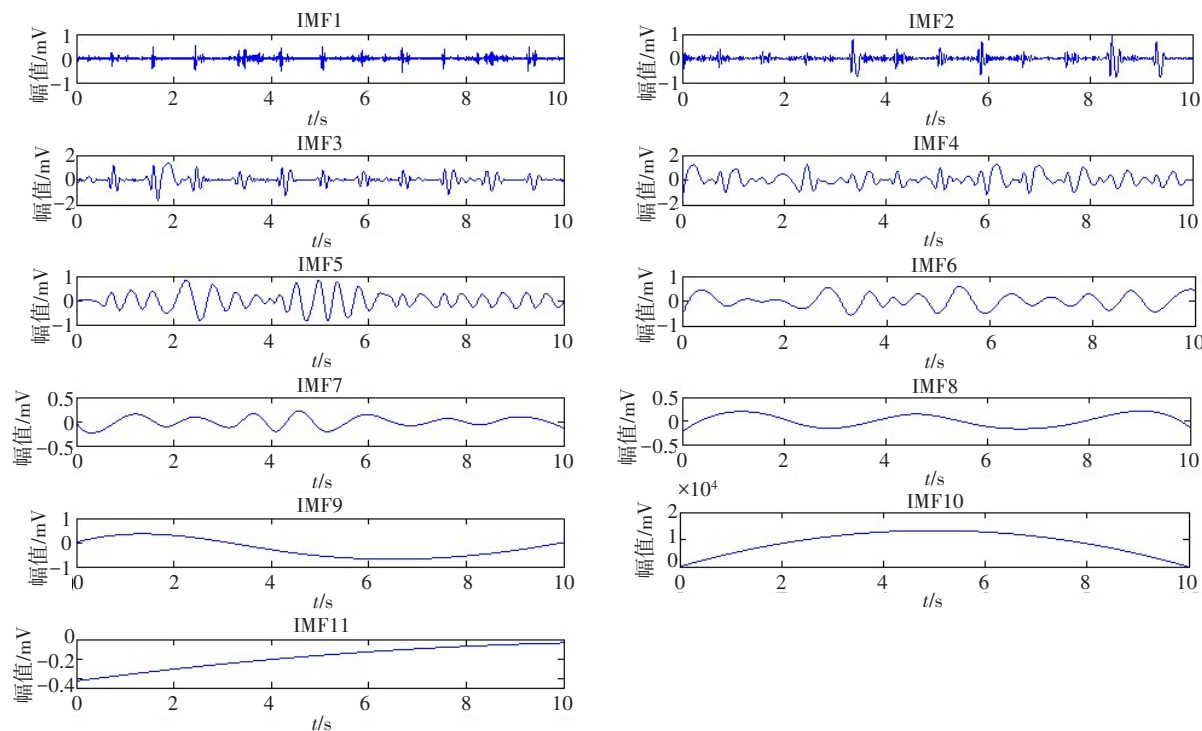


图2 含噪107号ECG信号经过EMD得到的IMF分量  
Fig.2 IMF components generated by No.107 ECG with noise after EMD

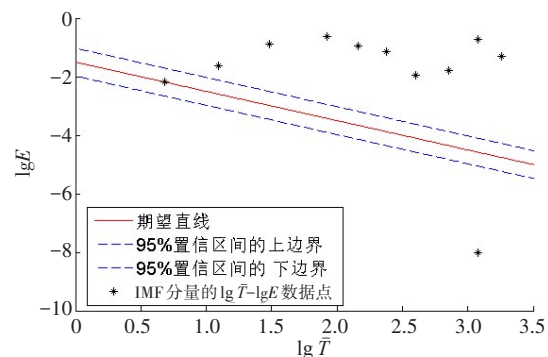


图3 IMF分量的显著性检验  
Fig.3 Significance test of IMF components

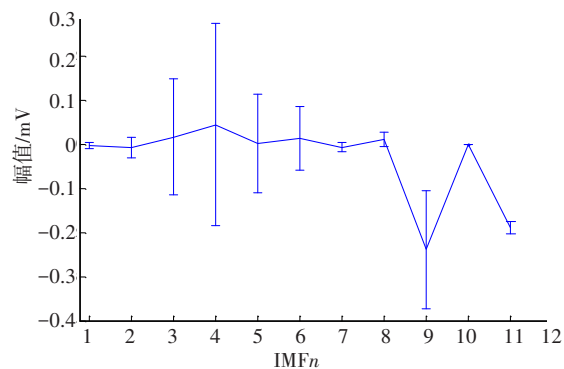


图4 IMF2-IMF11的误差棒图  
Fig.4 Error bar chart of IMF2-IMF11

从图4可以看出,数据端点均值误差导致IMF2-IMF8分量的均值在0均值周围微小波动,IMF9分量

均值作为一个奇异点使得IMF均值曲线出现突变,根据第1.2节判定IMF9为低频噪声IMF分量与ECG信号IMF分量的分界。即IMF2-IMF8分量为信号IMF分量,IMF9-IMF11为低频噪声IMF分量。

