

基于EMD的自适应ECG信号基线漂移消除方法研究

郭树言,王黎明,牛晓东,张岩,李集照,赵越
中北大学信息探测与处理山西省重点实验室,山西 太原 030051

【摘要】对比目前使用EMD或改进EMD方法进行的心电(ECG)信号基线漂移去除算法的实现。本文在详细考察EMD方法过程的基础上,提出一种与EMD物理意义高度契合的完全自适应的基线漂移算法,通过计算ECG平均心率周期,与EMD分解产生的IMF分量的“周期”进行对比,分离出不属于ECG信号的低频IMF分量,然后重构其余IMF分量得到去除基线漂移的ECG信号。使用美国麻省理工学院提供的MIT-BIH心率失常数据库中的原始ECG对本文提出的基线漂移去除方法进行定性分析。使用ECGSYN(实际ECG波形发生器)产生模拟干净的ECG信号,加入已知的低频信号作为基线漂移噪声,对本文提出的基线漂移去除方法进行定量分析。

【关键词】心电信号;基线漂移;EMD方法;自适应性

【中图分类号】R318;TN911.72

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)03-0342-08

Removal of baseline wander from ECG signals using adaptive method based on empirical mode decomposition

GUO Shuyan, WANG Liming, NIU Xiaodong, ZHANG Yan, LI Jizhao, ZHAO Yue
Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing and Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China

Abstract: Nowadays, the algorithm for removing the baseline wander from electrocardiogram (ECG) signal is implemented by empirical mode decomposition (EMD) or improved EMD. Based on EMD, a fully adaptive baseline wander removal algorithm that is highly compatible with the physical meaning of EMD is proposed. By calculating the average heart rate period of ECG signal and comparing it with the "period" of the IMF component generated by EMD, the low-frequency IMF component that is not part of the ECG signal is separated, and then the remaining IMF components are reconstructed for obtaining the ECG signal after baseline wander removal. The proposed baseline wander removal method is qualitatively analyzed using the original ECG signal from the MIT-BIH arrhythmia database provided by the Massachusetts Institute of Technology. ECGSYN (actual ECG waveform generator) is used to generate pure ECG signal, and the known low-frequency signal is added as the baseline wander for quantitatively analyzing the proposed baseline wander removal method.

Keywords: electrocardiogram signal; baseline wander; empirical mode decomposition; adaptive

前言

医学领域在采集心电(ECG)信号时,往往会由于各种原因叠加不同类型的噪声,如高频电噪声、肌电噪声、由于病人呼吸和活动产生的基线漂移(BW)噪声,这些噪声的存在有时会严重干扰后续对ECG信号QRS复合波的检测,而QRS复合波形状的一些具体指标是医生诊断某些疾病的关键,因而在QRS复合波检测前对采样得到的原始ECG信号进行滤波是必不可少的^[1-3]。然而,ECG信号是一种典型的非

线性非平稳的信号,使用传统时频域信号处理方法(如短时傅里叶变换、小波变换)都有频谱展宽的问题,且原始ECG信号叠加的各种噪声的频域范围很宽,这样就导致传统时频域信号处理方法在消除ECG信号各种噪声时失真严重或效果不理想。

近年来,EMD方法由于对非线性非平稳信号良好的处理效果逐渐被国内外学者应用在ECG信号去噪领域,尤其是在BW去除方面提出了许多优秀的方法,如EMD方法与低通滤波器相结合^[4],EMD方法与形态学滤波相结合^[5],EMD方法与BW特点相结合进行经验滤波^[1,6]等。上述方法都是通过EMD分解产生IMF分量,再对单独的IMF分量进行处理或检验。在Weng等^[4]研究中,通过对高阶IMF分量进行低通滤波,得到对应IMF的低频成分作为BW的部

【收稿日期】2019-10-21

【基金项目】国家自然科学基金(61801437, 61571404, 61871351)

【作者简介】郭树言,硕士,主要研究方向:信号处理算法,E-mail: hol-lowthing@outlook.com

分信号。但低通滤波器截止频率的选择没有自适应性,而且IMF分量本质上也是非线性非平稳信号,直接进行频域低通滤波而不考虑EMD方法中最重要的瞬时频率的观点,必然造成对单一的IMF分量,在有的时间范围内对信号过处理,而在有的时间范围内滤波不彻底的问题;而文献[5]提出的方法中为判断每个IMF分量是否是零均值的,引入固定的阈值,从而判断IMF分量中是否含有BW噪声的成分;这样,由于固定阈值造成算法处理数据时自适应性的缺失不可避免。文献[6]采用与文献[5]相同的BW去除算法,自适应性不强。本文在详细研究EMD分解产生的IMF分量物理意义的基础上,提出一种自适应的BW去除算法,利用EMD自适应性和IMF频率筛选性质筛选出BW噪声,并对算法性能进行定性和定量分析。

