

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902620

改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用*

付林军^{1,2} 王凤随^{1,2} 刘正男^{1,2}
(1. 高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000; 2. 安徽工程大学 电气工程学院 芜湖 241000)

摘 要:针对传统经验模式分解(EMD)方法存在的模式混淆问题,以及总体平均经验模式分解(EEMD)不具备完备性和计算量太大的缺陷,提出一种改进的自适应互补集合经验模式分解(CEEMD)方法。该方法在分析加噪准则的基础上,引入峰值误差(PE)作为加噪评价指标,来自适应确定最佳加噪幅值;然后利用原始信号的幅值标准差以及加入噪声的幅值标准差的比值系数,对不同信号自适应获取总体平均次数;最后将该方法运用到由美国麻省理工学院建立的 MIT-BIH 心电数据库中,很好地实现了对目标信号的去噪。实验表明,所提方法的平均信噪比(SNR)达到了 19.249 7、均方根误差(RMSE)仅为 0.047 3,平均平滑度指标 R 只有 0.030 5。算法有效地去除了原始心电信号噪声,改善了信号的平滑度,提高了运算效率。

关键词:心电信号;自适应;互补集合经验模式分解;信噪比

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Application of improved adaptive CEEMD method in denoising of ECG signals

Fu Linjun^{1,2} Wang Fengsui^{1,2} Liu Zhengnan^{1,2}
(1. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control of High-end Equipment, Ministry of Education, Wuhu 241000, China; 2. Anhui Polytechnic University College of Electrical Engineering, Wuhu 241000, China)

Abstract: Aiming at the problem of pattern confusion in traditional empirical mode decomposition (EMD) method and the fact that the overall mean empirical mode decomposition (EEMD) does not have completeness and computational complexity, an improved adaptive complementary set empirical mode decomposition - (CEEMD) method is proposed. Based on the analysis of the noise adding criterion, this method introduces peak error (PE) as the noise adding evaluation index to adaptively determine the optimal noise adding amplitude. Then, the original signal amplitude standard deviation and the noise added amplitude standard deviation are used. The ratio coefficient is used to adaptively obtain the overall average number of times for different signals. Finally, the method is applied to the MIT-BIH ECG database established by the Massachusetts Institute of Technology, and the denoising of the target signal is well completed. Experiments show that the average SNR of the proposed method reaches 19.249 7, the RMSE is only 0.047 3, and the average smoothness index R is only 0.030 5. The algorithm effectively removes the original ECG signal noise, improves the signal smoothness and improves the calculation efficiency.

Keywords: ECG signal; adaptive; complementary set empirical mode decomposition; signal to noise ratio

0 引 言

随着社会的发展与进步,人们对自己的健康越来越关注。然而工作上的压力,导致很大一部分人到了一定的年纪后,心脏病发作的比例在显著上升,为了能更好地让医疗人员对病人的心理信息掌控,获得一个相对低噪

的心电信号图极为重要,因此对心电信号去噪技术提出更高的要求。

近几年来,针对心电信号的去噪问题国内外研究人员进行了大量的相关研究工作^[1-4]。尚宇等^[5]利用傅里叶变换(Fourier transform, FT)去除心电信号中的干扰,该方法虽然实现简单,计算迅速,但其无法将心电信号的时域信息和频域信息有机地相结合,也无法

观察到信号的非稳态特性,如漂移、趋势项等。Yang 等^[6]提出了一种新的基于阈值函数和收缩函数的小波变换去噪方法,该方法虽然计算量较小,运算也相对简单,并且适用于低信噪比的信号,但是不同的心电信号,难以选择合适的小波基进行分析,而且只要小波基确定了之后就必須用该小波基来分析整个心电信号,缺乏灵活性。经验模式分解(ensemble mode decomposition, EMD)方法^[7]能将信号自适应地分解成相应的固有模式函数(intrinsic mode functions, IMF),非常适合于非线性以及非平稳信号的处理,但是它的缺点^[8]是会产生模式混淆现象、端点效应以及虚假分量。为克服 EMD 方法的这些弊端, Wu 等^[9]在对 EMD 方法深入研究的基础上,对其进行了一些改进,提出了添加辅助白噪声的总体平均经验模式分解(EEMD)方法^[10],该方法在生物医学信号处理中应用十分广泛。EEMD 方法的提出,较好地解决了 EMD 方法的不足。但是 EEMD 方法需要增加总体平均次数来降低信号重构的误差,这使得计算量变得巨大,成本太高。为克服这一问题, Yeh 等^[11]在 EEMD 的基础上又提出了互补集合经验模式分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)方法,即在原始心电信号中加入正负成对的辅助白噪声,这就有利于消除重构信号中的一些残余辅助噪声,且加入白噪声的次数较少,提高了计算效率。然而,上述通过添加辅助噪声的分解方法都是通过人为的经验确定其加入噪声的大小与总体分解次数,不具备算法的自适应特性。陈略等^[12]提出利用原始心电信号的高频成分幅值标准差与低频成分幅值标准差的比值系数来确定总体平均次数 M ,但是在实际过程中不易区分信号的高频成分与低频成分。

