

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.11.021

EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究^{*}

刘 春 谢 皓 肖奕霖 邓传远

(合肥工业大学电气与自动化工程学院 合肥 230009)

摘 要:针对经验模态分解(EMD)算法存在的模态混叠问题和集合经验模态分解(EEMD)算法实时性不足的缺点,采用 EMD 与小波分析相结合的 EWT 算法,对 ECG 信号的频谱自适应分割,在分割区间上构建小波滤波器组,提取具有紧支撑的单分量成分,剔除直流分量和噪声余项,并将其余分量重构。实验数据来自 MIT-BIH 数据库中真实的心电图(ECG)信号,仿真结果表明,该算法能有效去除 ECG 信号中的基线漂移和工频干扰,信噪比(SNR)、均方根误差(RMSE)和自相关系数(AC)优于其他两种自适应算法 EMD 和 EEMD;算法整体运行时间小于 1 s,满足了心电监测的实时性与准确性要求。

关键词: 经验小波变换;心电图;实时性;自适应滤波

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6140

Research on empirical wavelet transform algorithm in ECG signal filtering

Liu Chun Xie Hao Xiao Yilin Deng Chuanyuan

(School of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The algorithm empirical mode decomposition(EMD) has the issue of mode mixing, and the algorithm ensemble empirical mode decomposition(EEMD) has poor real-time performance. Aiming at these defects, the method of empirical wavelet transform (EWT) combining the EMD with wavelet analysis is proposed. In this paper, the method is taken to segment ECG signal spectrum adaptively, and constructs wavelet filter banks in segmental intervals to extract the single component equipped with tight support, then eliminates direct component and noise residual. After that the signal from other component can be reconstructed. The experimental data comes from the real ECG signal in the MIT-BIH database, and the simulation result shows that the algorithm removes baseline wander and power-line interference. The parameters of signal noise ratio, mean-root-square error and autocorrelation coefficient are better than other two adaptive algorithms: EMD and EEMD. The whole running time of algorithm is less than 1 s, which can satisfy the requirements of real-time and accurate ECG monitor.

Keywords: EWT; ECG; real-time; adaptive filtering

0 引 言

心电图(electrocardiograph, ECG)是心血管疾病诊断的重要工具,然而在实际 ECG 信号采集过程中,主要存在 3 类噪声干扰:50 ~ 60 Hz 的工频干扰(power-line interference, PI)、5 ~ 300 Hz 的肌电干扰(muscle artifacts, MA)及患者呼吸或运动产生的 0.05 ~ 2 Hz 基线漂移

(baseline wander, BW)^[1],严重影响 ECG 中 PQRST 峰值点的识别,进而造成 PR、QT、ST 间期及 QRS 波群的错误检测。为提高 ECG 诊断的准确性,需要对 ECG 信号进行滤波。

传统滤波方法如带通滤波、小波滤波^[2],需要根据待测信号的先验知识设计窗函数,缺乏自适应性。文献[3]采用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法解决这一问题,但 EMD 存在模态混叠、端点效

应以及因筛分终止条件难以确定而引起 IMF 分量过多等问题^[4,6]。文献[7]采用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法避免模态混叠问题的产生,但上百次的迭代运算难以满足实时性要求。为了克服上述问题,法国数学家 Gilles 将 EMD 的高度自适应性^[8]和小波分析的严谨理论^[9]结合起来,提出经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)这一新型信号处理算法^[10]。该算法首先对待测信号的频谱自适应分割,并在分割区间上构建合适的小波滤波器组,以提取出具有紧支撑的经验模态分量(empirical mode functions, EMFs),再将含噪声的 EMFs 剔除并进行信号重构,实现滤波功能。

本文将 EWT 算法引入到实际 ECG 信号的滤波中,借助 EWT 在频谱上自适应分割的优势^[11]来解决实际 ECG 信号中存在的基线漂移、工频噪声和肌电干扰等问题。仿真结果表明,EWT 算法对 ECG 信号的降噪效果优于 EMD 及改进算法 EEMD,算法的总运行时间为 0.53 s,满足 ECG 临床诊断的实时性与准确性要求。