1 经验模式分解

1.1 EMD方法的物理意义

EMD方法是1998年黄镌教授等人提出的,它本来是为了将非平稳非线性信号分解为一系列的固有模式函数(IMF)。这样对IMF分量进行希尔伯特变换之后得到的瞬时频率才是有意义的。因为认为每个IMF分量在任意时刻只有1个瞬时频率,而原始信号是所有IMF分量的叠加(将剩余分量算为1个IMF),在原始信号的任意时间点上有多多个瞬时频率,所以对原始信号直接求希尔伯特变换得到的瞬时频率是没有物理意义的^[7-14]。从这一意义上说,如果将原始信号理解为多个信号源产生信号的叠加,那每一个IMF分量就代表了1个信号源产生的信号,虽然每一个IMF分量也是非线性非平稳的,但其瞬时频率和幅度的变化一定有一个过程,即瞬时频率和幅度的变化是连续的,而不是突变的。这样,每一个IMF分量的瞬时频率总在一个范围中,而高阶IMF的瞬时频率所处的范围总体上总是低于比它低阶的IMF分量的。如果组成一个信号的信号源发射信号的频率总体上的高低已知,我们可以通过IMF分量的频率范围来确定这个IMF对应的信号源。

1.2 EMD过程描述

EMD方法的核心概念是时间尺度,它被定义为信号的一个极值点到与它相邻的极值点的时间范围(如果是数字信号,定义为数字点数)。如果是原始信号,这个时间尺度就被视为信号中最高频分量(第一个IMF分量)的频率指标,而其他IMF分量合起来被视为是第一个IMF分量的趋势,因为IMF分量是零均值的,EMD方法中直接将原始信号上下包络求

均值作为趋势量,然后原始信号减去趋势量得到第一个IMF分量^[7,12,15-18]。因为得到的IMF分量一般不满足零均值条件,需要将上面的过程迭代多次,具体过程如下:

(1) 对一个信号 $x(t)$,先找出他的所有极大值点和极小值点,然后利用三次样条插值函数求得信号极大值和极小值的包络,并求两个包络的均值,得到一条均值曲线 $m_1(t)$,令 $h_1(t)=x(t)-m_1(t)$,得到 $h_1(t)$;

(2) 对得到的 $h_1(t)$ 进行步骤(1)操作,得到 $h_2(t)$,并重复10次,得到第一个IMF分量 $e_1(t)$,并令 $r_1=x(t)-e_1(t)$, r_1 为对应于第一个IMF分量的剩余分量;

(3) 对 $r_1(t)$ 进行步骤(1)、(2),得到 $e_2(t), e_3(t), \dots, e_m(t)$ 和 $r(t)$, $r(t)$ 为剩余分量;

结果,EMD将信号 $x(t)$ 分解成如下形式:

$$x(t) = \sum_{k=1}^m c_k(t) + r(t) \quad (1)$$

其中, k 为IMF分量的阶数,而 m 为总的IMF分量个数, $r(t)$ 为剩余分量^[19-20]。

2 基于EMD的消除ECG信号BW的算法

2.1 IMF分量频率指标的确定

由于ECG信号的BW噪声主要由患者的呼吸或运动引起,相对ECG信号来说是一种低频噪声,所以由以上理论可知,通过EMD分解,低频的BW噪声被分解到高阶IMF分量中。

前面提到每一个IMF分量都有一个连续的频率范围,而且高阶的IMF分量频率范围低于低阶的IMF分量(可能会有重叠)。如果将每一个IMF分量相邻两个极大值点或极小值点中间的时间尺度视为其局部的频率指标,定义为 S_k , k 为第 k 个时间尺度,求出这些时间尺度的平均值,定义为每一个IMF分量的“周期”,并将其作为IMF分量的频率指标,用 T_n 来表示, n 为IMF阶数。有:

$$T_n = \frac{\sum_{k=1}^N S_k}{N} \quad (2)$$

其中 N 为第 n 个IMF分量中 S_k 的个数。

这里必须指出,理论上高阶IMF分量的 T_n 小于低阶IMF分量,但有必要进行验证,分别使用GSTA(一组表征年平均全球表面温度异常的数据)^[8]和MIT-BIH心率失常数据库的100信号(MLII导联,取3600个数据点)进行验证。由表1可以看出无论GSTA数据还是MIT-BIH 100数据的IMF的“周期”都是随着IMF分量阶数的升高而增大的,说明这里定义的“周期”在实际使用中与理论一致,可以反映IMF分量的频率指标。

表1 GSTA与MIT-BIH 100的IMF周期
Tab.1 The period of IMF of GSTA and MIT-BIH 100

数据库	IMF的周期(IMF阶数由低到高)										
GSTA	3.27	7.35	16.3	36.8	73.5	147	147				
MIT-BIH 100	3.68	7.53	17	40.4	75	133	257	450	720	1 800	3 599

2.2 基于EMD的消除ECG信号BW的算法

基于第2.1节给出的IMF分量的“周期” T_n ,得到一种自适应的ECG信号的BW去除算法。假设一种情况,1个ECG信号中只有1个心率周期的数据,通过EMD分解之后最高阶的IMF分量的“周期”理应是1个心率周期的长度,拓展到1个ECG信号中有多个心率周期的数据,当通过EMD分解之后产生的IMF分量中,有理由认为包含ECG信号的IMF分量的“周期”不大于心率周期,即EMD分解产生的“周期”大于ECG信号周期的IMF分量都认为是BW噪声的分解。