本文提出一种改进的自适应 CEEMD 的心电信号去噪方法,解决了传统算法的自适应性差的问题。通过引入峰值误差(peak error, PE)作为自适应获取加噪幅值的算法指导思想。即判断加入噪声后信号的峰值误差,来确定加入噪声的幅值 Q ,找出 PE 极小值对应的 Q 值就是最佳加噪幅值。在借鉴陈略等的求总体平均次数方法的基础上,然而本文采用的是直接获取白噪声的幅值标准差与原始信号幅值标准差比值系数,避开了区分信号的高频成分与低频成分这一复杂过程;同时预先设置一个分解期望误差 e 来自适应获取算法总体平均次数 M 。这样就能自适应获取到 CEEMD 分解的两个重要参数,也是自适应 CEEMD 算法的核心部分。经 MATLAB 仿真实验对比,该算法的去噪效果比传统算法更好,信噪比更高,且很好地保留了原始 ECG 信号的纹理边缘、特征波形。

1 理论基础

1.1 EEMD 算法

在生物医学信号处理的研究中, EEMD 算法取得了不错的效果,不但拥有自适应分解信号的优势,还有效地避免了 EMD 算法的模式混淆缺陷。但是任何方法总会有它的弊端, EEMD 算法最大的缺陷就是想要获得一个纯净的信号,必须增大总体平均次数,这大大增加了计算的难度。它通过对原始信号进行 EMD 分解,在每次分解的时候加入合适的辅助白噪声,得到一系列的 IMF 分量来用于频谱分析, IMF 分量的频率与其指数成反比^[13-15]。EEMD 具体分解步骤如下^[16]:

1) 在原始信号 $x(t)$ 中加入均值为零、幅值标准差为常数的白噪声 $y_i(t)$ 若干次,即式(1)所示。

$$x_i(t) = x(t) + y_i(t) \quad (1)$$

式中: $x_i(t)$ 为第 i 次加入白噪声的信号, $y_i(t)$ 为第 i 次加入的白噪声。

2) 将加入白噪声后的 $x_i(t)$ 信号进行 EMD 分解,将分解后的各个 IMF 分量记为 $p_{ij}(t)$, 另一个余量记为 $n_i(t)$ 。其中 $p_{ij}(t)$ 表示第 i 次加入白噪声后分解所得到的第 j 个 IMF 分量。如式(2)所示。

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N p_{ij}(t) + n_i(t) \quad (2)$$

3) 对上述结果进行求平均运算,得到 EEMD 分解后最终的 IMF 分量,即式(3)所示。

$$p_j(t) = \sum_{i=1}^N p_{ij}(t) \quad (3)$$

式中: $p_j(t)$ 为对原始信号进行 EEMD 分解后所得到的第 j 个 IMF 量。

EEMD 方法对心电信号去噪过程的流程如图 1 所示。

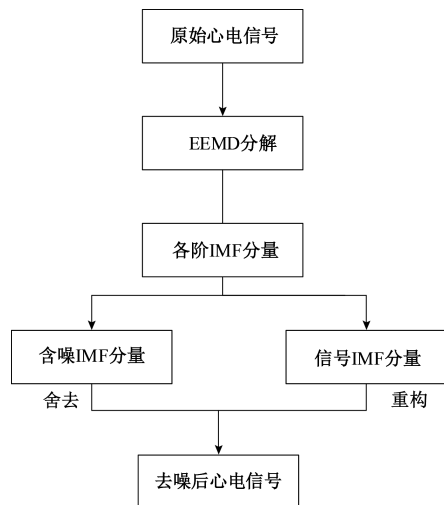


图1 EEMD 算法流程

Fig. 1 EEMD algorithm flow chart

1.2 CEEMD 算法

CEEMD 方法是在 EEMD 的基础上做了改进,在原始信号中加入辅助的正负成对白噪声,这样就有利于消除在后期进行信号重构时的残余辅助噪声^[17],继承了 EEMD 方法的优点同时提高了计算效率,减小了由添加的辅助白噪声带来的重构误差。CEEMD 具体的分解步骤如下^[18]。

1) 向原始信号中加入 n 组正负成对的白噪声,如式(4)、(5)所示。

$$z_i^+(t) = x(t) + y_i^+(t) \quad (4)$$

$$z_i^-(t) = x(t) + y_i^-(t) \quad (5)$$

式中: $x(t)$ 为原始信号; $y_i^+(t)$ 为添加的正噪声信号; $y_i^-(t)$ 为添加的负噪声信号; $z_i^+(t)$ 为添加正噪声信号后的混合信号; $z_i^-(t)$ 为添加负噪声信号后的混合信号。

2) 将得到的混合信号 $z_i^+(t)$ 以及 $z_i^-(t)$ 进行 EMD 分解,分解后得到两组集成的 IMF 分量, IMF_1 和 IMF_2 。 IMF_1 为正噪声组集成的平均结果, IMF_2 为负噪声组集成的平均结果。

