

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107577

改进 EWT 算法的心电信号去噪研究*

耿读艳 赵宁 庞耕 秦兆旭 高泽宇

(河北工业大学 电气工程学院 天津 300130)

摘要: 心电图对诊断心律失常具有重要意义,但心电信号易受各种噪声的干扰,噪声会改变心电信号的形态,影响心律失常的准确诊断。提出了一种改进经验小波变换的心电信号去噪算法,根据心电信号的频域特点,改进了经验小波变换中频谱的划分方法,并通过计算过零率和相关系数去除噪声相关的经验模态函数,使用小波阈值法去除剩余分量的残留噪声。实验结果显示,基线漂移和肌电干扰得到有效滤除,降噪后信号的信噪比为 17.738 2 dB,均方根误差为 0.020 3,优于其他常用方法。改进的经验小波变换算法降噪效果明显,能够有效还原原始心电信号特征。

关键词: 心电信号;经验小波变换;相关系数;去噪

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Research on denoising of ECG signals based on improved EWT algorithm

Geng Duyan Zhao Ning Pang Geng Qin Zhaoxu Gao Zeyu

(College of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: ECG plays an important role in the diagnosis of arrhythmia, but ECG signal is easily disturbed by various noises, which will change the shape of the signal and affect the accurate diagnosis of arrhythmia. This paper proposed an improved empirical wavelet transform denoising algorithm of ECG signals, divide the spectrum according to the frequency domain characteristics of ECG signal, and get rid of the noise by calculating the zero rate and the correlation coefficient of empirical mode functions, use wavelet threshold method to remove the residual noise. The experimental results show that the baseline drift and EMG interference are effectively filtered. SNR of the denoised signal is 17.738 2 dB and RMSE is 0.020 3, which is better than other common methods. The improved empirical wavelet transform algorithm has obvious noise reduction effect and can effectively restore the original ECG signal features.

Keywords: ECG; empirical wavelet transform; correlation coefficient; denoising

0 引言

心电图(electrocardiogram, ECG)是反映心脏活动的电生理信号,对心律失常疾病的监测和诊断具有重要意义。异常的心脏活动引起心动周期中生物电的变化,表现在 ECG 信号的形态学特征上^[1],为了准确地诊断心律失常,必须尽可能地保留 ECG 信号的真实形态。ECG 信号是微弱的电信号,在采集中常常受到各种噪声的干扰,噪声会改变 ECG 信号的形态,甚至淹没心脏活动的重要信息,导致错误的诊断结果^[2]。因此,消除 ECG 信号中的噪声对心律失常的准确诊断至关重要。

目前,常用的 ECG 信号降噪方法有小波变换法^[3-4]、神经网络^[5-6]和基于信号自适应分解的方法,如基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的去噪方

法^[7-10]、信号平滑分解法^[11]等。基于小波变换的降噪方法,对 ECG 信号有很好地表现,但小波基的选择和分解层数对去噪结果有很大影响,应用小波变化去噪有一定的局限性。神经网络相关的去噪方法需要大量数据训练去噪模型,在缺乏足够数据的情况下,模型的泛化能力较差。黄锲提出了 EMD 来分析非线性复杂信号,EMD 是一种自适应的降噪方法,该方法将信号分解为多个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF),并通过对 IMF 进行分析、处理、重构,最终实现信号的降噪^[12]。但 EMD 缺乏数学理论支撑,而且由于分解信号时产生的端点效应和模态混叠导致重构后的信号仍含有噪声。集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)通过向信号添加白噪声改善了模态混叠现象^[13],但集合数量的增加使信号分解的计算量大大提高,白噪声的接入也增加了信号的重构