1 EWT 算法

为方便介绍 EWT 算法,规定 $\hat{f}$ 为傅里叶变换, $\check{f}$ 为傅里叶逆变换,则:

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \tag{1}$$

1.1 待测信号频谱边界的划分

如图 1 所示,为满足 Shannon 准则,分析中将信号的频谱范围规范化为 $[0, \pi]$,并将频谱划分成 N 段,每段为 Λ_n ,则:

$$\cup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \tag{2}$$

频谱上会产生 $N + 1$ 条分界线;设 ω_n 为其分界线,即 $\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n]$;由于 0 和 π 为频谱的边界,则 $\omega_0 = 0$, $\omega_N = \pi$ 。在每一条分界线 ω_n 的周围,定义一个过渡相位区间(图 1 中阴影部分表示),其宽度设为 $T_n = 2\tau_n$ 。

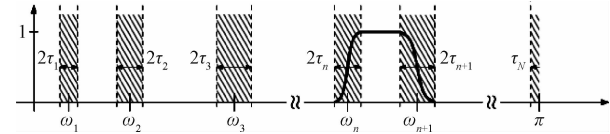


图 1 频谱的分割
Fig. 1 Partitioning of frequent spectrum

$$\hat{\varphi}(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_n \\ \cos\{\frac{\pi}{2}\beta[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)]\}, & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{3}$$

EWT 算法自适应性的好坏,很大程度上取决于,信号频谱中的有用信息能否被包含在相应的过渡区间内。因此,分段数 N 及边界点 ω_n 的选取至关重要。本文总结了分段数 N 选取的具体流程,如图 2 所示,其中 α 值取 0.3 ~ 0.4。

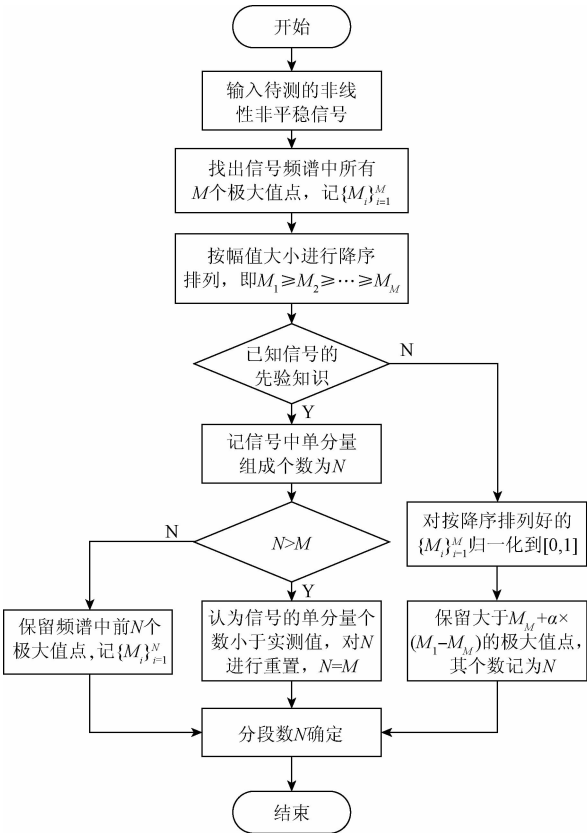


图 2 分段数 N 选取的流程
Fig. 2 Flow chart of N choice

确定分段数 N 后,取 M 个极大值点中前 N 个最大值点,即 $\{M_i\}_{i=1}^N$,找出它们在频谱中的具体位置,取相邻两极大值点所对应频率的中值,记为边界点 ω_n ($n = 1, 2, \dots, N - 1$)。

