

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904597

# 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究\*

耿读艳<sup>1,2</sup>, 王晨旭<sup>2</sup>, 赵杰<sup>2</sup>, 宁琦<sup>2</sup>, 姜星<sup>2</sup>

(1. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300130;

2. 河北工业大学 河北省电磁场与电器可靠性重点实验室 天津 300130)

**摘要:**心冲击信号(BCG)是反应心脏力学特征的生理信号,能实现无电极束缚条件下的连续采集测量,然而 BCG 信号微弱且极易受到干扰,测量时经常会淹没在噪声中。为了有效识别 BCG 信号,提出一种基于自适应噪声的完全集合经验模态分解(CEEMDAN)联合排列熵(PE)的 BCG 降噪方法。首先,将采集到的 BCG 信号通过 CEEMDAN 分解得到一系列按频率由高到低的固有模态函数(IMF)。其次,通过 PE 计算各个 IMF 分量的值并确定有效信号的阈值范围,从而滤除信号中的高频噪声和基线漂移。最后实验结果显示,降噪后信号的幅频特性得到明显改善且信噪比较传统方法有明显提高,证明了本文降噪方法效果显著,能够有效还原 BCG 信号特征。

**关键词:**心冲击信号;基于自适应噪声的完全集合经验模态分解;排列熵;降噪

**中图分类号:** TP274 TH123+1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

## Research on BCG signal de-noising method based on CEEMDAN and PE

Geng Duyan<sup>1,2</sup>, Wang Chenxu<sup>2</sup>, Zhao Jie<sup>2</sup>, Ning Qi<sup>2</sup>, Jiang Xing<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130,

China; 2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province,

Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

**Abstract:** Ballistocardiogram (BCG) signal is a physiological signal that reflects the mechanical characteristics of the heart it can achieve continuous acquisition measurements without electrode binding. However, the BCG signal is weak and highly susceptible to interference, and is often submerged in noise during measurements. In order to effectively identify BCG signals, this paper proposes a BCG de-noising method based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) combined with permutation entropy (PE). Firstly, the collected BCG signal is decomposed with CEEMDAN to obtain a series of intrinsic mode function (IMF) from high to low frequencies. Secondly, the value of each IMF component is calculated with PE and the threshold range of the useful signal is determined, thereby the high frequency noise and baseline drift in the signal are filtered out. The experiment results show that the amplitude-frequency characteristics of the signal after noise reduction are significantly improved, and compared with the traditional method the signal-to-noise ratio is significantly improved, which proves that the proposed noise reduction method has obvious effect and can effectively restore the BCG signal characteristics.

**Keywords:** ballistocardiogram signal; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; permutation entropy; de-noising

## 0 引言

心冲击(ballistocardiogram, BCG)信号可以展示心脏搏动和血液在大动脉流动而引起的人体对外压力或体表

位移的变化,反应心脏的力学特征,通过压力、加速度、电容等传感器来感知身体的这种微小位移变化,从而获取心脏搏动引起的体震信息,主要包含心率、呼吸等生理信息,可以获得与心电图类似的可以诊断心血管健康疾病的信号<sup>[1]</sup>。由于 BCG 信号与心电(electrocardiogram,

ECG)信号一样反映心脏搏动信息,因此BCG信号波形与ECG信号波形具有良好的一致性,特征点的趋势走向一致,其特征点包含有大量的生理信息,很大程度上可以作为医生早期诊断的依据。BCG信号很大程度上反映了心血管系统的健康情况,不需要在皮肤表面放置电极即可检测信号,这种检测方法可以在使用者感觉不到任何测量状态的情况下(即无束缚状态)测量其心血管系统的活动状况,通过这种检测方法进行长期测量不会对使用者造成任何生理和心理的负担。

正常的BCG信号包含H、I、J、K、L、M和N 7种波形,其中I、J、K波反映心动周期的射血过程,L、M、N波反映舒张过程<sup>[2]</sup>。然而,BCG信号属于生物体信号,本身十分微弱,呼吸和体动等会干扰信号,采集过程中会伴有工频干扰,导致直接测量得到的BCG信号含有大量噪声而无法获得需要的重要生理特征信息<sup>[3-4]</sup>。因此,消除BCG信号所包含的噪声对于识别其特征参数具有很重要的意义。