收稿日期:2021-08-13

* 基金项目:国家自然科学基金(51877067)项目资助

误差^[14]。Gilles^[15]结合小波变换的严谨性和 EMD 的自适应能力,提出了经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)的方法,该方法首先对信号进行快速傅里叶变换,根据信号的傅里叶频谱自适应分割计算边界,基于计算边界通过小波滤波器组提取经验模态函数(empirical mode function, EMF)以实现信号的分解。刘春等^[16]应用 EWT 实现了对 ECG 信号中基线漂移、电力线干扰等噪声的滤除, EWT 通过对频谱分割进而实现对信号的分解,但肌电干扰噪声覆盖 ECG 信号的大部分频域,导致传统 EWT 方法对肌电干扰的去噪效果不好。彭荣辉等^[17]将 ECG 信号分解得到的 EMF 通过小波阈值法降噪,提升了 EWT 算法的去噪能力,但主要成分是基线漂移分量的低频 EMF 和噪声干扰的高频 EMF 并没有在重构中被去除,导致重构信号仍有过多噪声。

基于上述背景,本文提出了一种改进的 EWT 算法去除 ECG 信号中的噪声,结合 ECG 信号的频谱特点改进了 EWT 算法在频域的自适应划分方法,并通过计算过零率和相关系数筛选代表基线漂移和高频噪声的 EMF,并对剩余 EMF 进行小波阈值法去噪。通过仿真实验和实际采集信号实验,本文提出的方法有较快的硬件运行速度,降噪后信

号有较高的信噪比和较低的均方根误差,该算法能够较好地实现对 ECG 信号噪声的有效滤除。

1 方 法

1.1 经验小波变换

1) 频谱区间划分

对信号进行快速傅里叶变化,并依据香农准则将频率规范化为 $[0, \pi]$,假定信号的傅里叶频谱被划分为 N 个片段,除去 0 和 π 两个边界,需要 $N-1$ 条分界线,设 ω_n 为分界线所在的位置,当 n 取 $[0, N]$ 时,第 n 个频谱区间为 $[\omega_{n-1}, \omega_n]$, $\omega_0=0, \omega_N=\pi$ 。通过如下方法自适应划分频谱,寻找信号傅里叶频谱中所有的极大值点,将极大值点按幅值大小依次排序,取前 N 个极大值点寻找其相邻极大值点中的极小值点,将该极小值点作为频谱划分的分界线 ω_n 。

2) 经验小波尺度函数和经验小波函数

依据 littlewood-paley 和 meyer 的小波构造理论在每个被分割的频谱区间定义经验小波尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 如式(1)、(2)所示。

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & (1+\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1-\gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_{n+1})\right)\right], & (1-\gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1-\gamma)\omega_n)\right)\right], & (1-\gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1+\gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $2\gamma\omega_n$ 是过渡相宽的长度($0 < \gamma < 1$), $\beta(x)$ 是满足式(3)的任意函数,文中取式(4)。

$$\beta(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 1 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}, \beta(x) + \beta(1-x) = 1, \forall x \in [0, 1] \quad (3)$$

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3) \quad (4)$$

3) 经验小波的分解与重构

同传统小波变换相似,待测信号与经验小波函数和经验小波尺度函数分别做内积得出细节系数 $W_f^s(n, t)$ 和近似系数 $W_f^s(0, t)$ 如式(5)、(6)所示。

$$W_f^s(n, t) = \langle f, \psi_n \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau-t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \hat{\psi}_n(\omega))^\vee \quad (5)$$

$$W_f^s(0, t) = \langle f, \phi_1 \rangle = \int f(\tau) \overline{\phi_1(\tau-t)} d\tau = (\hat{f}(\omega) \hat{\phi}_1(\omega))^\vee \quad (6)$$

式中:上标 \wedge, \vee 分别代表傅里叶变换和逆变换。

根据经验小波变换的重构理论对信号进行重构,重构

公式如式(7)所示。

$$f(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^s(n, t) * \psi_n(t) = (\hat{W}_f^s(0, t) \hat{\phi}_1(t) + \sum_{n=1}^N \hat{W}_f^s(n, t) \hat{\psi}_n(t))^\vee \quad (7)$$