1.2 经验小波滤波器组的构建

经验小波的构造借鉴了 Little Wood-Paley 和 Meyer 小波,在确定了分割区间 Λ_n 后,对其添加小波窗函数,将 $\tau_n = \gamma\omega_n$, $0 < \gamma < 1$ 代入,简化后的经验小波尺度函数 $\hat{\varphi}(\omega)$ 和经验小波函数 $\hat{\psi}(\omega)$ 的定义分别如下:

$$\hat{\psi}(\omega) = \begin{cases} 1, & (1 + \gamma)\omega_n \leq |\omega_n| \leq (1 - \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1})\right]\right\}, & (1 - \gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega_n| \leq (1 + \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left\{\frac{\pi}{2}\beta\left[\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)\right]\right\}, & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega_n| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0, & \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$, 并且当 $\gamma < \min_n(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n})$ 时, $\{\phi_1(t), \{\psi_n(t)\}_{n=1}^N\}$ 在 $L^2(R)$ 上是一组紧支撑集, 文献[10]给出了较为详细的证明。

1.3 EWT

构建好经验小波的一组紧支撑集后, 根据经典小波变换理论构建经验小波, 其细节系数 $w_f^e(n, t)$ 和逼近系数 $w_f^e(0, t)$ 由待测信号 $f(t)$ 与经验小波函数 ψ_n 和经验尺度函数 ϕ_1 分别做内积得到:

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

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

故信号 $f(t)$ 的重构公式为:

$$f(t) = w_f^e(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N w_f^e(n, t) * \psi_n(t) \quad (7)$$

式中: $*$ 表示卷积。根据重构公式, 信号 $f(t)$ 可以被分解为以下 N 个经验模态函数:

$$f_0(t) = w_f^e(0, t) * \phi_1(t) \quad (8)$$

$$f_k(t) = w_f^e(k, t) * \psi_k(t) \quad k = 1, 2, \dots, N - 1 \quad (9)$$

2 仿真研究

为验证 EWT 算法对 ECG 信号滤波的有效性, 取一组较纯净的 ECG 信号, 分别加入模拟的 PI、BW 和 MA, 来考察 EWT 算法对这 3 类噪声是否具有降噪能力^[12]。

添加 50 Hz 的 PI 至 108 号 ECG 信号中, 采用 EWT 算法进行滤波, 仿真结果如图 3 所示。由于 108 号 ECG 信号的频谱能量主要集中在 0 ~ 20 Hz, 而工频噪声集中在 50 Hz, 借助 EWT 算法在频谱上自适应分割的优势, 可以有有效的滤除 PI。

对 108 号 ECG 信号添加斜率为 0.2 mV/s 的直流分量, 模拟基线漂移, 同样采用 EWT 滤波算法, 仿真结果如图 4 所示。观察图 4(b) 中的 EMF1 分量, 发现滤除斜率为 0.2 mV/s 直流分量的同时, 也将原始信号中幅值为 -0.3 mV 的直流分量一并滤除, 故在信号还原时必须添加这一分量, 仿真结果如图 4(c) 所示。