目前BCG信号降噪主要有小波变换法<sup>[5-7]</sup>和经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[8]</sup>。基于小波变换的降噪方法在非平稳信号方面有很好效果,且计算简单,在时频域都具有很强分析信号局部特征的能力,然而运用小波变换对BCG信号去噪时,需要选取合适的小波基和分解层数才能达到较好的降噪效果,相同条件下不同小波基和分解层数的选取,对降噪效果影响很大,这给利用小波变换进行降噪带来很多不便<sup>[9-10]</sup>。Huang等<sup>[11]</sup>提出利用经验模态分解(empirical mode decomposition,简称EMD)对BCG信号进行降噪,它是一种自适应的算法,解决了小波变换需要提前给定小波基并设定分解层数的问题。但是利用该方法处理信号时,分解得到的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)会出现模态混叠和端点效应,造成重构完的信号中仍含有大量噪声。为了解决模态混叠现象,Wu等<sup>[12]</sup>提出了一种集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),通过向原始信号多次添加白噪声并平均的方法得到一系列IMF分量,有效解决了EMD方法存在的模态混叠问题。Colominas等<sup>[13]</sup>经过进一步完善,提出了基于自适应噪声的完全集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN),该方法利用向分解的每一阶段残余分量中添加自适应的白噪声,然后求平均值的方法,使得分解结果更彻底,进一步解决了模态混叠问题,有效减少了迭代次数,增加了重构精度,且该方法更加适合非线性信号分析。排列熵(permutation entropy, PE)是一种检测时间序列随机性和动力学突变的方法,由于该方法具有计算简单,运算速度快,抗噪能力强等优点被广泛应用于非线性数据序列的处理中<sup>[14]</sup>。

因此,本文利用CEEMDAN和PE在去噪方面的优点,将其结合起来对BCG信号进行降噪,提出一种基于CEEMDAN-PE的BCG降噪算法,利用CEEMDAN将原始BCG信号分解得到从高到低多个IMF分量,通过PE算出各个分量的相关系数,剔除其中代表噪声的分量,将有用的IMF分量进行重构得到降噪后的BCG信号。

## 1 算法原理与步骤

### 1.1 EEMD算法原理

CEEMDAN是由EEMD发展而来的,EEMD是通过EMD分解多次添加白噪声的原始信号,把多次分解所得到的IMF分量求取平均值作为最终的实际分量,它能有效地改善EMD方法存在的模态混叠现象。EEMD算法的实现如下。

1)将具有0均值和单位方差的高斯白噪声 $\omega^i(n)$ 加到原始信号 $s(n)$ 上,以获得新信号 $s^i(n) = s(n) + \omega^i(n)$ ,式中 $i$ 为实验的次数, $i = 1, \dots, I$ 。

2)通过EMD对每个 $s^i(n)$ ( $i = 1, \dots, I$ )信号进行分解,得到相应的 $IMF_k^i(n)$ ,式中 $k$ 为分解得到的IMF分量个数, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

3)定义 $IMF_k^i(n)$ 为 $s^i(n)$ 的第 $k$ 个IMF分量,则对原始信号进行EEMD分解后得到的第 $k$ 个IMF分量为

$$IMF_k = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_k^i(n)。$$

### 1.2 CEEMDAN算法原理

EEMD可以有效解决模态混叠的问题,但分解过程中向原始信号添加的噪声在处理之后并不可以被完全消除,这样就会造成重构误差。CEEMDAN是对EEMD的改进,利用其分解原理可以有效解决模态混叠问题且重构误差几乎为0,提高了计算的有效性。

在CEEMDAN算法中,用 $IMF_k^j$ 表示经过分解得到的第 $k$ 个IMF分量;将 $E_j(\cdot)$ 定义为由EMD分解所得到的第 $j$ 个IMF分量; $\omega^i(n)$ 仍然表示添加到原始信号上的0均值和单位方差的白噪声。则CEEMDAN算法的实现过程如下。

1)CEEMDAN算法第1个IMF分量的获取方法与EEMD方法相同,通过EMD对信号 $s(n) + \varepsilon_0 \omega^i(n)$ 进行 $I$ 次实验的方式来获取,如式(1)所示。

$$IMF_1^i = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I i = 1 IMF_k^i(n) = \overline{IMF_1} \quad (1)$$