3) CEEMD 算法最终的分解为两组 IMF 分量, IMF_1 和 IMF_2 的集成平均值。

本文将一个正弦信号中加入噪声信号,然后分别利用 EMD、EEMD、CEEMD 算法来对加入噪声的正弦信号去噪,仿真结果如图 2 所示。

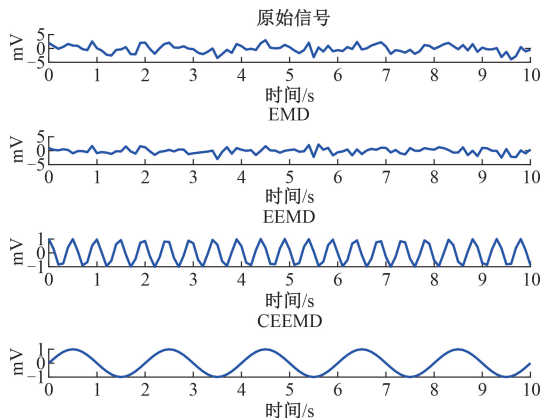


图 2 EMD、EEMD 和 CEEMD 算法分解图

Fig. 2 EMD、EEMD and CEEMD algorithm decomposition diagram

2 本文算法

EMD 算法的提出,在生物医学信号处理方法上,极大地提高了信号去噪的信噪比,很好地保留了原始信号的特征。但是其局限性也很明显,存在明显的模态混淆现象, EEMD 算法计算量又太大,计算效率过低。而

CEEMD 算法在这些方面的性能都有极大的提升,计算效率提高的同时又具有较好的灵活性。但是传统的 CEEMD 方法在滤除高频分量的同时会丢失部分有效信息。所以本文提出一种改进的自适应 CEEMD 算法对心电信号去噪,解决了传统方法的不足。在去噪效果评估方面,采用均方根误差 (root mean square error, RMSE)、信噪比 (signal noise ratio, SNR) 以及平滑度指标 R ^[19] 进行客观的评价。

2.1 改进的自适应 CEEMD 算法

1) CEEMD 算法中加噪幅值的自适应选取

加入合适的噪声可使信号极值点分布更加的均匀。如果加入的噪声幅值过小,则不能改变原始信号的极值点分布情况;如果加入的噪声幅值过大,则整个原始信号都会被噪声信号所覆盖,都不能达到一个良好的去噪效果。所以,选取一个合适的加噪幅值对信号去噪的影响极为关键。

Huang 等通过实验给出经验性的加噪参数范围: Q 一般取 $0.1SD \sim 0.2SD$ (SD 表示原始信号标准差), M 一般取 $100 \sim 200$ 次^[6]。寻找出最优 Q 的取值便成为了关键。本文通过引入 PE 作为自适应获取加噪幅值算法指导思想。即判断加入噪声后信号的峰值误差,来确定加入噪声的幅值 Q ,找出 PE 极小值对应的 Q 值就是最佳加噪幅值,如图 3 所示。

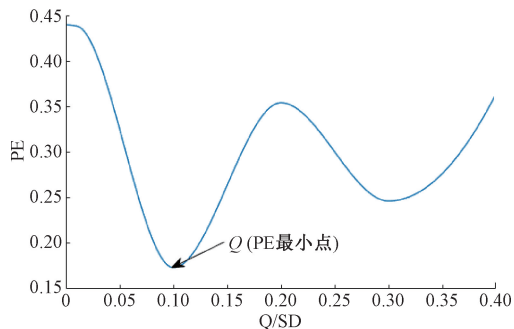


图 3 自适应加噪幅值原理

Fig. 3 Adaptive noise figure of amplitude

对图 3 进行分析可知,当峰值误差 PE 非常大时,这时加噪信号对原始信号造成的峰值误差过大,不符合噪声加入的准则;相反,当峰值误差较小时,则能获取到最优加噪幅值 Q 。

2) CEEMD 算法中总体平均次数的自适应选取

加入原则如式(6)所示。

$$\begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: X 为原始信号; Y 为添加的噪声信号; Z_1 和 Z_2 分别为加入正负噪声后的混合信号。另外,设 H_n 为噪声信号 Y 幅值标准差, H_0 为原始信号 X 幅值标准差。标准差^[20]

计算公式如下:

$$STD = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - u)^2} \quad (7)$$

式中: y_i 为待计算数字序列; u 为 y_i 的平均值; N 为数据长度。

在自适应 CEEMD 方法中, 还有一个重要的参数设置就是总体平均次数 M 的选择, 这决定了加入白噪声后信号的消噪情况。式(8)为本文提出的一种自适应获取总体平均次数的选择方案。

$$M = \frac{C}{e} \quad (8)$$

式中: e 为期望的信号分解相对误差最大值, 即输入信号与 CEEMD 分解后 IMF 的相对误差; C 为加入的白噪声幅值标准差 H_n 与原始信号幅值标准差 H_0 比值系数; M 为在 CEEMD 方法中总体平均的次数。

一般来说, 可以先人为设置一个分解误差, 本文取 $e=1\%$, 而加入的白噪声幅值标准差 H_n 与原始信号幅值标准差 H_0 可以确定。这样, M 的值就可以被自适应地获取。