肌电干扰随机分布在 5 ~ 300 Hz, 利用高斯白噪声在

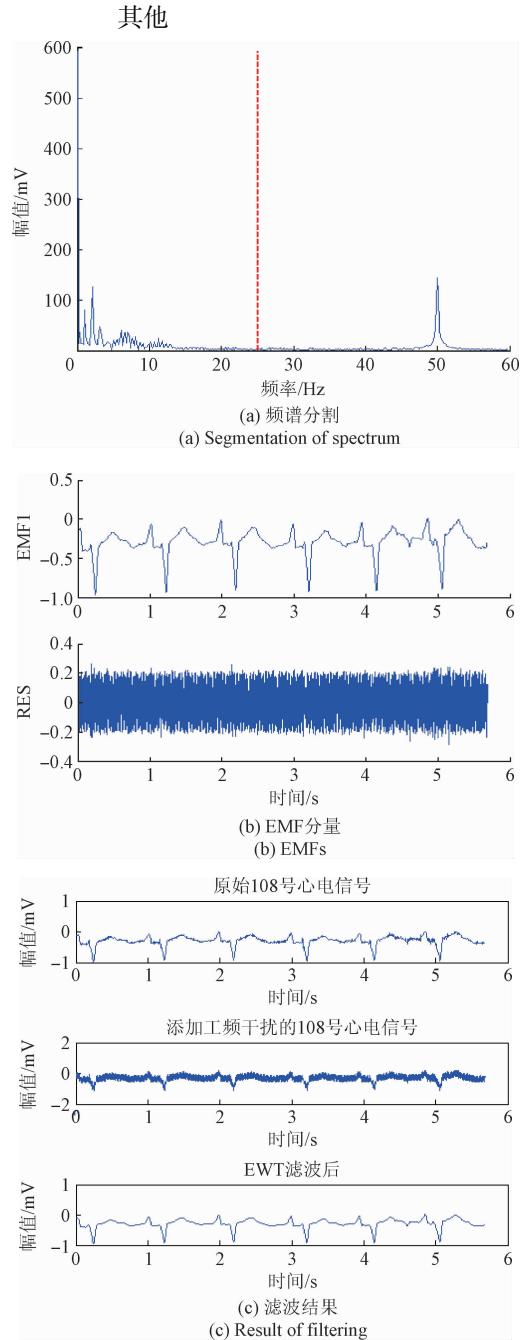


图 3 工频噪声的滤波效果

Fig. 3 The filtering results of power frequency noise

频谱上均匀分布的特性, 来模拟肌电干扰。在 108 号 ECG 信号中加入平均幅值为 0.2 mV 的高斯白噪声, 仿真结果如图 5 所示。

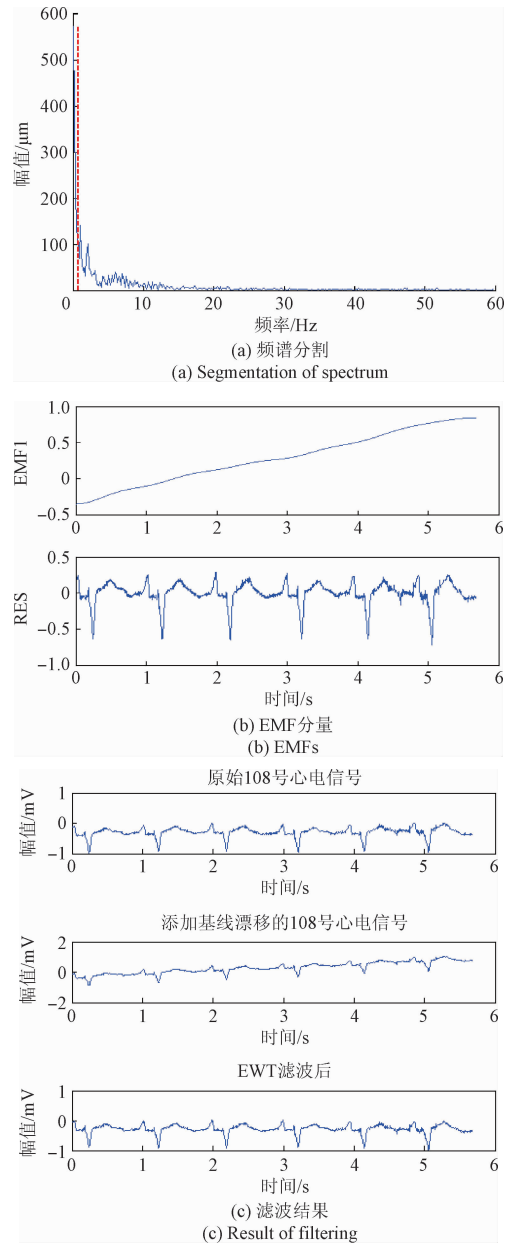


图4 基线漂移的滤除效果

Fig.4 The filtering results of baseline wander

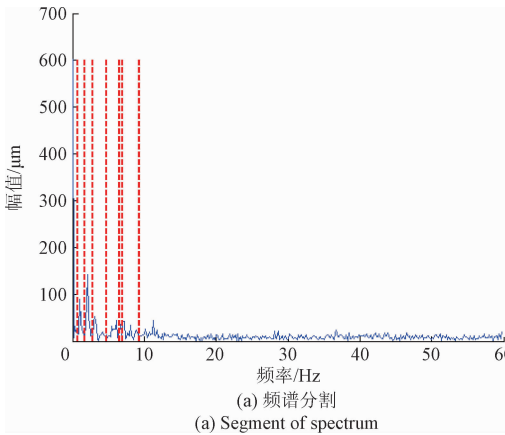


图5 肌电噪声的滤除效果

Fig.5 The filtering results of muscle-electric noise

由于 EWT 算法基于频域的自适应分割原理添加小波窗函数,而肌电干扰随机分布在几乎整个频域段中,故当肌电干扰较小时,采用 EWT 算法可实现一定程度的降噪;但当肌电干扰较大时,EWT 算法无法有效滤除肌电干扰。

3 实验研究

采用国际上广泛认可的美国麻省理工学院 MIT-BIH 数据库中的 ECG 信号进行实验,该数据库提供 48 组样本信号,取自 47 位测试者,其中 60% 的 ECG 数据来自于心律失常的患者,其余 40% 来自心律正常的人^[13]。