(4)剩余IMF分量重构得到107号ECG信号。第(2)步识别IMF1为高频噪声IMF分量,第(3)步识别IMF9-IMF11为低频噪声IMF分量,则剩余IMF2-IMF8分量为ECG信号IMF分量。IMF2-IMF8分量重构107号ECG信号结果如图5所示。

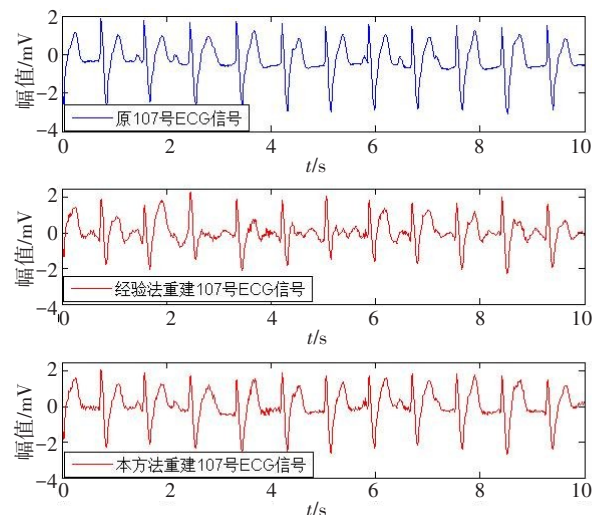


图5 两种方法重构107号ECG与原107号ECG对比图  
Fig.5 Comparison of No.107 ECG reconstructed by two methods and original No.107 ECG

2.2 实验结果分析

为了验证本方法的有效性,采用基于QRS特征波通过视觉观察经验性对107号ECG信号去噪,“经验法”识别为:IMF1-IMF4包含明显QRS特征波,为信号IMF分量,因此采用IMF1-IMF4分量重构107号ECG信号。两种方法重构107号ECG信号与原107号ECG信号对比图如图5所示。

从图5可以看出,利用经验法重构的107号ECG有效去除基线漂移噪声与肌电干扰噪声,但导致明显畸变,特别是特征波幅值的严重畸变。本方法有效去除了基线漂移噪声与肌电干扰噪声,同时重构107号ECG很好保留了原ECG信号的特征波。

表1 不同信号两种去噪方法的指标对比  
Tab.1 Comparison of two denoising methods for different signals

去噪方法	104号ECG			107号ECG			200号ECG		
	SNR/dB	MSE/mV <sup>2</sup>	AC	SNR/dB	MSE/mV <sup>2</sup>	AC	SNR/dB	MSE/mV <sup>2</sup>	AC
经验法	1.285 6	0.098 9	0.680 7	4.874 8	0.273 7	0.895 4	3.054 8	0.107 1	0.768 2
本方法	2.936 9	0.067 6	0.924 1	6.995 1	0.168 0	0.983 1	7.410 8	0.039 3	0.964 7

3 结 论

针对现有ECG信号去噪方法的不足,本文提出基于EMD与IMF分量统计特性的ECG去噪方法。本文方法首先对含噪ECG信号进行EMD分解得到一系列IMF分量,然后利用IMF分量的统计特性确定每个IMF分量的物理意义,即确定IMF分量属于信号分量还是噪声分量,最后将信号IMF分量重构得到去噪后ECG信号。实验选取了“MIT-BIH Arrhythmia Database”中的104、107、200号ECG信号,分别叠加“MIT-BIH Noise Stress Test Database”中的基线漂移噪声信号bw与肌电干扰噪声信号ma形成含噪ECG信号,并分别采用本方法与经验法对含噪ECG信号进行去噪处理。通过对两种方法的去噪结果图和去噪后ECG信号SNR、MSE、AC的对比发现,本文提出的基于EMD与IMF分量统计特性的ECG去噪方法的去噪效果要优于经验法去噪。本文实验是将本方法应用于“MIT-BIH Arrhythmia Database”中真实的ECG信号中,下一步将研究其在临床ECG信号去噪中的适用性。

【参考文献】

[1] 张家玥. 基于时频分析的心电信号处理方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.  
ZHANG J Y. Research on ECG signal processing method based on time-frequency analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.

[2] BERKAYA S K, UYSAL A K, GUNAL E S, et al. A survey on ECG analysis[J]. Biomed Signal Proces, 2018, 43: 216-235.