这里值得一提的是,通过对理想ECG信号模型进行EMD分解,发现ECG本身存在直流分量,即理想ECG信号模型最后的剩余分量(最后一个IMF分量)(图1)。我们有理由认为,医学上测量的ECG信号存在直流分量,同时通过EMD分解,ECG信号的直流分量被分解到最后一个IMF分量中。所以在基于EMD的ECG信号BW去除算法中,直接将最后一个IMF分量去除是不合适的。图1中IMF4和IMF5中明显存在由于端点效应造成的扰动,在IMF6中边界效应造成的扰动向内移动,在之后的IMF分量都是接近零的一条直线,直到最后的IMF12,明显偏离零值,在0.12附近,可以视为模拟标准ECG信号的“直流部分”。

鉴于上述分析,我们不能直接将最后一个IMF分量舍弃,由于ECG信号是类周期信号,将一段ECG信号分成一个一个的周期,每个周期单独进行EMD分解,每个周期分解得到的最后一个IMF分量是几乎一样的,这样理论上一段ECG信号经过EMD分解得到的最后一个IMF分量应该近似是一条直线。而实际上,EMD分解ECG信号得到的最后一个IMF分量本身就近似一条直线,同时由于BW来源于患者呼吸或在测量信号过程中的一些动作,EMD分解后不可能存在近乎直流的分量,所以EMD分解ECG信号的最后一个IMF分量就是来源于ECG信号本身的。

于是,本文基于EMD的消除ECG信号BW的算法具体步骤如下:

(1)使用EMD方法对信号 $x(t)$ 进行处理,得到 n

- 个IMF分量;
- (2)计算每个IMF分量的“周期” T_n ,如式(2)所示;
- (3)计算 $x(t)$ 的平均R-R周期,作为 $x(t)$ 的心率周期 t ;
- (4)将大于 t 的 T_n 对应的IMF分量去除,但保留最后一个IMF分量,然后将剩余的IMF分量叠加,得到去除基线漂移噪声的心电信号 $x_{delBW}(t)$ 。

3 仿真结果分析与应用

3.1 定性分析

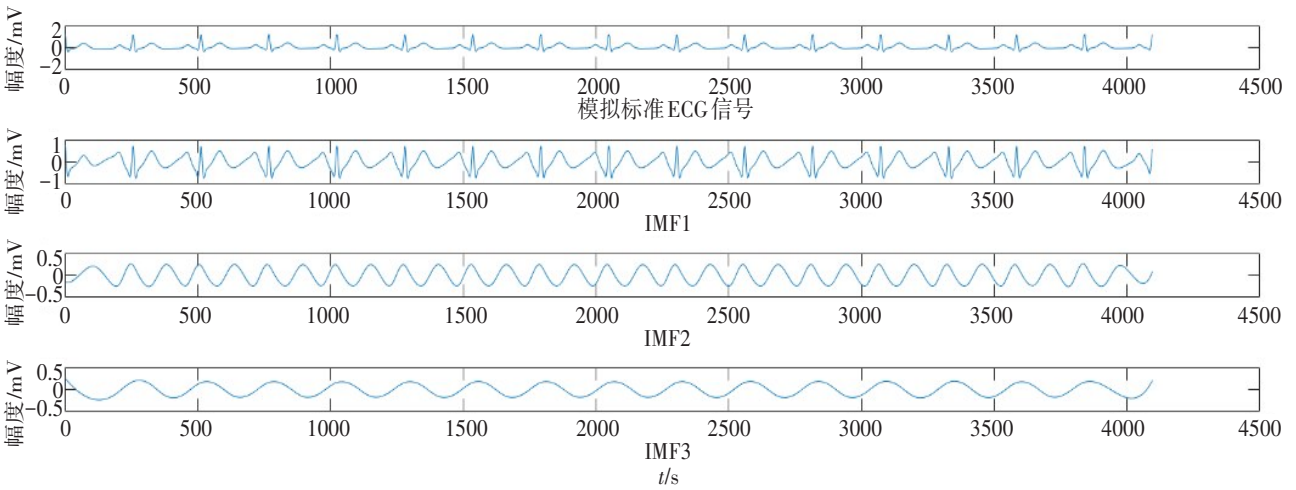
为直观看到本文算法的滤波效果,选用美国麻省理工学院MIT-BIH心率异常数据库中的100信号和103信号(都采用MLII导联,取65 536个数据点),用本文算法进行处理效果如图2和图3所示。为方便观察滤波效果,这里没有将最后一个IMF分量加入滤波后的信号,因为最后的IMF分量是原始ECG信号的直流成分,去除之后只是将滤波后的信号向上平移,与原始信号交错开,方便观察。