式中: $*$ 代表卷积运算。

由重构公式可以得出,信号被分解为 N 个 EMF,如式(8)、(9)所示。

$$f_0(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) \quad (8)$$

$$f_k(t) = W_f^s(k, t) * \psi_k(t) \quad (9)$$

式中: $k=1, 2, \dots, N-1$ 。

1.2 改进的经验小波变换去噪算法

ECG 信号是一种生物电信号,具有非线性非平稳、频率分布范围广的特征,信号的傅里叶频谱低频部分幅值高,变化大。EWT 原有的频谱分割方法主要将 ECG 信号的低频部分进行划分而忽略了高频部分,并不能很好地适应 ECG 信号的去噪需求。本文提出了一种改进的 EWT 频谱分割方法。首先假定划分为 N 个片段,寻找 ECG 信号傅里叶频

谱的所有最大值,以相邻的最大值之间的最小值为分界点 ω_n ,以阈值 Th_n 限制分界点的选择,最终得到 $N-1$ 条分界线。阈值 Th_n 的计算公式如式(10)、(11)所示。

$$Th_n = a \times k^{n-1} \tag{10}$$

$$\omega_n - \omega_{n-1} \geq Th_n \tag{11}$$

式中:阈值系数 a, k 由实验得到。

通过经验小波滤波器组将信号分解为 N 个 EMF,计算过零率,去除过零率低于给定数值的代表基线漂移的低频 EMF。过零率的计算如式(12)、(13)所示。

$$Z_n = \frac{1}{2} \sum_{m=2}^M |Sgn[emf_n(m)] - Sgn[emf_n(m-1)]| \tag{12}$$

$$Sgn(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \tag{13}$$

式中: emf_n 为第 n 个 EMF, M 为 EMF 的长度。

如式(14)计算剩余 EMF 与原信号的相关系数,舍去相关系数小的高频 EMF,剩余的 EMF 即 ECG 信号的真实成分。

$$R(f, emf_n) = \frac{\sum_{t=1}^M [f(t) - \bar{f}][emf_n(t) - \overline{emf_n}]}{\sqrt{\sum_{t=1}^M [f(t) - \bar{f}]^2} \sqrt{\sum_{t=1}^M [emf_n(t) - \overline{emf_n}]^2}} \tag{14}$$

式中: f 为原信号, M 为信号的采样点数量。

而如肌电干扰等噪声与 ECG 信号在频率上存在广泛重叠,所以保留的 EMF 仍含有噪声,对每个 EMF 通过小波阈值法去噪,结合 EWT 在频域的自适应划分和高分辨率特点和小波阈值法对非线性非平稳信号良好的去噪能力实现噪声的滤除,小波基通过实验选择降噪效果较好的 sym8,分解层数设为 6 层。去噪过程如图 1 所示,将噪声中的基线漂移分量和高频分量去除,并对剩余分量去噪后重构,在全频域上实现噪声的去除。

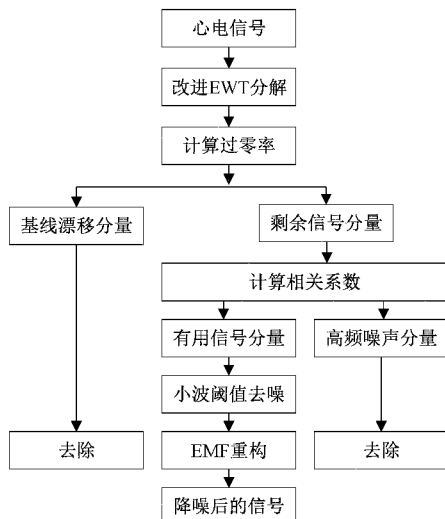


图 1 改进 EWT 去噪流程

2 仿真实验

ECG 信号使用 MIT-BIH 心律失常数据库 106 号记录,该记录噪声较少,可以模拟纯净信号,信号采样频率为 360 Hz,取 1 800 个采样点即 5 s 时间数据。高斯白噪声有在频谱上均匀分布的特点,而肌电噪声相对于原信号能量较小,利用 20 dB 高斯白噪声模拟肌电噪声。基线漂移是由低频噪声组成的信号分量,使用 0.3 Hz 的正弦信号模拟基线漂移。在 106 号记录中添加上述噪声,并通过本文提出的方法进行去噪,仿真结果如图 2 所示。