本文通过 `rddata.m` 函数读取 MIT-BIH 数据库中的 106 号数据,数据的采样频率为 360 Hz,采样点数为 2 048 个,在 MATLAB2013a 上进行仿真,如图 6 所示,106 号 ECG 信号含有较少的噪声,非常接近纯净的 ECG 信号。

如图 7 所示,在 106 号 ECG 信号中加入 PI、BW 及

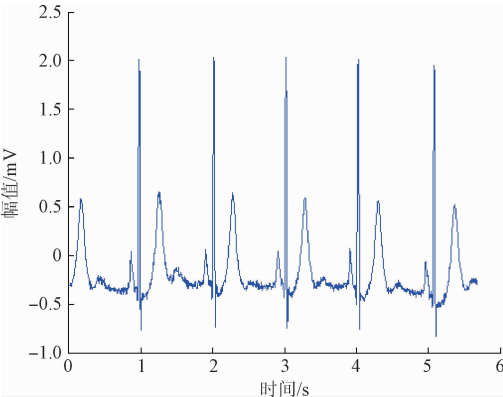


图 6 较纯净的 106 号心电信号
Fig. 6 No. 106 pure ECG signal

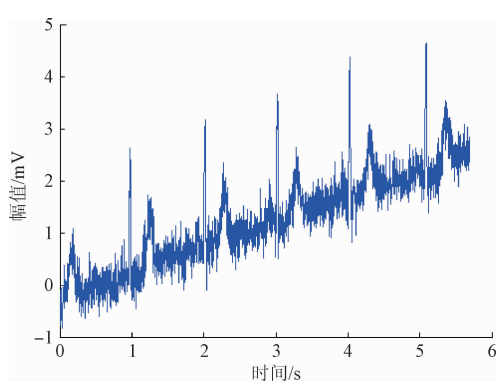


图 7 添加 3 类噪声后的 106 号心电信号
Fig. 7 No. 106 ECG signal added three types of noise

MA。采用 EWT 算法,对加噪后的 106 号心电信号滤波,实验结果如图 8 所示,可以看出该算法对基线漂移和工频噪声具有非常好的滤除效果,但无法有效滤除肌电干扰。接着,只添加基线和工频干扰,不添加肌电干扰,实验结果如图 9 所示,与图 8 的实验结果作对比,进一步验证了上述结论。

对 EWT 的滤波结果做定量分析,采用学术上广泛认可的信噪比 (SNR)、均方根误差 (RMSE)、自相关系数 (AC) 这三类参数作为评价标准,公式定义如式 (10) ~