2)当 $k=1$ 时,计算CEEMDAN分解第1阶段的唯一残余信号,如式(2)所示。

$$r_1(n) = s(n) - IMF_1^i \quad (2)$$

3)向残余信号 $r_1(n)$ 中添加噪声分量 $\varepsilon_1 E_1(\omega^i(n))$ , $i=1, \dots, I$ ,然后进行EMD分解,直到得到第1个IMF分

量为止,此时可求得第 2 阶 IMF 如式(3)所示。

$$IMF'_2 = \frac{1}{J} \sum_{i=1}^J E_1(r_1(n) + \varepsilon_1 E_1(\omega^i(n))) \quad (3)$$

4) 以此类推,可以计算出第  $k(k=2,3,\dots,K)$  个残余信号,及第  $k+1$  个 IMF 如式(4)所示。

$$r_k(n) = r_{k-1}(n) - IMF'_k$$

$$IMF'_{k+1} = \frac{1}{J} \sum_{i=1}^J E_1(r_k(n) + \varepsilon_k E_k(\omega^i(n))) \quad (4)$$

5) 当残余信号不能继续分解时,CEEMDAN 算法终止,终止条件为所获得残余信号的极值点不超过 2 个。

算法结束时,所有固有模态函数的个数为  $K$ ,最终的残余信号为如式(5)所示。

$$R(n) = s(n) - \sum_{k=1}^K IMF'_k \quad (5)$$

此时,原始待处理信号如式(6)所示。

$$s(n) = \sum_{k=1}^K IMF'_k + R(n) \quad (6)$$

从上述算法实现过程以及原始信号的最终分解结果可以看出,得益于完整的分解过程,CEEMDAN 算法可以对原始待处理信号进行精确重构。算法运行过程中,可以利用  $\varepsilon_k$  对不同阶段模态函数的获取来选择合适的信噪比(SNR)。

### 1.3 PE 算法原理

PE 是一种检测时间序列的随机性和动力学突变的方法<sup>[14]</sup>。其计算方法如下。

将给定的时间序列  $X = \{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}$  进行相空间重构,重构向量如式(7)所示。

$$\begin{cases} X_i(1) = \{x(1), x(1 + \tau), \dots, x(1 + (m + 1)\tau)\} \\ X_i(k) = \{x(k), x(k + \tau), \dots, x(k + (m + 1)\tau)\} \\ \vdots \\ X_i(n - (m - 1)) = \{x(n - (m - 1)\tau), \\ x(n - (m - 2)\tau), \dots, x(n)\tau\} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $m$  为嵌入维数; $\tau$  为时间延迟。重构向量  $X_i$  可作为矩阵  $X$  的行向量,将  $X_i$  进行升序排列,如式(8)所示。

$$x[k + (j_1 - 1)\tau] \leq x[k + (j_2 - 1)\tau] \leq \dots \leq x[k + (j_m - 1)\tau] \quad (8)$$

式中: $j_1, j_2, \dots, j_m$  表示重构向量中各元素所在列的索引号。

对于时间序列重构所得矩阵  $X$  中的每一行,均可得到一组符号序列,如式(9)所示。计算出每种序列出现的概率,即可得到 IMF 分量的 PE 值,如式(10)所示。

$$S(g) = (j_1, j_2, \dots, j_m) \quad (9)$$

式中: $g = 1, 2, \dots, k, k \leq m!$ 。

$$H_p = - \sum_{i=1}^l (P_i \ln P_i) \quad (10)$$

当  $P_i = 1/m!$  时,  $H_p$  可以取得最大值。所以,可以对  $H_p$  进行归一化得到式(11)。

$$H_p = H_p / \ln(m!) \quad (11)$$

综上,  $H_p$  反应的是非线性数据序列的随机程度,熵值越大,说明时间序列的随机性越强;反之,熵值越小,说明该时间序列的规律性越好。

### 1.4 算法步骤

首先,根据式(1)~(6)对原始 BCG 信号进行分解得到各阶 IMF 分量;其次,根据式(7)~(11)计算全部 IMF 分量的 PE 值,并进行阈值判断;最后,去除其中代表高频噪声和基线漂移的 IMF 分量并对剩余 IMF 分量进行重构得到降噪后 BCG 信号。具体流程如图 1 所示。