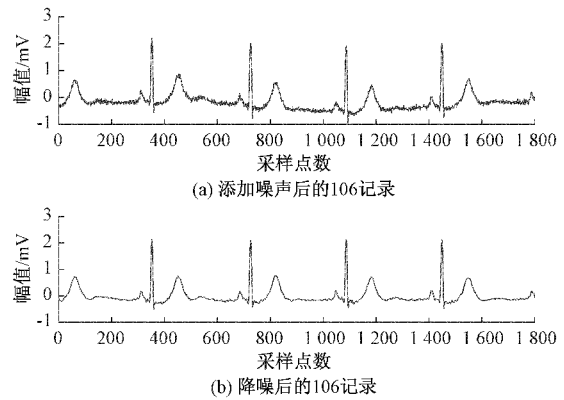
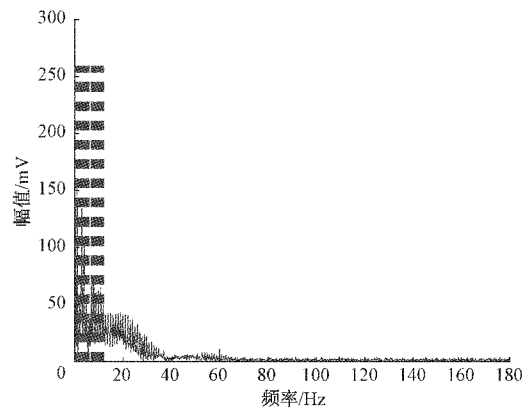


图 2 106 号心电图记录

使用原始 EWT 算法对信号频谱进行分割,如图 3 所示。在图 3(a)中,可以看到未经改进的 EWT 每个分割频段的频率范围非常小,这是由于心电信号在低频频谱分布广,EWT 算法一方面对 ECG 信号的低频部分进行了过度的划分,一方面又忽略了其他部分。而改进后的 EWT 算法兼顾了低频和高频,如图 3(b)所示,对全频域进行了划分,同时考虑到 ECG 信号的主要成分在低频部分,通过逐渐增大的阈值,实现从低频到高频由细到粗的划分方式,经过多次试验并兼顾运算速度,在阈值选择上将 a 设为 0.978, k 设为 1.2,分界点数量 N 设为 11。

计算 EMF 的过零率和与原信号的相关系数,相关系数计算结果如图 4 所示。EMF1 过零率明显低于其他分



(a) EWT 算法频谱划分

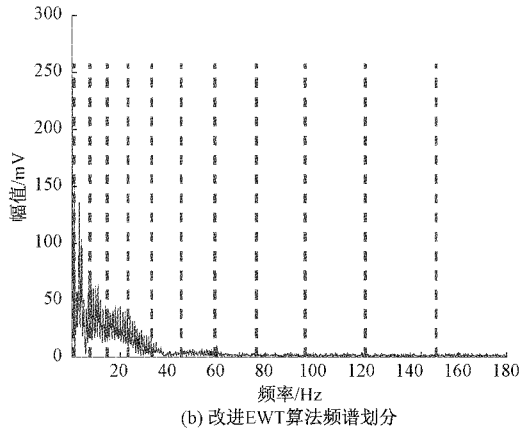


图 3 EWT 频谱划分

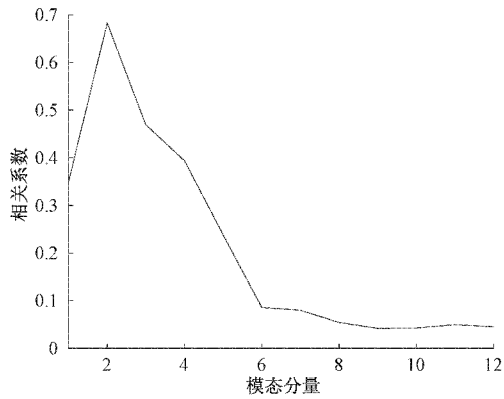


图 4 相关系数曲线

量,编号靠前的分量相关系数更高,说明信号的中低频率包含了大部分的能量。

图 5 为分解得到的 EMF 分量,以 EMF1 为基线漂移噪声,以相关系数 0.05 为阈值去除高频噪声分量 EMF9、10、11、12,将剩余 EMF 使用小波阈值去噪并将信号重构。可以看出重构信号滤除了基线漂移和肌电干扰噪声,同时很好地保留了信号的原始形态,信号损失较小。