3) 改进的自适应 CEEMD 算法心电信号去噪过程

首先通过峰值误差来自适应获取加噪幅值; 然后在原始的心电信号中加入符合标准的白噪声信号, 接着提取出辅助白噪声的幅值标准差; 再计算出原始信号幅值标准差, 获取它们的比值系数; 紧接着通过设置信号分解时期望误差 e (本文取 $e=1\%$) 来自动获取总体平均次数; 然后将信号进行 EMD 分解, 再进行信号的重构得到重构后的心电信号, 如果得到的去噪信号达不到本文的去噪要求, 则重新返回设置期望误差, 继续进行操作, 最后完成对心电信号去噪过程。改进的自适应 CEEMD 去噪算法流程如图 4 所示。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

本文算法实验硬件环境是 acer 台式电脑, 主要配置为 Intel i5, 3.6 GHz, 以及 32 GB 的内存, 软件环境是 64 位的 Windows7 系统, 仿真运行工具是 MATLAB2016a。

3.2 评价标准

目前在心电信号去噪方面, 没有固定的评价标准, 本文采用 RMSE、SNR 以及平滑度指标 R 这 3 种评价标准来对心电信号去噪性能的评价, 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2}{n}} \quad (9)$$

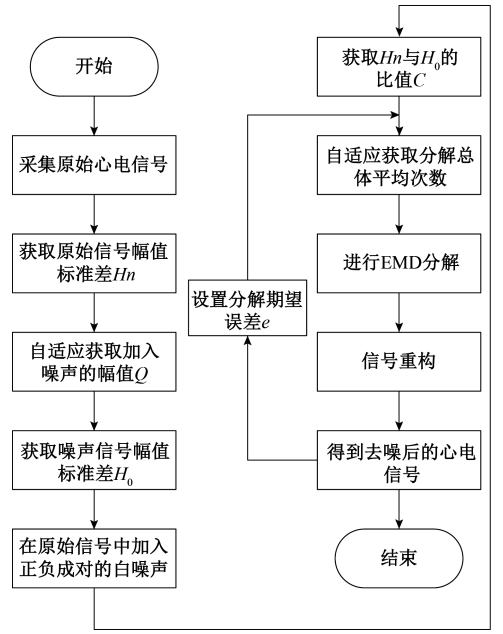


图 4 改进的自适应 CEEMD 算法去噪流程

Fig. 4 Improved adaptive CEEMD algorithm denoising flowchart

$$SNR = 10 \times \lg \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_i)^2} \right] \quad (10)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - X_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^{n-1} (Y_i - X_{i+1})^2} \quad (11)$$

式中: X_i 表示原始心电信号; Y_i 表示去噪后的心电信号; n 表示信号样本; $RMSE$ 表示去噪后的信号与原始信号之间的差异; SNR 表示信号的有效成分与噪声成分的比值; R 表示去噪后信号波形的平滑程度。一般来说, $RMSE$ 和 R 越小, SNR 值越大就说明去噪效果越好, 性能越佳。

3.3 实验数据对比

为了验证改进的自适应 CEEMD 算法在去噪性能上优于前人提出的 EMD、EEMD 以及 CEEMD 算法, 选择将本文算法与 EMD 算法、EEMD 算法以及 CEEMD 算法在上述 3 个评价标准上进行对比。其中 EMD 算法是不需要添加辅助噪声来进行分解的, 其余方法都需要利用添加辅助噪声来进行算法分解。测试心电信号来源于美国麻省理工学院建立的 MIT-BIH 心电数据库中的 7 组心电信号。实验结果如表 1 所示。

通过表 1 的 4 种算法在不同心电信号中的均方根误差、信噪比和平滑度指标对比结果可以看出, 与传统 CEEMD 算法相比, 在均方根误差相当的情况下, 平均信噪比仍然增加了 3.3%; 相对于 EMD 算法以及 EEMD 算法, 在均方根误差上分别降低了 134%、42.9%, 同时在信

表 1 本文算法与其他算法在 SNR、RMSE 上的对比

Table 1 Comparison of the algorithm in this paper with other algorithms on SNR and RMSE

心电数据	评价指标	本文算法	EMD 算法	EEMD 算法	CEEMD 算法
103 号数据	RMSE	0.041 2	0.103 5	0.061 4	0.045 3
	SNR	20.263 6	13.364 8	18.654 9	19.594 9
107 号数据	RMSE	0.036 9	0.092 7	0.056 1	0.031 8
	SNR	19.698 3	12.279 0	16.964 2	18.365 9
118 号数据	RMSE	0.061 5	0.132 8	0.091 4	0.059 9
	SNR	19.563 4	10.524 3	17.256 5	19.253 0
122 号数据	RMSE	0.035 1	0.096 4	0.050 4	0.031 3
	SNR	21.301 8	12.297 3	18.937 4	20.681 9
203 号数据	RMSE	0.072 6	0.153 7	0.098 2	0.069 4
	SNR	19.215 6	12.914 6	17.259 1	18.356 4
228 号数据	RMSE	0.039 7	0.086 4	0.053 7	0.041 4
	SNR	17.352 2	9.569 1	15.613 7	17.144 6
234 号数据	RMSE	0.043 8	0.109 7	0.062 2	0.041 3
	SNR	17.353 1	10.369 8	15.256 1	17.035 7
平均值	RMSE	0.047 3	0.110 7	0.067 6	0.045 8
	SNR	19.249 7	11.617 0	17.134 6	18.633 2