由图2和图3可以看出经过本算法处理的ECG信号明显平稳了许多,那些明显的非ECG的趋势信号被滤除,而ECG信号的细节得以保留。

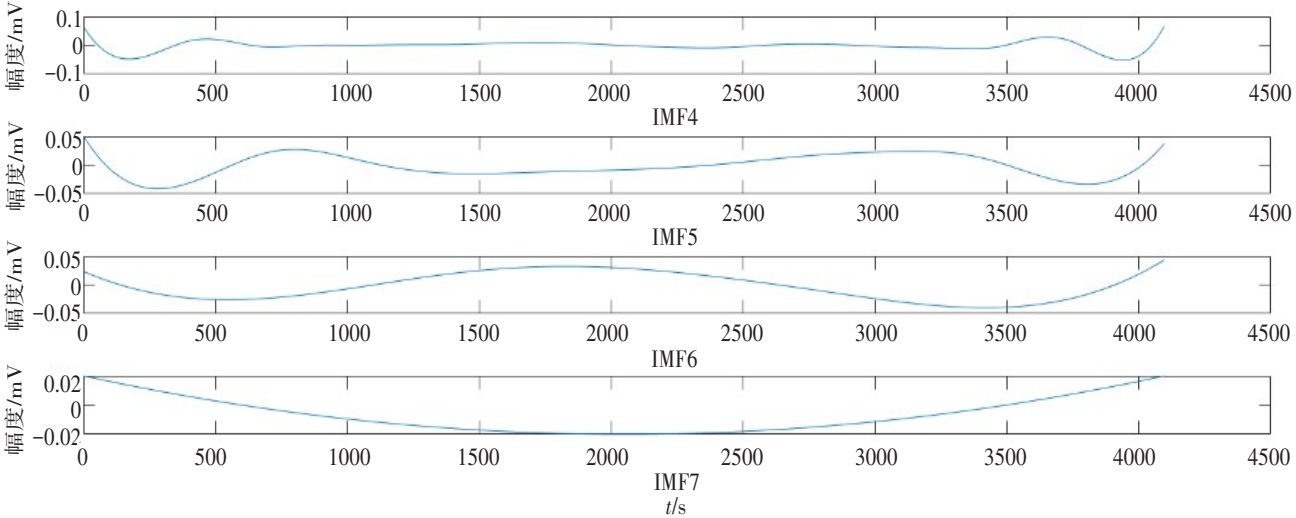
3.2 定量分析

为进一步验证本文算法的性能,需要进一步的定量分析。因为MIT-BIH心率异常数据库中的数据本身含有的BW噪声未知,许多研究都会对数据库中的数据进行一些处理,以得到近似没有BW噪声的信号,但这些处理显然无法完全得到干净的信号,致使后续的实验和研究不能让人完全信服。所以本文采用ECGSYN^[9]生成的模拟理想ECG信号 $x(t)$ (图4a),其中加入的BW为: $bw = 0.1\sin((2\pi/4096)t)$,并加入低频的正弦波作为模拟的BW噪声 $bw(t)$,得到带有BW噪声的ECG信号 $X(t)$ (图4b),这样就提前已知了信号和噪声的全部信息。

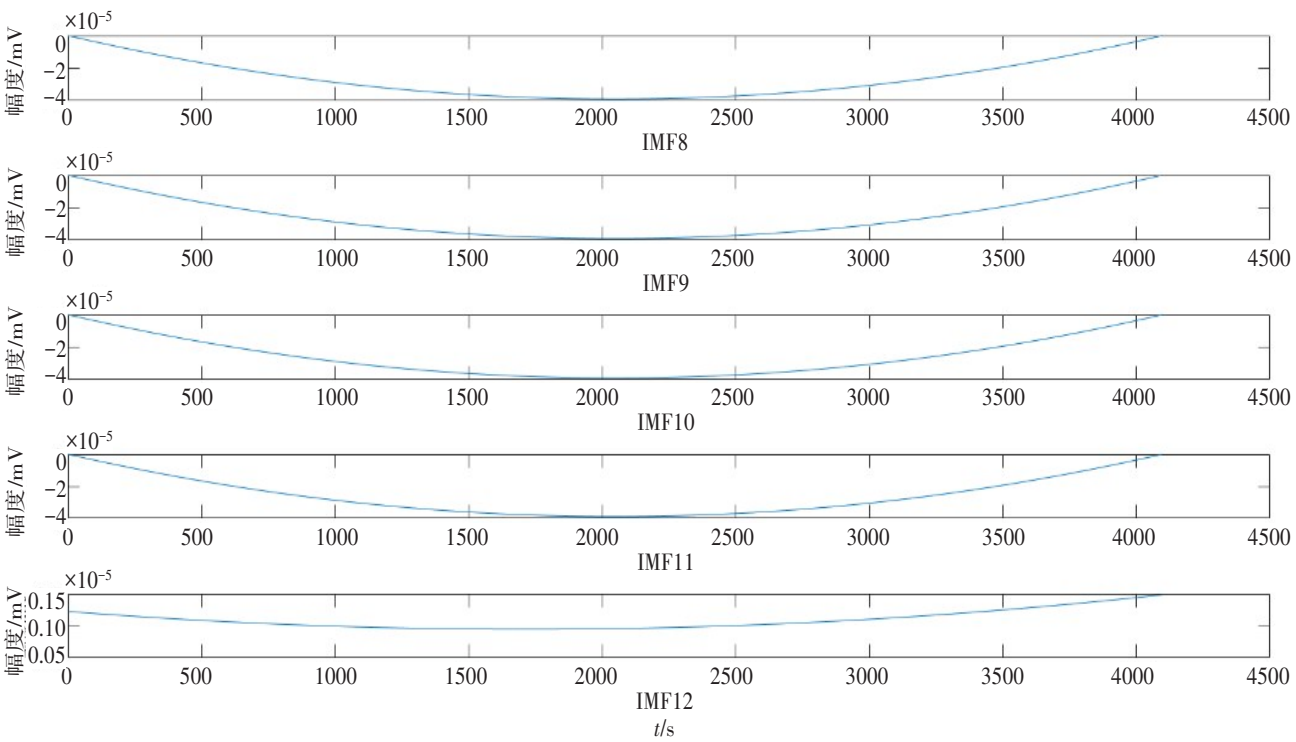
将合成的信号用EMD方法和本文算法进行处理后,得到信号 $X'(t)$ 和噪声信号 $bw'(t)$ 。通过 $x(t)$ 与 $X'(t)$ 相关系数, $bw(t)$ 与 $bw'(t)$ 的相关系数,基线矫正率3个指标来判断本文去除BW算法的性能,并与文