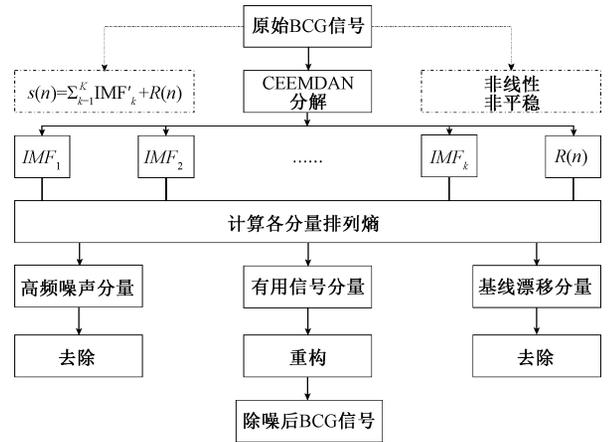


图 1 CEEMDAN-PE 降噪原理

Fig.1 CEEMDAN-PE de-noising principle diagram

## 2 实验

### 2.1 信号采集

本文采用的是自主研发的 BCG 信号采集系统。根据 BCG 信号的原理,通过测量人体信号的压电薄膜式传感器,利用心脏跳动引起的身体微小振动,使传感器获得动态变化,从而输出相应变化信号。由于 BCG 信号属于人体微弱生理信号,在设计采集系统时要排除各种干扰,包括信号本身频率低以及工频干扰等问题。根据以上要求,系统使用 eTouch 压电薄膜传感器,设计了传感器电路和信号处理电路,经过电路的多级放大和滤波等转换,将其无线传输到上位机软件,最终得到测量的 BCG 信号。信号检测系统主要包括电荷放大电路、低通滤波电路、电压放大电路、电压抬升电路、信号离散模块、无线传输模块和串口通讯<sup>[15]</sup>。采集系统的总体设计如图 2 所示。

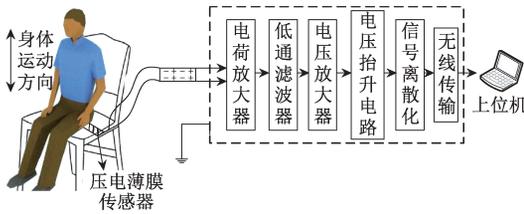


图2 电路整体设计

Fig.2 Overall design circuit block diagram

## 2.2 准确性实验

为了验证装置的有效性,使用自主设计的 BCG 信号采集系统和 ECG-300 A 数字式三道心电图机同步采集被试者的 ECG 和 BCG 信号,实时保存<sup>[15]</sup>。本文共采集了年龄在 23~27 岁的 10 位健康成年人的数据。如图 3 所示为某一被试者原始 BCG 信号与 ECG 信号对比。

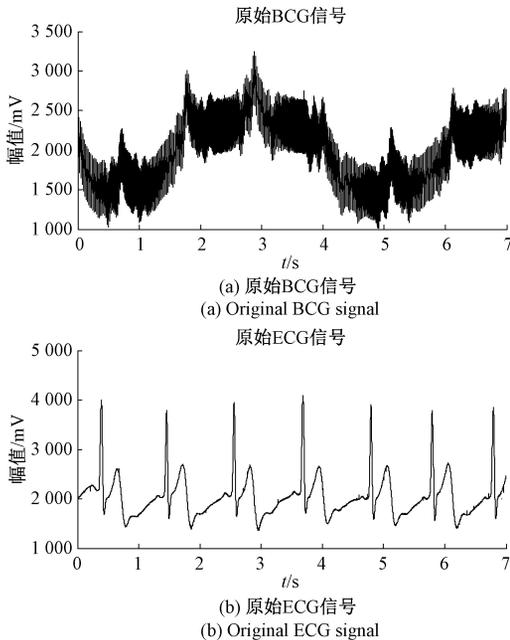


图3 原始 BCG 信号与 ECG 信号对比

Fig.3 Comparison of original BCG signal and ECG signal

由图 3 可知,虽然信号含有噪声等干扰,但是可以明显观察到信号中所包含的波峰,并且可以观察到 BCG 信号的波形具有重复性,进而说明本文采集的 BCG 信号与 ECG 信号同样具有鲁棒性。另外,通过多次不同受试者的实验数据观察得到,不同的受试者测量的 BCG 信号,其波形形状和幅值大小存在较大差异,这可能是由于个体差异性,即每个人心脏的心输出量、状态以及心跳频率都有所不同造成的。

为了验证所得到的信号的准确性,对所采集所有被试者的 BCG 信号分析得到心率,并与心电图机所得心率进行对比<sup>[16]</sup>,结果如表 1 所示。对所得到的 10 组数据