噪比方面也增加了 65.7%、12.3%。EEMD 算法是在 EMD 算法的基础上加上辅助白噪声进行分解,CEEMD 算法又是在 EEMD 算法的基础上,将添加的辅助白噪声变为正负成对的辅助白噪声,来解决重构误差较大问题。本文算法是在 CEEMD 算法的基础上进行参数上的改进,改进了加入噪声的幅值以及迭代总体平均次数选取方法,使算法灵活简单,计算更加便捷。从图 5(a)和(b)所示可以更加直观地看到,本文算法与其余 3 种算法在 RMSE 和 SNR 上的优势所在,通过 4 种算法对心电信号去噪的对比,可以得出本文改进的自适应 CEEMD 算法更加具有去噪的先进性。

为使得本文提出的去噪算法更加具有说服力,选择在 RMSE 和 SNR 评价指标上又引入了能反映出噪信号平滑程度的指标 R 以及算法运行时间作为另两种评价指标进行验证,同时利用不同心电信号在 4 种去噪算法上进行仿真,实验结果如表 2、图 6 所示,算法运行时间如图 7 所示。

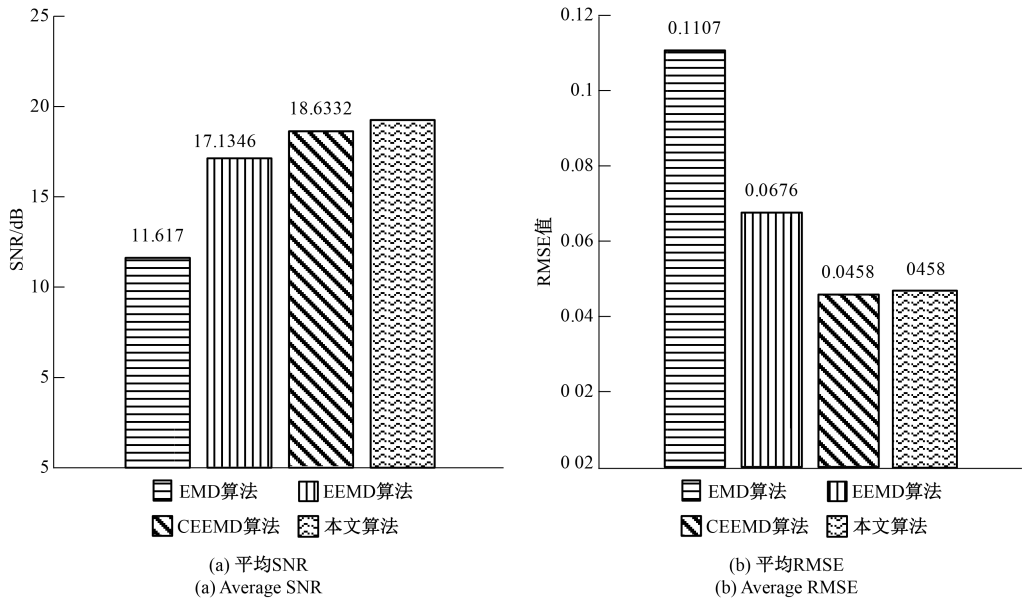


图 5 本文算法与其他算法在平均 SNR、平均 RMSE 上的对比

Fig. 5 Comparison of the algorithm in this paper with other algorithms on average SNR and average RMSE

表 2 本文算法与其他算法在平滑度 R 上的对比

Table 2 Comparison of smoothness R between our algorithm and other algorithms

心电数据	本文算法	EMD 算法	EEMD 算法	CEEMD 算法
103 号数据	0.025 7	0.125 4	0.099 8	0.053 6
107 号数据	0.029 4	0.106 4	0.105 9	0.057 1
118 号数据	0.017 9	0.108 3	0.085 7	0.042 6
122 号数据	0.016 3	0.098 5	0.061 5	0.042 3
203 号数据	0.023 7	0.125 9	0.089 5	0.056 3
228 号数据	0.049 7	0.155 4	0.108 1	0.076 3
234 号数据	0.051 1	0.104 9	0.101 1	0.082 6
平均值	0.030 5	0.117 8	0.093 1	0.058 7

本文算法与 CEEMD 算法在 RMSE 和 SNR 上相差甚微,难以判断本文算法的先进性。于是选择了平滑度指标以及算法运行时间作为另两种去噪评价指标,实验结果显示,本文提出的去噪算法在平滑度指标上明显优于 CEEMD 算法,总体降低了 92%之多,并且与 EMD 算法、EEMD 算法相比,改善较为明显。在算法运行效率上,本文算法较最快的 CEEMD 算法也要快 0.5 s 左右,综上所述,本文提出的改进自适应 CEEMD 算法在心电信号去噪中性能更加良好,为心电信号去噪提供有效的依据。