3 实验分析

为实验本文提出的改进 EWT 算法的去噪能力,使用不同去噪方法对仿真信号和实际采集信号进行去噪实验并对比实验结果。

3.1 仿真实验分析

使用的信号为 MIT-BIH 心律失常数据库 100 号记录,如图 6 所示。图 6(a)所示记录为不加处理的 100 号记录,仍有少量噪声。使用本文方法对该信号进行降噪处理,结果如图 6(b)所示,可以看到经本文方法降噪后的信号几乎不含噪声,将降噪后的 100 号信号作为原信号,对其添加 0.2 mV 幅值、0.3Hz 频率的正弦信号模拟基线漂移和 20 dB 高斯白噪声模拟肌电干扰,图 6(c)为添加噪声后的信号。使用小波阈值法、EMD 算法、EEMD 算法和本

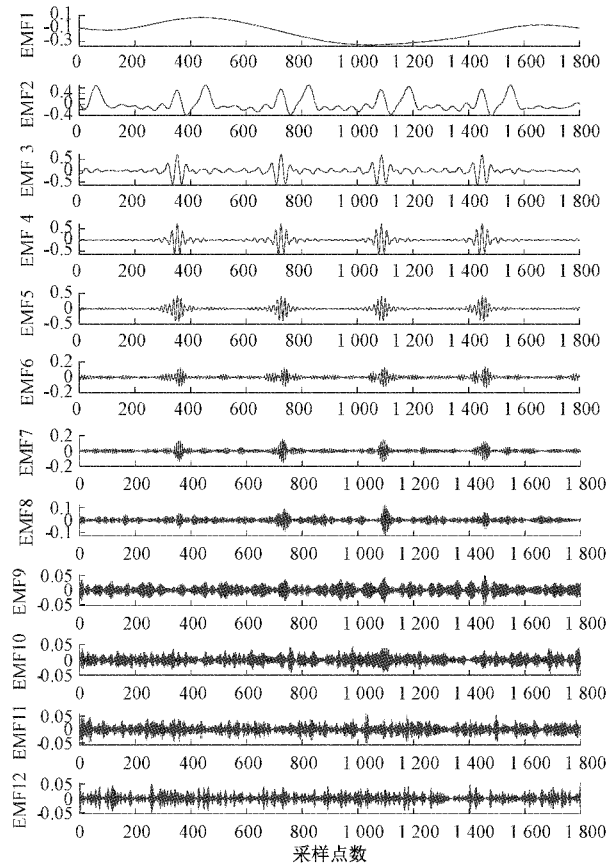


图 5 EMF 分量

文提出的改进 EWT 去噪方法分别对加噪信号去噪,EMD 算法和 EEMD 算法去噪流程和本文提出算法相似,通过计算过零率和相关系数去除部分噪声分量,并将剩余分量通过小波阈值法去噪后重构。不同算法的去噪结果如图 7 所示。

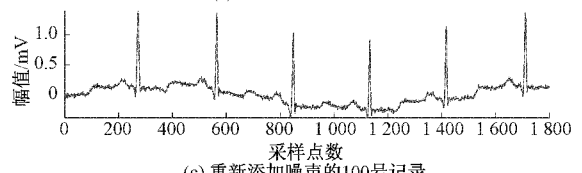
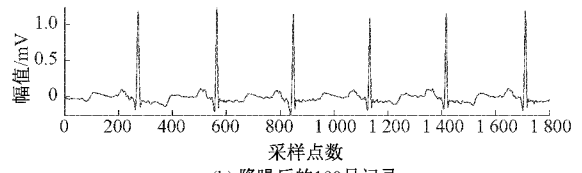
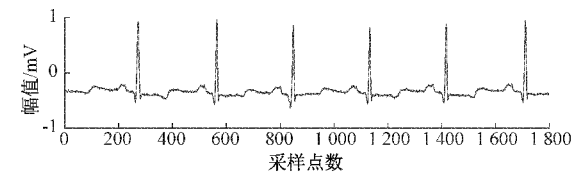