a:原始信号及前3个IMF分量

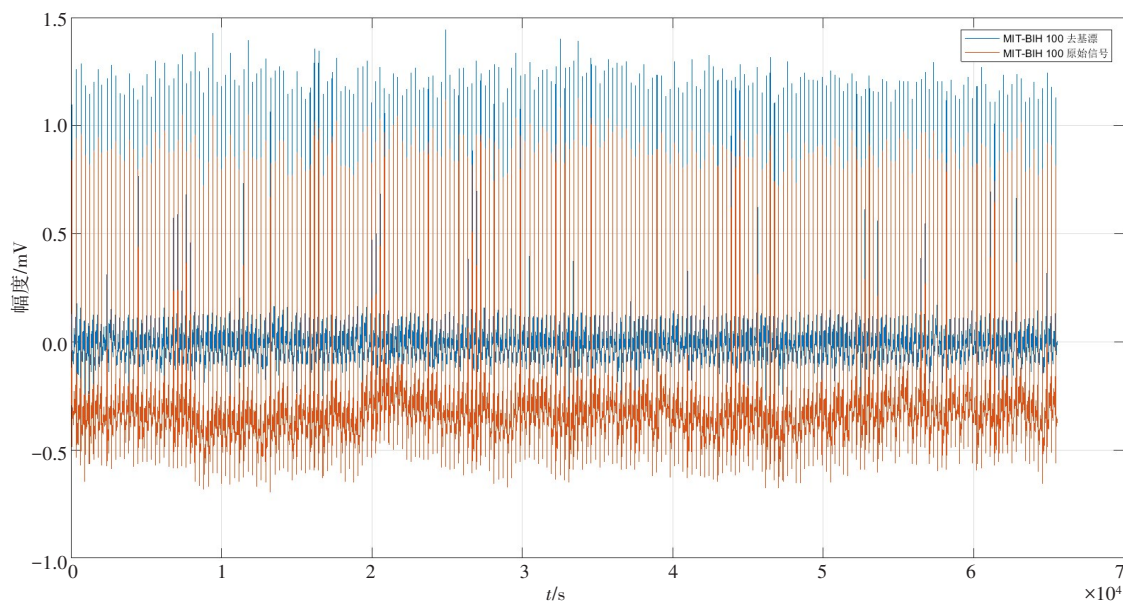


b:IMF4-IMF7

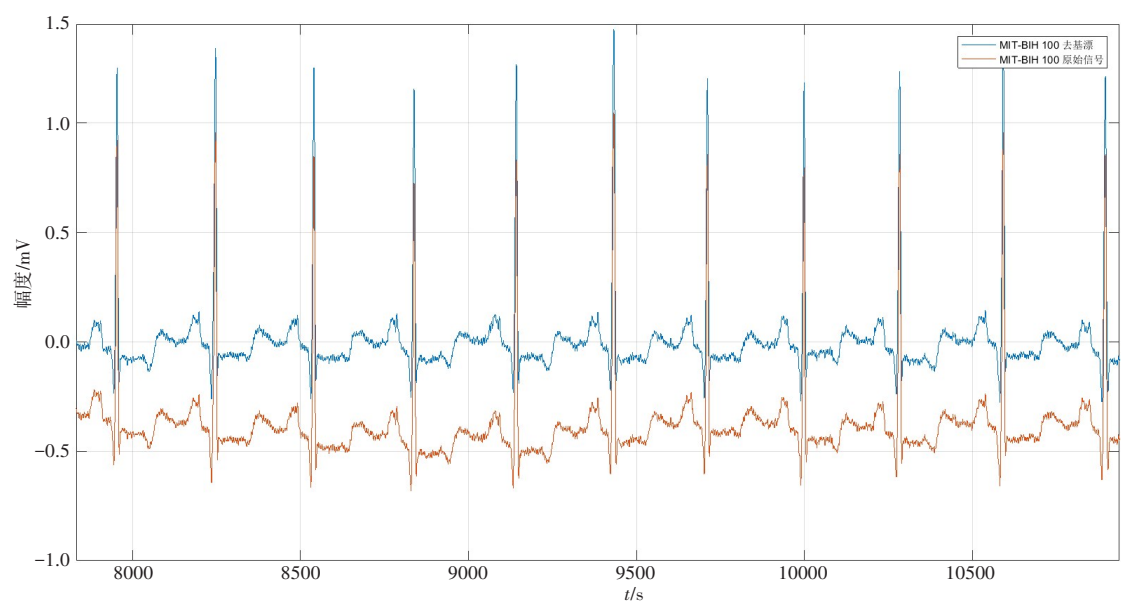


c:IMF8-IMF12

图1 EMD 分解模拟标准ECG 信号
Fig.1 Decomposition of analog standard electrocardiogram (ECG) signals by empirical mode decomposition (EMD)



a:MIT-BIH 100原始数据及去除基线漂移后的数据



b:MIT-BIH 100原始数据及去除基线漂移后的数据局部

图2 MIT-BIH 100原始数据及去除基线漂移后的数据

Fig.2 MIT-BIH 100 raw data and the data after baseline wander removal

献[1]中的相应算法进行比较。其中,相关系数越高,说明信号还原越精确;基线矫正率越低,滤出的BW越完整。

相关系数:

$$\rho_{xy} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \quad (3)$$

基线矫正率:

$$\text{BR} = \frac{\sum_{n=1}^N |bw'(n)| - |bw(n)|}{\sum_{i=1}^N |bw(n)|} \quad (4)$$