进行配对 t 检验,计算结果表明 2 种方法计算的心率不具有显著性差异( $P=0.419>0.05$ )。由此可知 BCG 信号与 ECG 信号有很好的相关性,表示自主研制的采集系统得到的 BCG 信号具有一定准确性。

表 1 被试者 BCG 和 ECG 的心率计算结果

Table 1 The heart rate calculation results of the tested subjects from both BCG and ECG signals

被试者	HR (BCG)	HR (ECG)
1	68	68
2	68	68
3	70	71
4	67	67
5	66	66
6	76	75
7	68	68
8	67	67
9	56	55
10	71	72

## 2.3 信号处理

将采集到的 BCG 信号进行 CEEMDAN 分解,结果如图 4 所示。实验中,加入了与原始信号标准差为 0.2 的白噪声  $I=200$  组<sup>[17-18]</sup>。

由图 4 可知,原始 BCG 信号经过 CEEMDAN 分解后得到 12 个 IMF 分量和 1 个余项。根据 CEEMDAN 分解过程中噪声对每个 IMF 分量影响逐渐减弱,信号对 IMF 分量的支配作用不断加强的特点,据此可以推断  $IMF_1 \sim IMF_7$  可能代表高频噪声分量, $IMF_8 \sim IMF_{11}$  可能代表有用信息, $IMF_{12}$  可能代表基线漂移部分。

由多次实验可知,不同被试者采集到的 BCG 信号经 CEEMDAN 分解后得到的 IMF 分量个数可能会有所不同,通过主观判断信号和噪声之间的分界是不准确的。为了减小信号重构误差,提高 BCG 信号的准确率,本文采用 PE 值来判断噪声和有效信号所代表的 IMF 分量。

在计算 PE 的过程中,需要选取合适的嵌入维数  $m$  和时间延迟  $\tau$ ,根据经验取  $m=3, \tau=1$ <sup>[18-19]</sup>。如表 2 所示为经计算得出的各 IMF 分量的 PE 值,从表 2 可以看出,PE 值是逐渐减小的,据此证实了噪声对不同 IMF 分量支配作用不同。对不同的 BCG 信号进行多次 PE 值计算<sup>[20]</sup>,选定有效信号 PE 值的阈值为  $0.706 \leq Pe \leq 0.797$ ,当  $Pe > 0.7907$  时为高频噪声分量, $Pe < 0.706$  时为低频基线漂移分量。

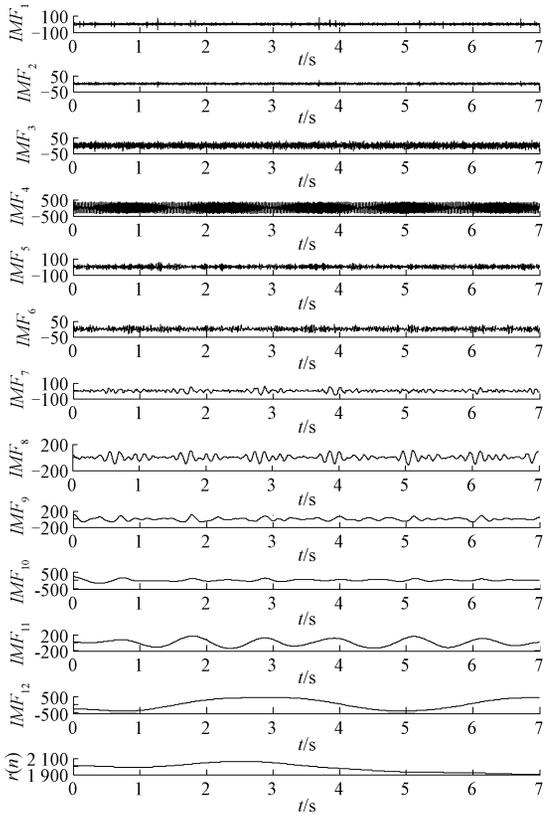


图 4 CEEMDAN 分解

Fig.4 CEEMDAN decomposition diagram

表 2 各 IMF 分量的 PE 值

Table 2 The PE value of each IMF component

名称	各分量 PE 值
$IMF_1$	1.784 6
$IMF_2$	1.774 8
$IMF_3$	1.786 1
$IMF_4$	1.256 1
$IMF_5$	1.081 9
$IMF_6$	1.078 0
$IMF_7$	0.909 1
$IMF_8$	0.797 5
$IMF_9$	0.749 9
$IMF_{10}$	0.723 6
$IMF_{11}$	0.709 6
$IMF_{12}$	0.679 7