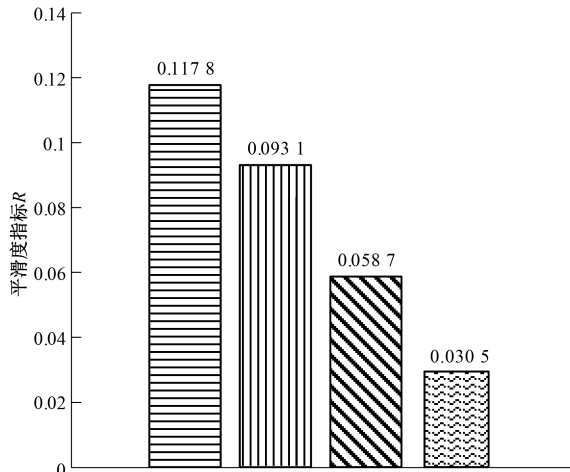


图 6 本文算法与其他算法在平均平滑度 R 上的对比
Fig. 6 Comparison of the algorithm in this paper with other algorithms on average smoothness R

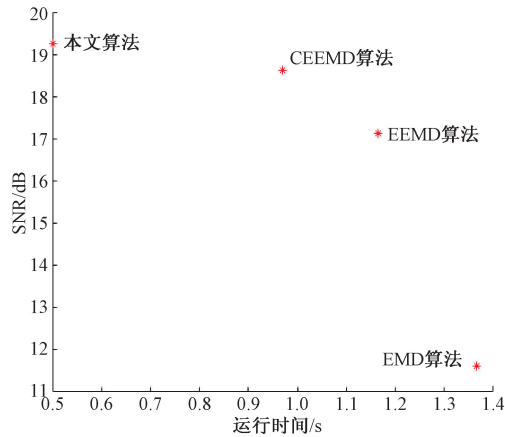


图 7 不同算法的运行时间
Fig. 7 Run time of different algorithms

3.4 直观实验结果对比

为了进一步体现本文算法的去噪效果,将本文算法在 MIT-BIH 心电数据库编号为 118 的心电信号进行分析验证,原始心电图如图 8 所示。

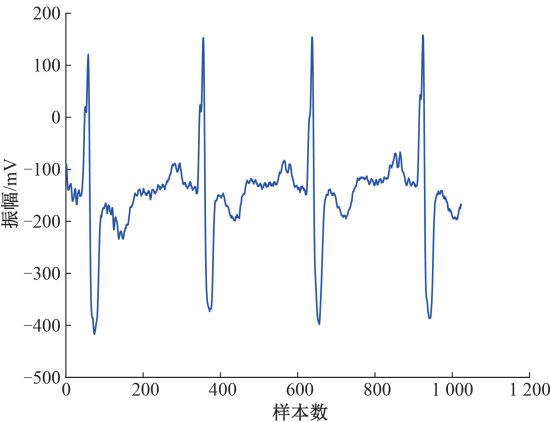


图 8 原始心电信号波形
Fig. 8 Original ECG signal waveform

基于改进的自适应 CEEMD 算法对上面的心电信号的分解结果如图 9 所示。图 9(a) 最上面的是原始心电信号,图 9(b)~(l) 为 IMF1, IMF2, ..., IMF10 分解所得到的第 1~10 个 IMF 分量, IMF11 是分解后得到的剩余项。从图 9 可以看出, IMF 的频率是由高到低排列, IMF1 的频率是高频噪声。

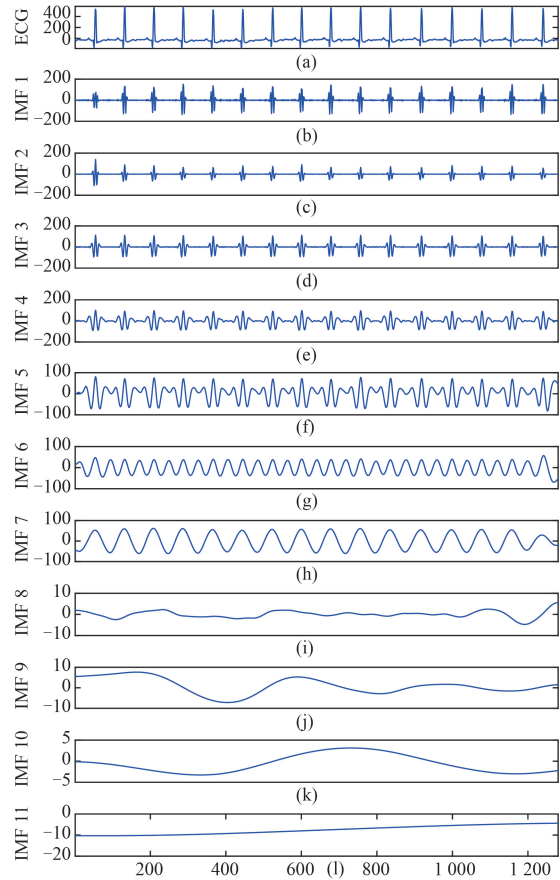


图 9 心电信号 CEEMD 分解后 IMF 波形
Fig. 9 IMF waveform after decomposition of ECG signal CEEMD
将原始信号经过 CEEMD 分解得到的 IMF 进行重构,得到过滤后的心电信号,去噪后的波形如图 10 所示。