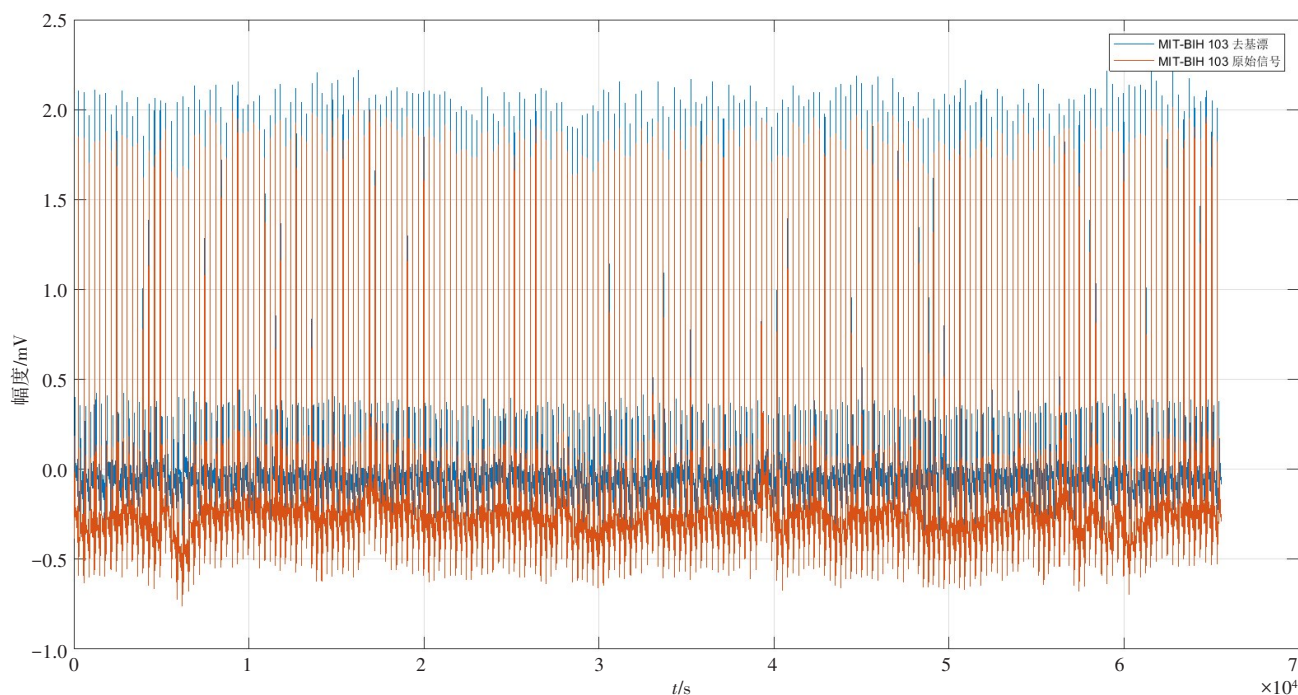
其中,分别用 ρ_{mn} 表示 $n(t)$ 与 $n'(t)$ 的相关系数,用 $\rho_{x'x'}$