### 3 实验结果分析

降噪后 BCG 信号如图 5 所示。由图 5 可知, 经过降噪后的信号特征得到明显保留, 消除了高频噪声和基线漂移后的信号更加光滑和清晰。为了更加直观地对算法消除噪声的效果进行评价, 本文采用频谱分析和信噪比  $R_{sn}$  分别评价该算法的降噪效果<sup>[21]</sup>。

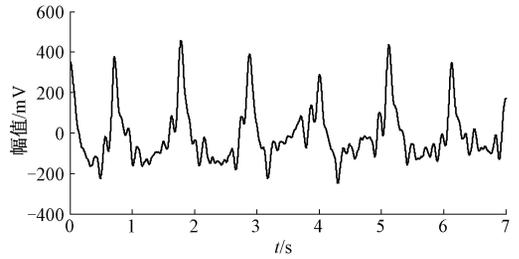
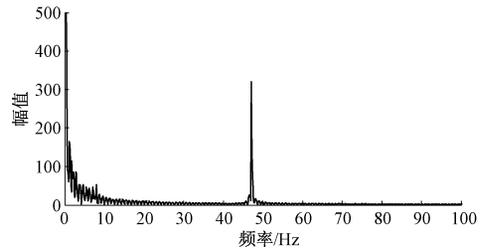


图 5 降噪后 BCG 信号

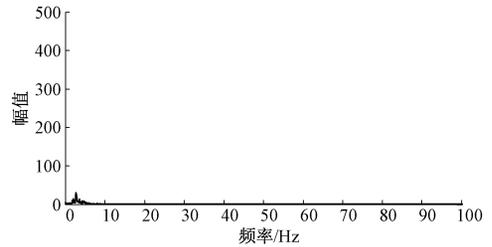
Fig.5 The BCG signal after noise reduction

图 6(a) 和 (b) 为降噪前后信号的频谱对比, 为了更加直观地观察该算法对信号高频部分的降噪情况, 对降噪前后信号在 40~100 Hz 部分进行了局部放大, 如图 6(c) 和 (d) 所示。



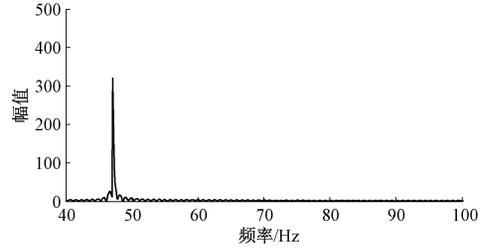
(a) 降噪前信号频谱特性

(a) The signal spectrum characteristic before noise reduction



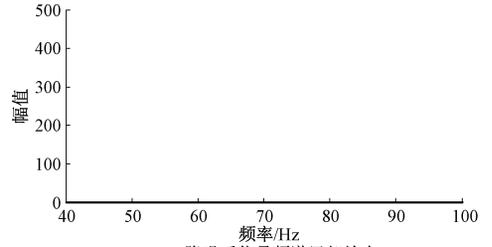
(b) 降噪后信号频谱特性

(b) The signal spectrum characteristic after noise reduction



(c) 降噪前信号频谱局部放大

(c) Partially enlarged diagram of the signal spectrum before noise reduction



(d) 降噪后信号频谱局部放大

(d) Partially enlarged diagram of the signal spectrum after noise reduction

图 6 降噪前后信号频谱特性对比

Fig.6 Comparison of the signal spectrum characteristics before and after noise reduction

由图6可知,降噪后信号的频谱特性在低频部分没有明显衰减,且在高频部分明显趋于平滑。原始信号在46 Hz附近的较大噪声幅值,在降噪后也得到明显改善,进一步说明了本文采用的方法在消除噪声的同时很好保留了BCG信号的低频特性。由于被试者之间存在个体差异,信号中噪声幅值出现的频段会略有不同,但该算法皆可以有效地消除其影响,得到较理想的生理信号,可适用于全部被试者,具有普适性。