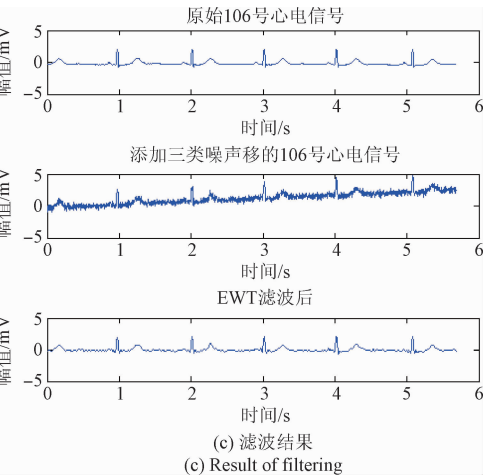
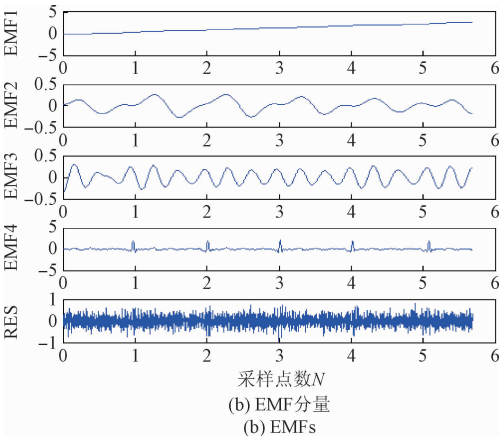
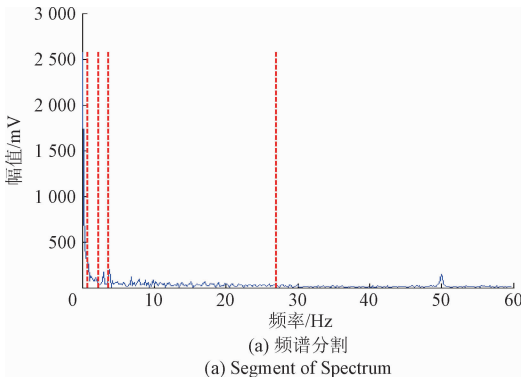
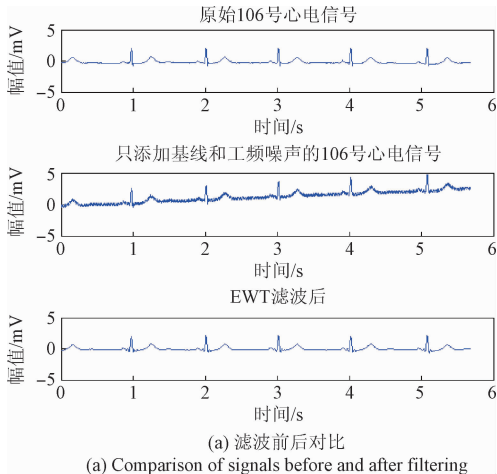


图 8 含 3 类噪声的 106 号心电信号滤波结果
Fig. 8 The filtering results of No. 106 ECG signal with three types of noise

(12)所示,其中 $y(t)$ 为原始 ECG 信号, $rec(i)$ 为降噪后重构的 ECG 信号。SNR 和 AC 的数值越大, RMSE 的数值越小,说明滤波后的信号与原始信号相似度越大,滤波效果越好。



(a) 滤波前后对比
(a) Comparison of signals before and after filtering

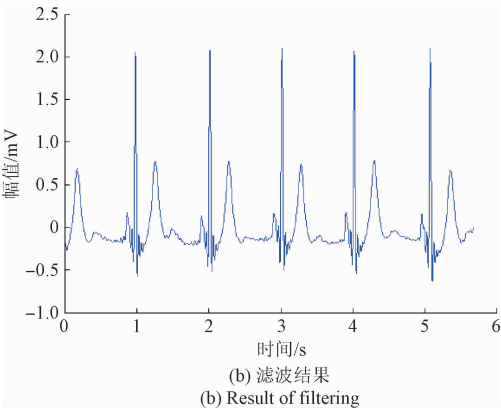


图 9 只含两类噪声的 106 号心电信号滤波结果
Fig. 9 The filtering results of No. 106 ECG signal with only two types of noise

$$SNR = 10\lg \frac{\sum_{t=1}^N |y(t)|^2}{\sum_{t=1}^N |y(t) - rec(t)|^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y(t) - rec(t)|^2} \quad (11)$$

$$AC = \frac{\sum_{t=1}^N [y(t) - \bar{y}(t)][rec(t) - \overline{rec(t)}]}{\sqrt{\sum_{t=1}^N [y(t) - \bar{y}(t)]^2 * \sum_{t=1}^N [rec(t) - \overline{rec(t)}]^2}} \quad (12)$$