表示 $x(t)$ 与 $X'(t)$ 相关系数,BR表示BW率。

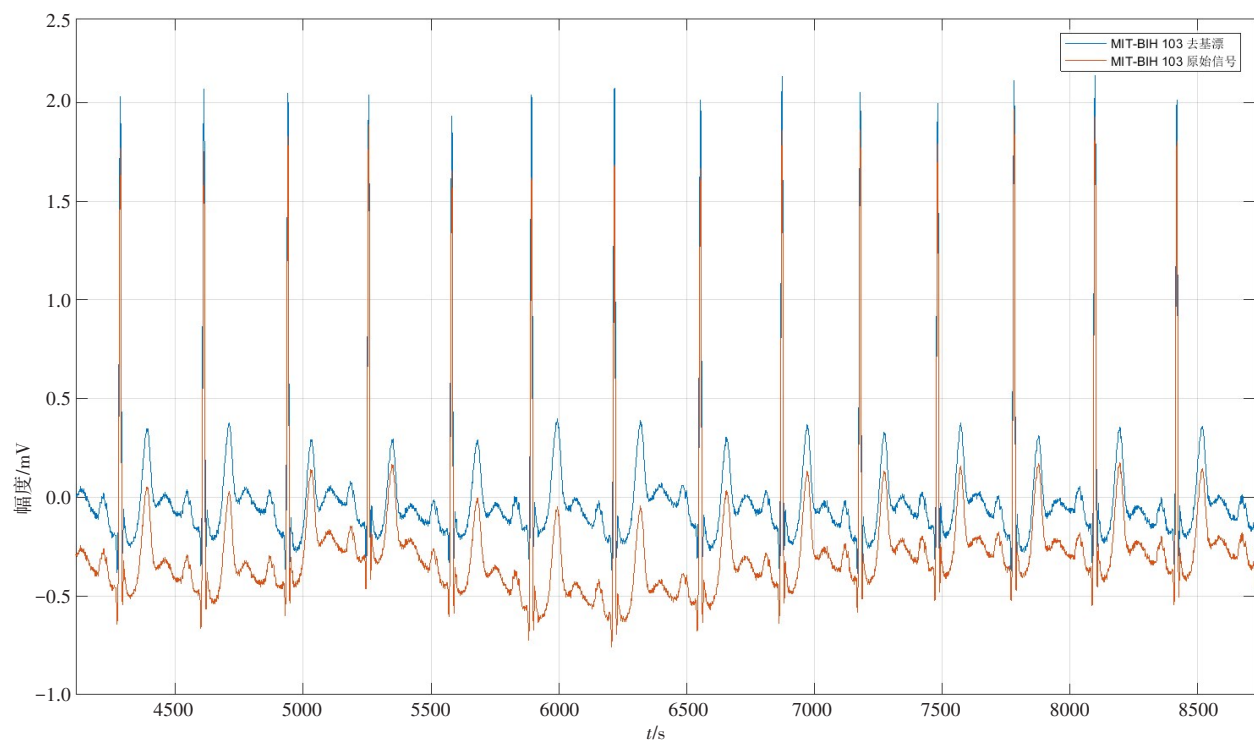
由表2可知,本文算法分离出的ECG信号 $X'(t)$ 和BW信号 $n'(t)$ 与原始的理想ECG信号 $x(t)$ 和BW信号 $n(t)$ 几乎完全一致,相较于文献[1]的算法有更佳滤除BW的效果。

4 结束语

本文在前人研究基础上,针对基于EMD方法滤除ECG信号BW算法存在的不足,提出一种更加贴合EMD方法物理意义的自适应的滤除ECG信号BW的算法。在提出IMF分量平均周期的概念,以及阐述它与ECG信号关系的基础上,通过排除不包含



a: MIT-BIH 103原始数据及去除基线漂移后的数据



b: MIT-BIH 103原始数据及去除基线漂移后的数据局部

图3 MIT-BIH 103原始数据及去除基线漂移后的数据
Fig.3 MIT-BIH 103 raw data and the data after baseline drift removal

ECG 信号信息的 IMF 分量来滤除 ECG 信号中的 BW 噪声。本文首先使用 ECG 数据验证了提出的 IMF 分量平均周期概念的实用性,之后通过本算法处理大量 ECG 数据直观体现滤除 BW 噪声的效果,最后,用理想 ECG 信号叠加正弦信号合成的信号进行定量分析。经实验验证,本文提出的方法由于贴合 EMD 的

物理意义和其自适应性,相较于其他基于 EMD 算法的 ECG 信号 BW 去除算法有很大的优势,不论是信号的相关系数还是 BW 噪声的相关系数都有所提高。不过,EMD 的端点效应的影响依然较大,是算法得到信号的误差的主要来源。

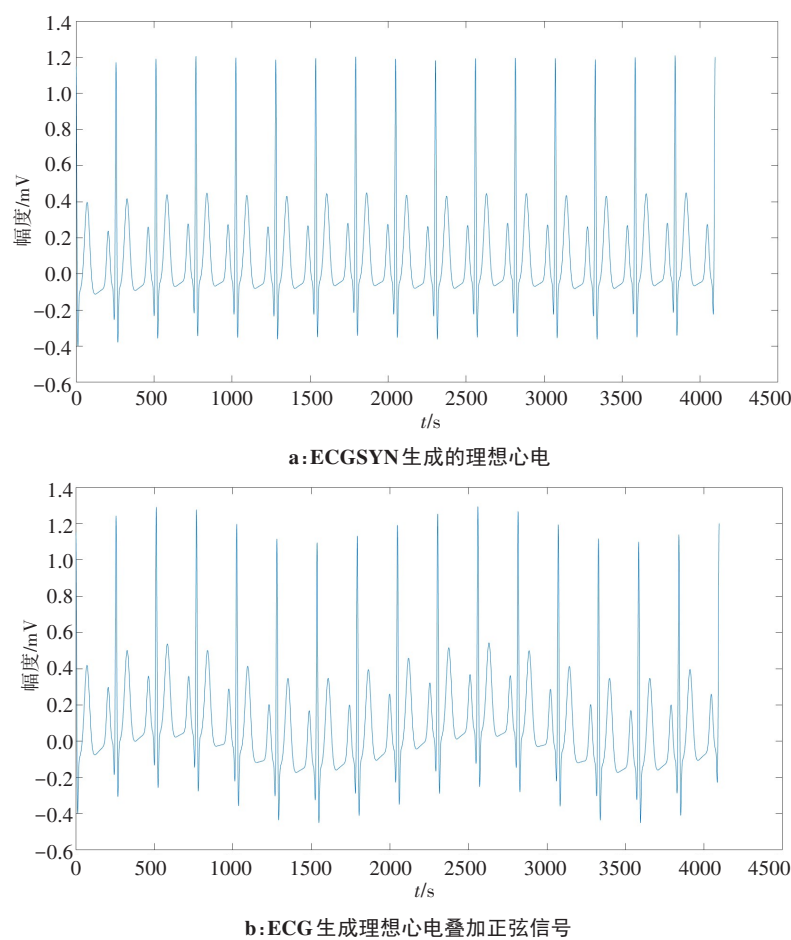


图4 理想心电图及叠加的模拟基线漂移信号

Fig.4 Ideal ECG and superimposed analog baseline drift signal

表2 文献[1]算法与本文算法性能指标的比较

Tab.2 Comparison of performance indexes between the algorithm in literature [1] and the proposed algorithm