为了进一步说明本文降噪方法的有效性,同时采用EMD法、小波变换法和CEEMDAN-PE法分别对BCG信号进行降噪处理,对降噪后信号的信噪比进行比较<sup>[20]</sup>。利用3种方法计算出10名被试者降噪后BCG信号信噪比如图7所示。由图7可知,CEEMDAN-PE方法得到降噪后信号的信噪比明显优于EMD法和小波变换法。综合考虑3种降噪方法的结果,CEEMDAN-PE降噪方法无论在降噪效果,还是对于信号特征的保留,都表现出了良好的效果。

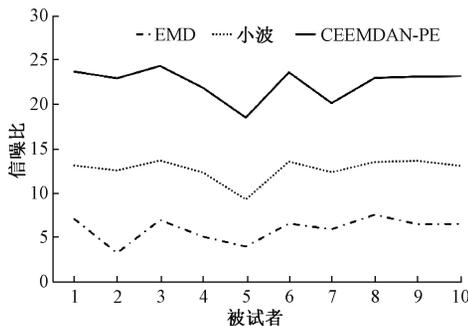


图7 不同降噪方法处理后信噪比对比

Fig.7 Comparison of the signal to noise ratios before and after processing with different noise reduction methods

## 4 结 论

由于采集系统和外部环境等因素的影响,采集到的BCG信号中含有大量噪声而无法获得重要生理特征信息,因此消除噪声是BCG信号预处理的重要内容。利用传统的小波变换设计滤波器,需要设计大量实验确定小波基与分解层数,由此会增加计算量和复杂程度,使该方法具有一定的局限性。文献[11]中EMD分解BCG信号确定IMF分量后,没有将分解后的IMF分量进一步处理,直接对各分量进行重构,不能准确有效消除IMF分量中由于高频噪声的干扰及时间尺度信号变化等因素引起的问题。综合考虑计算准确率和计算时长,利用更加完整的CEEMDAN算法对信号进行分解,同时使用PE值来自行判断噪声和有用信号的阈值范围,提高了计算的准确性以及降噪的效果。

本研究结合CEEMDAN和PE的优点,提出了基于

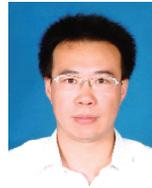
CEEMDAN-PE的BCG信号降噪算法。该方法首先利用CEEMDAN将原始BCG信号进行分解得到IMF分量,然后通过PE值算出每个IMF分量的PE值,并由此确定出与BCG信号相关的阈值范围。将代表有用信号的IMF分量重构后得到消除高频噪声和基线漂移的BCG信号。该方法克服了小波变换繁琐的模式,同时解决了EMD分解法存在的模态混叠问题。通过对比表明该方法能够有效识别心脏动力学信号,为后期结合脑电进行精神疲劳的研究奠定了基础,并对实时无感检测人体健康状态有重要的意义。

## 参考文献

- [1] STARR I, SCHROEDER H A. Ballistocardiogram. II. Normal standards, abnormalities commonly found in diseases of the heart and circulation, and their significance [J]. *Journal of Clinical Investigation*, 1940, 19(3): 437-450.
- [2] ALAMETS Ä J, VÄRRI A, VIIK J, et al. Ballistocardiographic studies with acceleration and electromechanical film sensors [J]. *Medical Engineering & Physics*, 2009, 31(9):1154-1165.
- [3] INAN O T, MIGEOTTE P F, PARK K S, et al. Ballistocardiography and seismocardiography: A review of recent advances [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(4):1414-1427.
- [4] INAN O T, ETEMADI M, WIDROW B, et al. Adaptive cancellation of floor vibrations in standing ballistocardiogram measurements using a seismic sensor as a noise reference [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, 57(3): 722-727.
- [5] 辛玉,李舜韶,王金瑞,等.基于迭代经验小波变换的齿轮故障诊断方法[J].*仪器仪表学报*,2018,39(11): 79-86.  
XIN Y, LI SH M, Wang J R, et al. Gear fault diagnosis method based on iterative empirical wavelet transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018,39(11): 79-86.
- [6] YASLAN Y, BICAN B. Empirical mode decomposition based denoising method with support vector regression for time series prediction: A case study for electricity load forecasting[J]. *Measurement*, 2017(103):52-61.
- [7] GACI S. The use of wavelet-based denoising techniques to enhance the first-arrival picking on seismic traces [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(8): 4558-4563.
- [8] OMITAOMU O A, PROTOPODESCU V A, GANGULY A R. Empirical mode decomposition technique with conditional mutual information for denoising operational sensor data [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(10): 2565-2575.