除107号ECG信号,实验又选取104与200号ECG信号,分别叠加基线漂移噪声信号bw与肌电干扰噪声信号ma形成含噪ECG信号,并采用本方法与经验法对含噪ECG信号去噪处理,去噪结果如表1所示。

表1列出了含噪104号、107号、200号ECG信号分别采取经验法与本方法去噪所得ECG信号的SNR、MSE、AC。从表1可以看出,相比较经验法,采取本方法去噪后的SNR增大,MSE减小,AC增大。可知本文提出的基于EMD与IMF分量统计特性的ECG去噪方法的去噪效果要优于经验法去噪。

[3] 卢莉蓉,王鉴,牛晓东,等. 基于心动周期和经验模式分解的心电信号去噪处理[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(4): 702-710.  
LU L R, WANG J, NIU X D, et al. Electrocardiogram signal denoising based on cardiac cycle and empirical mode decomposition [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2020, 35(4): 702-710.

[4] KHITER A, MITICHE A A, MITICHE L. Muscle noise cancellation from ECG signal using self correcting leaky normalized least mean square adaptive filter under varied step size and leakage coefficient[J]. Trait Signal, 2020, 37(2): 263-269.

[5] 牛晓东,卢莉蓉,王鉴,等. 基于改进经验模态分解域内心动物理特征识别模式分量的心电信号重建[J]. 物理学报, 2021, 70(3): 311-319.  
NIU X D, LU L R, WANG J, et al. ECG signal reconstruction based on mode component identification by heartbeat physical feature in an improved empirical mode decomposition domain[J]. Acta Physica Sinica, 2021, 70(3): 311-319.

[6] 卢莉蓉,王鉴,牛晓东. 基于VMD和小波阈值的ECG肌电干扰去噪处理[J]. 传感技术学报, 2020, 33(6): 867-873.  
LU L R, WANG J, NIU X D. Denoising processing of ECG signal myoelectricity interference based on VMD and wavelet threshold [J]. Journal of Transduction Technology, 2020, 33(6): 867-873.

[7] 黄艺格. 基于小波理论的心电特征提取算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.  
HUANG Y G. Research on ECG feature extraction algorithm based on Wavelet theory[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.

[8] YAN J Y, LU Y, LIU J, et al. Self-adaptive model-based ECG denoising using features extracted by mean shift algorithm [J]. Biomed Signal Proces, 2010, 5(2): 103-113.

[9] POUNGPONSRI S, YU X H. An adaptive filtering approach for electrocardiogram (ECG) signal noise reduction using neural networks[J]. Neurocomputing, 2013, 117: 206-213.

[10] 彭荣辉,赵治栋,张烨菲. EWT算法在单导联心电信号去噪中的研究[J]. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2019, 39(5): 13-18.  
PENG R H, ZHAO Z D, ZHANG Y F. Study of EWT algorithm in single-lead ECG signal denoising [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University (Natural Sciences), 2019, 39(5): 13-18.

[11] B'CHARRI O E, LATIF R, ELMANSOURI K, et al. ECG signal

- performance de-noising assessment based on threshold tuning of dual-tree wavelet transform[J]. Biomed Eng Online, 2017, 16(1): 1-18.
- [12] 朱荣亮, 陶晋宜. 基于改进小波阈值去噪算法的心电信号处理及仿真[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(5): 143-150.
- ZHU R L, TAO J Y. ECG signal processing and simulation based on improved wavelet threshold denoising algorithm [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(5): 143-150.
- [13] ZHANG X, LI J, XING J, et al. A particle swarm optimization technique-based parametric wavelet thresholding Function for signal denoising[J]. Circ Syst Signal Pr, 2017, 36(1): 247-269.
- [14] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2015: 393.
- HU G S. Modern signal processing course [M]. 2<sup>nd</sup> ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2015: 393.
- [15] HAN G, LIN B, XU Z. Electrocardiogram signal denoising based on empirical mode decomposition technique: an overview [J]. J Instrum, 2017, 12(3): P03010.
- [16] 彭荣辉. 单导联心电信号预处理研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2019.
- PENG R H. Research of personal identification algorithm based on the analysis of finger ECG signal [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2019.
- [17] 王锐峰. 基于EMD分解的心电信号特征点检测和QTc分析[D]. 深圳: 深圳大学, 2018.
- WANG R F. ECG signal feature detection and QTc analysis based on empirical mode decomposition [D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2018.
- [18] 王晓花, 徐学军, 何秋娅. 一种ECG信号肌电干扰去除方法的研究[J]. 智能计算机与应用, 2015, 5(1): 59-62.
- WANG X H, XU X J, HE Q Y. A study of ECG signal myoelectricity interference removal method [J]. Intelligent Computer and Application, 2015, 5(1): 59-62.
- [19] WU Z H, HUANG N E, LONG S R, et al. On the trend, detrending, and variability of nonlinear and nonstationary time series[J]. Proc Natl Acad Sci U S A, 2007, 104(38): 14889-14894.
- [20] WU Z H, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method[J]. P Roy Soc A-Math Phy, 2004, 460(2046): 1597-1611.

(编辑: 陈丽霞)