算法	$\rho_{xX'}$	$\rho_{nn'}$	BR
本文算法	0.992 7	0.919 3	0.609 4
文献[1]算法	0.965 6	0.386 6	1.911 3

【参考文献】

[1] TAN X, CHEN X X, HU X Y, et al. EMD-based electrocardiogram delineation for a wearable low-power ECG monitoring device[J]. Can J Electr Comp Eng, 2014, 37: 212-221.

[2] 董红生. 心电波形检测与心率变异性分析方法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2012.

DONG H S. Research on ECG waveform detection and heart rate variability analysis[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2012.

[3] 潘广贞, 王凤, 孙艳青. 改进EEMD算法在心电信号去噪中的应用[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(4): 646-653.

PAN G Z, WANG F, SUN Y Q. Application of improved EEMD algorithm in ECG signal denoising[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2018, 33(4): 646-653.

[4] WENG B, BLANCO-VELASCO M, BARNER K E. Baseline wander correction in ECG by the empirical mode decomposition [C]// Bioengineering Conference. IEEE, 2006.

[5] 丁锐, 李国军, 王青. 心电信号基线漂移去除方法研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2014, 36(5): 655-660.

DING R, LI G J, WANG Q. The method research on removing baseline wander of ECG [J]. Journal of Yunnan University (National Science Edition), 2014, 36(5): 655-660.

[6] 林金朝, 刘乐乐, 李国权, 等. 基于改进EEMD的心电信号基线漂移消除方法[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(5): 880-890.

LIN C J, LIU L L, LI G Q, et al. A method for removing baseline drift in ECG signal based on improved EEMD [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2018, 33(5): 880-890.

[7] HUANG N E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc R Soc Lond A, 1998, 454: 903-995.

[8] GAI Q. Theory and application of local wave analysis method[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2015: 98-100.

[9] MCSHARRY P E, CLIFFORD G D, TARASSENKO L, et al. Dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2003, 50(3): 289-294.

[10] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P. On empirical mode decomposition and its algorithms [C]//Proc. IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03, Grado. 2011.

[11] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Trans Signal Proc, 2014, 62(3): 531-544.

[12] 刘岩, 李幼军, 陈萌. 基于固有模态分解和深度学习的抑郁症脑电信号分类分析[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(9): 963-967.

LIU Y, LI Y J, CHEN M. Empirical mode decomposition and deep

learning for classifying and analyzing electroencephalography signals of depression patients[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(9): 963-967.

[13] 丑永新, 祁春阳, 金逸, 等. 基于Hilbert-Huang变换的脉率变异性提取方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2018, 35(4): 425-430.

CHOU Y X, QI C Y, JIN Y, et al. A Hilbert-Huang transform-based pulse rate variability extraction method [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2018, 35(4): 425-430.

[14] 邹清, 汤井田, 唐艳. Hilbert-Huang变换应用于心电信号消噪[J]. 中国医学物理学杂志, 2007, 24(4): 309-312.

ZOU Q, TANG J T, TANG Y. Hilbert-Huang transform for ECG denoising [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2007, 24(4): 309-312.

[15] KUMAR S, PANIGRAHY D, SAHU P K. Denoising of electrocardiogram (ECG) signal by using empirical mode decomposition (EMD) with non-local mean (NLM) technique[J]. Biocybern Biomed Eng, 2018. DOI: 10.1016/j.bbe.2018.01.005.

[16] BOUNY L, KHALIL M, ADIB A. ECG signal filtering based on CEEMDAN with hybrid interval thresholding and higher order statistics to select relevant modes[J]. Multimed Tools Appl, 2018. DOI: 10.1007/s11042-018-6143-x.

[17] HASAN N I, BHATTACHARJEE A. Deep learning approach to cardiovascular disease classification employing modified ECG signal from empirical mode decomposition[J]. Biomed Signal Proc Control, 2019, 52: 128-140.

[18] WANG S K, PANG B, LIU M, et al. A novel compression framework using energy-sensitive QRS complex detection method for a mobile ECG[J]. Science China (Information Sciences), 2019, 62(6): 192-194.

[19] VIJAYASANKAR A, KUMAR P R. Correction of blink artifacts from single channel EEG by EMD-IMF thresholding[C]. 2018 Conference on Signal Processing and Communication Engineering Systems (SPACES). Vijayawada, 2018: 176-180.

[20] PATHAK R, KONGARI R, JOSHI S. Low power design technique in passive tag to reduce the EMD noise for reliable communication with reader[C]. 2019 32nd International Conference on VLSI Design and 2019 18th International Conference on Embedded Systems (VLSID). Delhi, NCR, India, 2019: 454-458.

(编辑:黄开颜)