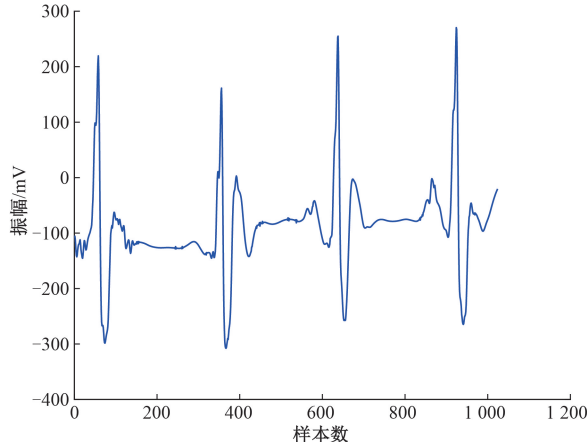


图 10 去噪后的心电信号波形
Fig. 10 Waveform of ECG signal after denoising

将去噪后的心电信号与原始心电信号对比,可以明显发现,去噪信号的纹理边缘变得更加光滑,并且很好地保留了信号的有效特征。如图11所示。

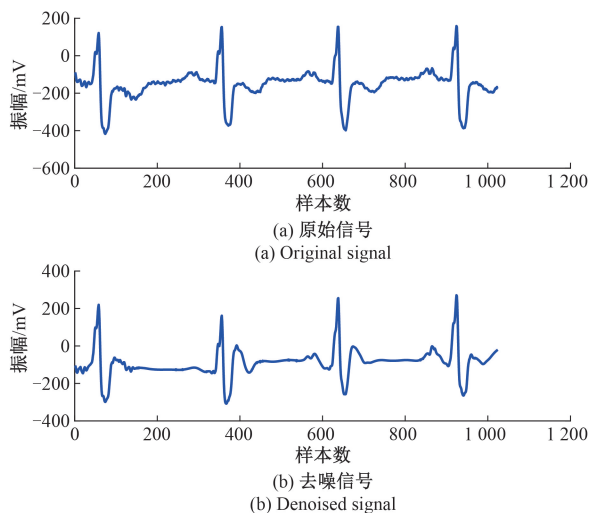


图11 原始心电信号与去噪后心电信号对比

Fig. 11 Comparison of the original ECG signal and the denoised ECG signal

4 结 论

传统经验模态分解存在如下问题:1)算法缺乏灵活性,需要人为去设定分解的总体平均次数;2)计算量过大,由于加入辅助白噪声的影响,会使信号增加重构误差,为了尽量减少这一误差,就必须增加算法的分解次数,使算法计算量变大。为了解决这两个问题,本文提出了一种基于改进的自适应CEEMD的方法对心电信号去噪,该方法利用EMD算法作为背景知识,引用PE作为加噪评价指标,自适应确定最佳加噪幅值;然后利用原始信号的幅值标准差以及加入噪声的幅值标准差比值系数,对不同信号可以自适应获取总体平均次数,对原始心电信号进行自适应去噪。仿真结果表明,该算法能够有效去除心电信号中的多种噪声信号,RSME、SNR和平滑度指标 R 相较于其他算法均有显著改善,信号波形细节更加清晰,边缘更加的平滑,去噪效率上有明显提高。

参考文献

[1] 张伦,徐科军,穆立彬,等. 基于超声回波信号包络拟合的信号处理方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 194-201.
ZHANG L, XU K J, MU L B, et al. Signal processing method based on envelope fitting of ultrasonic echo signals [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 194-201.

[2] 田晶,王英杰,王志,等. 基于EEMD与空域相关降噪的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2018,

39(7): 144-151.

TIAN J, WANG Y J, WANG ZH, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on EEMD and airspace-related noise reduction [J]. Journal of Instrumentation, 2018, 39(7): 144-151.

[3] 陈清凤,王春辉,周晓宇,等. 超声图像斑点噪声抑制的实时处理系统[J]. 电子测量技术, 2018, 41(6): 66-70.
CHEN Q F, WANG CH H, ZHOU X Y, et al. Real-time processing system for speckle noise suppression of ultrasonic images [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(6): 66-70.

[4] 金薛冬,李东新. 基于谱减法的语音信号降噪改进算法[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(5): 63-67.
JIN X D, LI D X. Improved algorithm for speech signal denoising based on spectral subtraction [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2018, 37(5): 63-67.

[5] 尚宇,徐婷,何永辉. 分数阶傅里叶变换在心电信号处理中的应用[J]. 电子科技, 2011, 24(8): 116-118.
SHANG Y, XU T, HE Y H. Application of fractional Fourier transform in ECG signal processing [J]. Electronic Technology, 2011, 24(8): 116-118.