- [9] BEENAMOL M, PRABAVATHY S, MOHANALIN J. Wavelet based seismic signal de-noising using Shannon and Tsallis entropy [J]. Computers & Mathematics with Applications, 2012, 64(11): 3580-3593.
- [10] 杨丹,徐彬,叶琳琳,等.心脏心冲击信号降噪方法研究[J].生物医学工程杂志,2014,31(6):1368-1372.  
YANG D, XU B, YE L L, et al. De-noising method research of ballistocardiogram signal [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2014, 31(6): 1368-1372.
- [11] 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, 1998, 454(1971): 903-995.
- [12] WU Z H, HUANG N. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [13] COLOMINAS M A, GASTÓN S, MARÍA E T. Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing & Control, 2014, 14(1): 19-29.
- [14] 韩庆阳,王晓东,李丙玉,等.EEMD 在同时消除脉搏血氧检测中脉搏波信号高频噪声和基线漂移中的应用[J].电子与信息学报,2015,37(6):1384-1388.  
HAN Q Y, WANG X D, LI B Y, et al. Using EEMD to eliminate high frequency noise and baseline drift in pulse blood-oximetry measurement simultaneously [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1384-1388.
- [15] 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.  
JIANG X, GENG D Y, ZHANG Y Y, et al. BCG signal de-noising method research based on EMD-ICA [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2019, 38(2): 138-145.
- [16] 田浩辰,赵海文,郭士杰,等.基于振动加速度的无束缚心冲击检测与心率提取方法研究[J].生物医学工程杂志,2019,36(2):281-290.  
TIAN H CH, ZHAO H W, GUO SH J, et al. Unconstrained detection of ballistocardiogram and heart rate based on vibration acceleration [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2019, 36(2): 281-290.
- [17] 孙灵芳,王彤彤,徐曼菲,等.基于改进 CEEMD 的薄层污垢超声检测信号去噪 [J].仪器仪表学报,2017,38(12): 2879-2887.  
SUN L F, WANG T T, XU M F, et al. Thin fouling ultrasonic detection signal denoising based on improved CEEMD [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12): 2879-2887.
- [18] 李军,李青.基于 CEEMDAN-排列熵和泄漏积分 ESN 的中期电力负荷预测研究 [J].电机与控制学报,2015,19(8): 70-80.  
LI J, LI Q. Medium term electricity load forecasting based on CEEMDAN-permutation entropy and ESN with leaky integrator neurons [J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(8): 70-80.
- [19] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series [J]. Physical Review Letters, 2002, 88(17): 174102.
- [20] 田秀娟,于德新,邢雪,等.交叉口短时流量 CEEMDAN-PE-OSELM 预测模型 [J].哈尔滨工业大学学报,2018,50(3): 83-89.  
TIAN X J, YU D X, XING X, et al. Prediction model of CEEMDAN-PE-OSELM for intersections short-term traffic flow [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(3): 83-89.
- [21] 李红,孙冬梅,沈玉成.EEMD 降噪与倒频谱分析在风电轴承故障诊断中的应用 [J].机床与液压,2018,46(13): 156-159.  
LI H, SUN D M, SHEN Y CH. Application of EEMD noise reduction and cepstrum analysis in fault diagnosis of wind power bearing [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2018, 46(13): 156-159.

## 作者简介



耿读艳,分别在 2006 年和 2009 年于河北工业大学获得硕士学位和博士学位。现为河北工业大学教授,中国生物医学工程学会生物电磁专委会委员,主要研究方向为生物电磁技术。

E-mail: dygeng@hebut.edu.cn

**Geng Duyan** received his M.Sc. and Ph.D. degrees both from Hebei University of Technology in 2006 and 2009, respectively. Now, he is a professor in Hebei University of Technology, a committee member of the Bioelectromagnetic Special Committee of China Biomedical Engineering Society. His main research interest includes bioelectromagnetic technology.



王晨旭,2017 年于中北大学获得学士学位,现为河北工业大学电气工程学院生物医学工程专业硕士研究生,主要研究方向为生物电磁技术。

E-mail: wangchen512123@163.com

**Wang Chenxu** received his B.Sc. degree in 2017 from North University of China. Now, he is a master student in specialty of biomedical engineering, School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology. His main research interest includes bioelectromagnetic technology.