本文第 2 节仿真研究的定量分析结果如表 1 所示, 3 类性能指标表明,EWT 算法对基线漂移 BW 和工频噪声 PI 的滤波效果良好,对肌电干扰 MA 的滤波效果一般。

表 1 EWT 算法对 3 类噪声的降噪性能
Table 1 The de-noising performance of EWT algorithm on three types of noise

噪声	SNR/dB	RMSE/mV	AC/%
BW	13.367 5	0.070 4	0.980 4
PI	23.980 0	0.020 8	0.991 0
MA	9.740 3	0.090 1	0.914 4

将 EWT 算法与常用的 EMD^[14] 和 EEMD^[15-16] 算法作对比,滤波对象采用添加 3 类噪声的 106 号 ECG 信号,其中 EEMD 算法所添加的白噪声序列幅值系数 $NSTD = 0.2$,执行内核 EMD 算法的次数 $NE = 300$,如图 10 所示。结合同等硬件设备条件下,程序的运行时间 TIME,对比结果如表 2 所示。

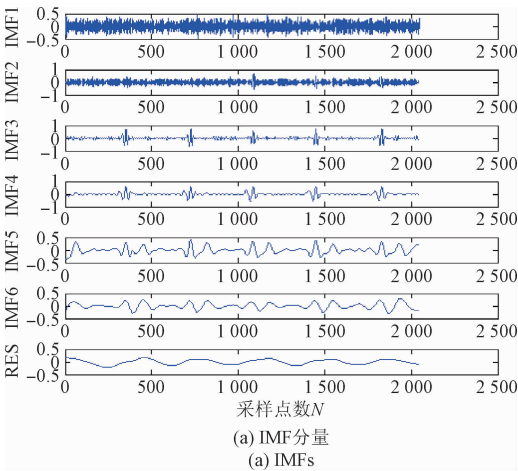


图 10 采用 EEMD 算法的滤波结果
Fig. 10 The filtering result of EEMD algorithm

表 2 3 种滤波算法的对比
Table 2 Comparison of three filtering algorithms

算法	SNR/dB	RMSE/mV	AC/%	TIME/s
EMD	5.388 3	0.297 0	0.799 2	1.32
EEMD	7.178 2	0.233 6	0.857 8	23.52
EWT	9.799 0	0.164 2	0.920 3	0.53

4 结 论

本文针对 EEMD 算法在心电监测上实时性不足的短板,采用 EWT 算法处理 MIT-BIH 数据库中的 ECG 信号,通过实验进行了定性和定量分析,得出以下两点结论。

1) EWT 算法可以有效消除 ECG 信号中的 BW 和 PI 及二者产生的混合噪声,但对 MA 的降噪效果一般。

2) 对比目前广泛使用的 EEMD 算法,EWT 算法不需要进行多次迭代,运算速度小于 1 s,满足了心电监测的实时性要求;与传统的 EMD 算法相比,EWT 算法在 ECG 信号中的滤波表现更胜一筹。