[6] YANG Y, WEI Y. New threshold and shrinkage function for ECG signal denoising based on wavelet transform[C]. International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2009: 1-4.

[7] 王林军,刘晋玮,杜义贤. 自相关去噪和经验模态分解的轴承故障分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(9): 97-101.
WANG L J, LIU J X, DU Y X. Bearing fault analysis based on autocorrelation denoising and empirical mode decomposition[J]. Combined Machine Tool & Automatic Processing Technology, 2019(9): 97-101.

[8] 赵迎,乐友喜,黄健良,等. CEEMD与小波变换联合去噪方法研究[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(6): 2870-2877.
ZHAO Y, LE Y X, HUANG J L, et al. Study on joint denoising method of CEEMD and wavelet transform [J]. Progress in Geophysics, 2015, 30(6): 2870-2877.

[9] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method [J]. Advance in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[10] GACI S. A new ensemble empirical mode decomposition (EEMD) denoising method for seismic signals [J]. Energy Procedia, 2016, 97: 84-91.

[11] YE H J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: A novel noise

- enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [12] 陈略, 唐歌实, 訾艳阳, 等. 自适应 EEMD 方法在心电信号处理中的应用[J]. *数据采集与处理*, 2011, 26(3): 361-366.
- CHEN L, TANG G SH, ZI Y Y, et al. Application of adaptive EEMD method in ECG signal processing[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2011, 26(3): 361-366.
- [13] MARIYAPPA N, SENGOTTUVEL S, PATEL R, et al. Denoising of multichannel MCG data by the combination of EEMD and ICA and its effect on the pseudo current density maps [J]. *Biomedical Signal Processing & Control*, 2015, 18: 204-214.
- [14] 吴其前, 张雄伟, 基于 EEMD 域统计模型的语音激活检测算法[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(1): 51-56.
- WU Q Q, ZHANG X W. Voice activity detection algorithm based on EEMD domain statistical model[J]. *Date Acquisition and Processing*, 2012, 27(1): 51-56.
- [15] 艾延廷, 冯妍妍, 周海仑. 小波变换和 EEMD 马氏距离的轴承故障诊断[J]. *噪声与振动控制*, 2015, 35(1): 235-239.
- AI Y T, FENG Y Y, ZHOU H L. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and EEMD-machine distance[J]. *Noise and Vibration Control*, 2015, 35(1): 235-239.
- [16] 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 ZH, WANG F, SUN Y Q. Application of improved EEMD algorithm in ECG signal denoising[J]. *Data Acquisition and Processing*, 2018, 33(4): 646-653.
- [17] 孙灵芳, 徐曼菲, 朴亨, 等. 基于改进 CEEMD 的超声检测信号自适应降噪[J]. *振动与冲击*, 2017, 36(20): 225-232.
- SUN L F, XU M F, PU H, et al. Adaptive noise reduction based on improved CEEMD for ultrasonic detection signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2017, 36(20): 225-232.
- [18] 刘欣悦, 单德山, 谭康熹. 基于互补集合经验模态分解的近场脉冲地震信号降噪算法[J]. *铁道建筑*, 2019, 59(5): 59-63.
- LIU X Y, SHAN D SH, TAN K X. Near field pulse seismic signal denoising algorithm based on complementary set empirical mode decomposition [J]. *Railway Construction*, 2019, 59(5): 59-63.
- [19] 柳振民, 彭宗尧, 郭力闻. 小波变换在火箭遥测数据误码剔除中的应用[J]. *兵器装备工程学报*, 2017, 38(5): 94-98.
- LIU ZH M, PENG Z X, GUO L W. Application of wavelet transform in error correction of rocket telemetry data[J]. *Journal of Ordnance Equipment Engineering*, 2017, 38(5): 94-98.
- [20] 孟娟, 韩智明, 李亚南. 基于改进互补集合经验模态分解的自适应小波熵阈值地震随机噪声压制算法[J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(30): 52-61.
- MENG J, HAN ZH M, LI Y N. adaptive wavelet entropy threshold seismic random noise suppression algorithm based on improved complementary set empirical mode decomposition[J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(30): 52-61.

作者简介



付林军, 2018 年于安徽信息工程学院获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理。
E-mail: 1391367188@qq.com

Fu Linjun received his B. Sc. degree from Anhui Institute of Information Technology in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interest is biomedical signal processing.



王凤随 (通信作者), 2005 年于淮北师范大学获得学士学位, 2008 年于华侨大学获得硕士学位, 2013 年于南京大学获得博士学位, 现为安徽工程大学副教授, 主要研究方向为图像处理, 视频通信, 机器学习, 计算机视觉。

E-mail: fswang@ahpu.edu.cn

Wang Fengsui (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Huaibei Normal University in 2005, M. Sc. degree from Huaqiao University in 2008, and Ph. D. degree from Nanjing University in 2013. Now he is an associate professor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include the areas of image processing, video communication, machine learning and computer vision.



刘正男, 2018 年于安徽工程大学获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为机器学习, 图像处理。
E-mail: 1322635741@qq.com

Liu Zhengnan received her B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. Her main research interests include machine learning and picture processing.