图 6 100 号心电图记录

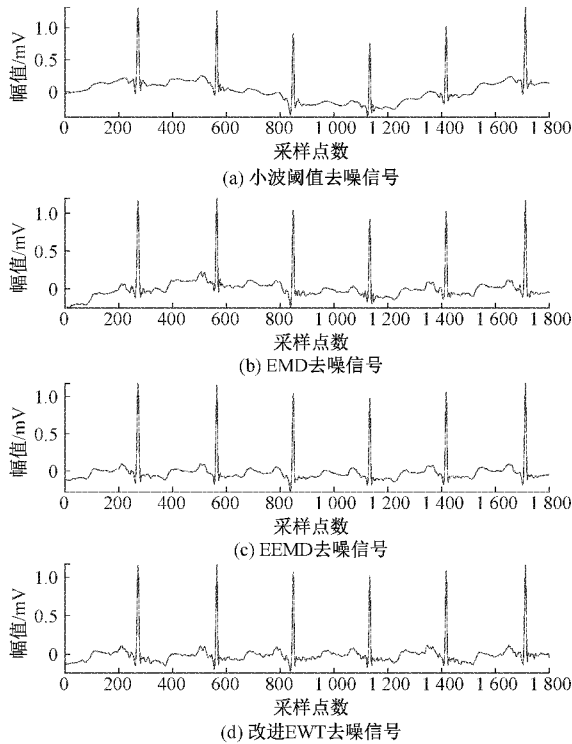


图 7 4 种算法的降噪结果

可以看出小波阈值法并没能很好地去除基线漂移的影响,在滤除噪声的同时,原有信号的损失最多,P波和T波的波形有明显的变化。应用 EMD 算法去噪时,由于 EMD 自身存在的模态混叠,导致重构波形在 QRS 波群处有明显的毛刺。EEMD 算法相比其他方法去噪后的波形更加平滑,噪声干扰得到很好地去除。本文提出的改进 EWT 算法相比于上述 3 种方法,对基线漂移有最好的滤波效果,相比与 EMD 和 EEMD 的 R 波幅值改变,改进的 EWT 算法几乎保持了原有 R 波的形态,同时在去除噪声的同时也最大程度的保留了 P 波和 T 波的形态学特征。

使用信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)来衡量各种方法的降噪能力,同时计算在相同的硬件环境下不同方法需要的运算时间,SNR 和 RMSE 的计算方法如式(15)、(16)所示。计算结果如表 1 所示,可以看到改进 EWT 算法取得了最高的 SNR 和最小的 RMSE,表明本文提出的改进 EWT 算法对含噪 ECG 信号有最好的滤波能力,去噪后的信号最大程度保留了原信号的特征。小波阈值去噪虽然有最快的运算速度,但去噪能力较为粗糙,去噪后信号与原信号误差较大,而 EEMD 虽然同样具有良好的去噪能力,但由于上百次的迭代运算,导致运算时间过长,而本文提出的改进 EWT 运算时间不到 1 s,可以适应于 ECG 信号的实时监测,同时兼顾了良好的去噪能力。

$$SNR = 10 \lg \sum_{n=1}^M \frac{[f(n)]^2}{[f(n) - f'(n)]^2} \quad (15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^M [f(n) - f'(n)]^2} \quad (16)$$