如何将 EWT 算法和 EEMD 算法更好地结合,充分发挥各自在频域和时域上自适应的优势,取长补短,从而更

好地提高 ECG 信号的降噪水平,这是今后将要进一步研究和改进的方向。

参考文献

- [1] 杨向林, 严洪, 许志, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换的 ECG 消噪[J]. 电子学报, 2011, 39(4):819-824.
YANG X L, YAN H, XU ZH, et al. ECG De-noising Based on Hilbert-Huang Transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(4):819-824.
- [2] 姚成, 司玉娟, 郎六琪, 等. 基于小波提升的 ECG 去噪和 QRS 波识别快速算法[J]. 吉林大学学报:工学版, 2012, 42(4):1037-1043.
YAO CH, SI Y J, LANG L Q, et al. Fast algorithm of ECG denoising and QRS wave identification based on wavelet lifting [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2012, 42(4):1037-1043.
- [3] 席旭刚, 武昊, 罗志增. 基于 EMD 自相关的表面肌电信号消噪方法[J]. 仪器仪表学报, 2014(11):2494-2500.
XI X G, WU H, LUO ZH Z. De-noising method of the sEMG based on EMD autocorrelation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014(11):2494-2500.
- [4] 刘春, 杜云. 基于 EMD 分解在电火花数据分析的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5):731-738.
LIU CH, DU Y. Application of EMD-based decomposition in electric spark data analysis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5):731-738.
- [5] 苗晟, 王威廉, 姚绍文. Hilbert-Huang 变换发展历程及其应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(8):812-818.
MIAO SH, WANG W L, YAO SH W. Historic development of HTT and its applications[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(8):812-818.
- [6] 王婷. EMD 算法研究及其在信号去噪中的应用[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2010.
WANG T. Research on EMD algorithm and its application in signal denoising [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2010.
- [7] 张崇超, 张长春, 张群英. EEMD 在超宽带雷达生命信号提取中的应用[J]. 电子测量技术, 2012, 35(4):76-80.
ZHANG CH CH, ZHANG CH CH, ZHANG Q Y. Applications of EEMD in vital signal detection for UWB radar[J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35(4):76-80.
- [8] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903-995.
- [9] 吴正平, 魏欢, 杨翔宇, 等. 无线脑电睡眠分期系统设计及算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12):1861-1868.
WU ZH P, WEI H, YANG X Y, et al. System design and algorithm research on wireless EEG signal sleep stage[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(12):1861-1868.
- [10] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16):3999-4010.
- [11] 祝文颖, 冯志鹏. 基于改进经验小波变换的行星齿轮箱故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10):2193-2201.
ZHU W Y, FENG ZH P. Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved empirical wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10):2193-2201.
- [12] SINGH O, SUNKARIA R K. ECG signal denoising via empirical wavelet transform[J]. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 2016, 40(1):219.
- [13] 张磊磊. 基于 EMD 的心电信号去噪方法研究及实现验证[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2016.
ZHANG L L. Research and verification of ECG denoising method based on EMD [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2016.
- [14] 行鸿彦, 许瑞庆, 王长松. 基于经验模态分解的脉搏信号特征研究[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(3):596-602.
XING H Y, XU R Q, WANG CH S. Pulse signal feature research based on empirical mode decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(3):596-602.
- [15] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical decomposition: A noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1):1-41.
- [16] 陈科, 单姗, 郑红梅. 具有自适应性的实时睡眠信号处理算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(10):1497-1505.
CHEN K, SHAN SH, ZHENG H M. Research on an adaptive algorithm for real-time sleep signal processing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(10):1497-1505.

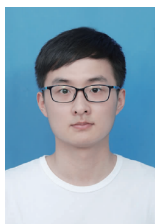
作者简介



刘春, 1988 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 1996 年于浙江大学获得硕士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为检测技术与自动化装置、电工理论与新技术。

E-mail: hfliuchun@126.com

Liu Chun received B. Sc. from Harbin University of Science and Technology in 1988, and M. Sc. from Zhejiang University in 1996, respectively. Now she is associate professor in Hefei University of Technology. Her main research interest includes detection technology and automatic equipment, electrical engineering theory and new technology.



谢皓, 2011 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为检测技术与自动化装置。

E-mail: czxiehao@163.com

Xie Hao received B. Sc. from Hefei University of Technology in 2011. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main

research interest includes detection technology and automatic equipment.



肖奕霖, 2011 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统。

E-mail: xylshawn@sina.com

Xiao Yilin received B. Sc. from Hefei University of Technology in 2011. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main research interest includes pattern recognition and intelligent system.



邓传远, 2010 年于安徽科技学院获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电工理论与新技术。

E-mail: dcynh168@163.com

Deng Chuanyuan received B. Sc. from Anhui Science and Technology University in 2010. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main research interest includes electrical engineering theory and new technology.