式中: $f(n)$ 为原信号, $f'(n)$ 为降噪后信号, M 为信号采样点的数量。

表 1 信噪比、均方根误差和运行时间比较

算法	SNR/dB	RMSE/mV	时间/s
小波阈值法	6.455 4	0.074 6	0.096
EMD 法	14.578 8	0.029 3	1.288
EEMD 法	16.452 9	0.023 7	21.896
改进 EWT 法	17.738 2	0.020 3	0.724

3.2 采集信号实验分析

为进一步研究本文提出算法的降噪能力,使用 ECG-300A 数字式三道心电图机实际采集 ECG 信号,共采集了 8 位年龄在 23~27 岁健康成年人的 ECG 数据。心电图机采样频率为 1 000 Hz,随机从采集到的 ECG 信号中取 8 000 个采样点作为信号片段,如图 8 所示。信号主要受肌电噪声影响,明显看出采集到的信号含有噪声毛刺,如图 8(a)所示。使用本文提出的改进 EWT 算法对该信号进行去噪,去噪后信号波形如图 8(b)所示,毛刺噪声基本消除,信号波形平滑,去噪后信号形态与原始信号基本相同。

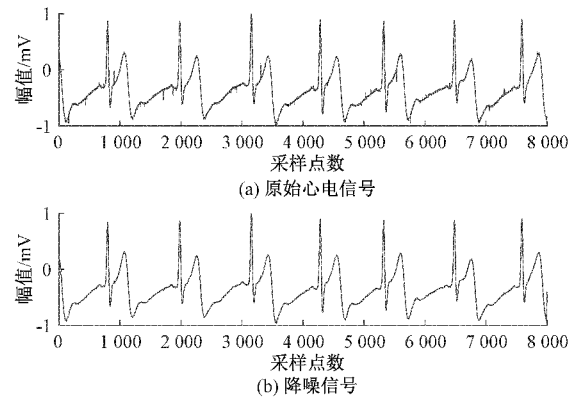
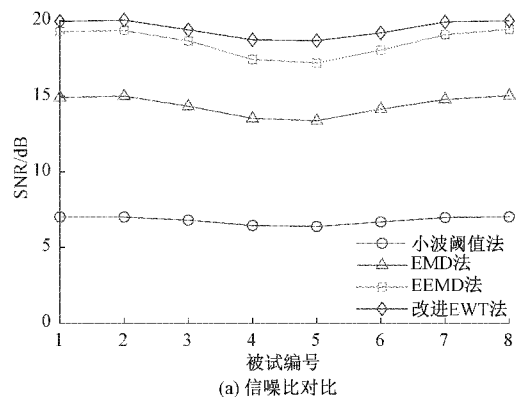


图 8 采集心电信号和降噪结果

应用不同去噪方法对 8 名被试者的 ECG 信号进行降噪处理,并计算 SNR 和 RMSE 如图 9 所示。从图中可以看到,本文提出的改进 EWT 降噪方法在处理采集到的 ECG 数据中有最好的降噪效果,EEMD 仅次于改进的 EWT,



(a) 信噪比对比

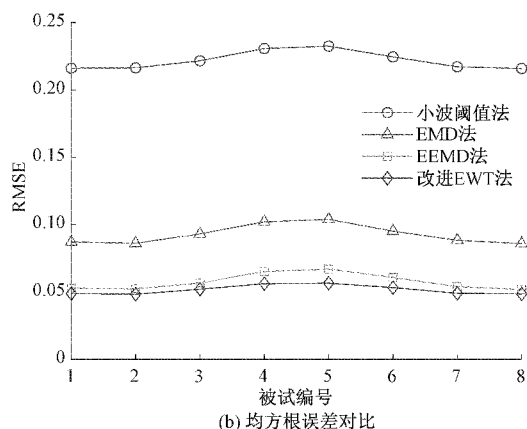


图 9 不同方法降噪后对比

但 EEMD 的计算时间较长,小波阈值法具有最差的降噪能力,在滤除噪声的同时,信号损失最大。采集信号的实验结果与仿真信号结果基本相似,综合考虑,本文提出的改进 EWT 降噪方法无论是噪声的滤除、对原信号波形的保持,还是计算时间都展现了优良的能力。

4 结 论

本文提出了一种改进的 EWT 心电去噪方法,改进了原 EWT 频谱划分方式,使之更适合 ECG 信号的频域特征,通过计算过零率和相关系数去除噪声相关的 EMF,对剩余分量通过小波阈值法滤除剩余噪声,并通过 EWT 的信号重构方法,对剩余分量进行重构。在实验中,对比了改进 EWT、小波阈值法、EMD、EEMD 4 种方法对 MIT-BIH 心律失常数据库和实际采集 ECG 信号的去噪能力。结果表明,改进 EWT 法有着最高的 SNR 和最低的 RMSE,同时计算时间较短,有最好的去噪能力。

在本文的研究中,使用的心电信号总体质量较好,噪声相对较少,在应对强噪声干扰的心电信号的去噪研究中,本文提出的方法还有待进一步验证。同时,算法在对信号进行频谱分割时,部分参数由经验设定,对参数的选取方法进行改进,提升算法对不同类型信号的自适应能力也是接下来的工作。

参考文献

- [1] BODA S, MAHADEVAPPA M, DUTTA P K. A hybrid method for removal of power line interference and baseline wander in ECG signals using EMD and EWT[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, DOI:10.1016/j.bspc.2021.102466.
- [2] 胡振原,刘澄玉,李建清.一种可消除运动伪迹的可穿戴心电监测系统[J].电子测量技术,2020,43(15):72-78.
- [3] 王芳,季忠,彭承琳.基于双树复小波变换的心电信号去噪研究[J].仪器仪表学报,2013,34(5):1160-1166.
- [4] 刘华,楼光海,黄微.结合双树复小波变换和滑动平均

滤波的心电信号去噪方法[J].电子测量技术,2018,41(19):112-117.

- [5] 李鑫,熊鹏,张兵,等.基于无损约束降噪自动编码器的心电信号降噪[J].计算机工程与设计,2020,41(9):2401-2407.
- [6] 崔焱,周亚同,张若男,等.应用目标检测网络自动检测 ECG 信号所含噪声[J].中国医学物理学杂志,2020,37(8):1053-1061.
- [7] 徐利,徐久强,冯家乐.结合 CEEMDAN 与改进区间阈值的 ECG 降噪研究[J].小型微型计算机系统,2020,41(8):1576-1579.
- [8] HU M, ZHANG S, DONG W, et al. Adaptive denoising algorithm using peak statistics-based thresholding and novel adaptive complementary ensemble empirical mode decomposition[J]. Information Sciences,2021,563:269-289.
- [9] 张培玲,李小真,崔帅华.基于改进小波阈值-CEEMDAN 算法的 ECG 信号去噪研究[J].计算机工程与科学,2020,42(11):2067-2072.
- [10] XIE X, LIU H, SHU M, et al. A multi-stage denoising framework for ambulatory ECG signal based on domain knowledge and motion artifact detection[J]. Future Generation Computer Systems-The International Journal of Science,2021,116:103-116.
- [11] 张森,魏国.心电信号平滑分解阈值去噪方法[J].哈尔滨工程大学学报,2020,41(9):1329-1339.
- [12] 姜星,耿读艳,张园园,等.基于 EMD-ICA 的心冲击信号降噪研究[J].中国生物医学工程学报,2019,38(2):138-145.
- [13] 李国权,李必禄,林金朝,等.基于改进 EWT 的心电信号基线矫正算法[J].仪器仪表学报,2020,41(4):156-166.
- [14] 耿读艳,王晨旭,赵杰,等.基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究[J].仪器仪表学报,2019,40(6):155-161.
- [15] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2013,61(16):3999-4010.
- [16] 刘春,谢皓,肖奕霖,等.EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究[J].电子测量与仪器学报,2017,31(11):1835-1842.
- [17] 彭荣辉,赵洽栋,张焯菲.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.

作者简介

耿读艳,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为生物电磁技术。

E-mail:dygeng@hebut.edu.cn

赵宁,硕士研究生,主要研究方向为生物电磁技术。

E-mail:1091713513@qq.com