

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2023.09.014

医学信号处理与医学仪器

改进 WOA-VMD 算法的心电信号去噪

郁伟¹, 李正权^{1,2}, 邢松³

1. 江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 江苏理工学院常州市 5G+工业互联网融合应用重点实验室, 江苏 常州 213001; 3. 加利福尼亚州立大学信息系统系, 洛杉矶 90032

【摘要】传统方法进行心电图(ECG)信号分解是基于QRS特征波经验性识别固有模式函数变量(IMF),但ECG信号和噪声信号之间存在频带混叠,导致去噪效果较差,针对此问题提出一种改进鲸鱼算法(IWOA)优化变分模态分解(VMD)算法参数,并和改进小波阈值相结合的方法。利用VMD基于完全非递归分解的特性,在鲸鱼算法中引入感知扰动机制,并用等螺距阿基米德螺旋曲线代替经典的对数螺旋曲线,对VMD中的模态个数 K 和惩罚参数 α 进行寻优;然后对ECG信号进行VMD分解,得到一系列IMF分量,通过相关系数判定噪声分量,对其进行改进小波阈值去噪;最后将各分量重构,得到去噪后的信号。将本文方法与单独使用小波阈值算法或VMD算法进行去噪对比实验,结果表明,本文方法可以有效去除ECG信号中的各种干扰,更好地保留ECG信号波形特征,具有潜在的临床指导意义。

【关键词】心电信号去噪;鲸鱼算法;变分模态分解;小波阈值;相关系数

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)09-1143-08

ECG signal denoising using improved WOA-VMD algorithm

YU Wei¹, LI Zhengquan^{1,2}, XING Song³

1. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Changzhou Key Laboratory of 5G+ Industrial Internet Fusion Application, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213001, China; 3. Information Systems Department, California State University, Los Angeles CA 90032, USA

Abstract: The traditional method for decomposing electrocardiogram (ECG) signals is based on empirically identifying intrinsic mode functions (IMF) using QRS feature waves. However, there is a frequency band aliasing between ECG and noise signals, which significantly affects the denoising performance. To solve this problem, an improved whale optimization algorithm (WOA) is proposed to optimize the parameters of the variational mode decomposition (VMD) algorithm, and combined it with an improved wavelet threshold method. For VMD is based on the completely non-recursive decomposition, a perception disturbance mechanism is introduced into WOA, and an equal pitch Archimedean spiral instead of the classic logarithmic spiral is used to optimize the number of modalities K and the penalty parameter α in VMD. Then, the ECG signal is decomposed using VMD to obtain a series of IMF components. The noise components are determined by correlation coefficient and removed using the improved wavelet threshold method. Finally, the various components are reconstructed to obtain the denoised signal. The comparison with wavelet threshold algorithm and VMD algorithm shows that the proposed method (WOA-VMD algorithm) can effectively remove various interferences in the ECG signal and better retain the waveform characteristics of the ECG signal, which is of potential significance in clinic.

Keywords: electrocardiogram signal denoising; whale optimization algorithm; variational modal decomposition; wavelet threshold; correlation coefficient

【收稿日期】2023-04-09

【基金项目】常州市 5G+工业互联网融合应用重点实验室项目 (CM20223015);111引智计划基金(B23008)

【作者简介】郁伟, 硕士, 研究方向: 生物医学信号处理, E-mail: 1905604796@qq.com

【通信作者】李正权, 教授, 研究方向: 信号处理, E-mail: lzq722@jiangnan.edu.cn

前言

心电信号能在一定程度上反应心脏各部位的生理状态,包含丰富的诊断信息,已广泛应用于心律失常、心肌梗死和各种心血管疾病的临床诊断^[1]。心电信号波形的形态特征是医生判断患者身体状况的关键标准,但是该信号的幅值一般为 $10\mu\text{V}\sim 5\text{mV}$,是一种非平稳非线性的微弱生理信号,容易受到心脏其

他部位的各种干扰^[2],以及各种噪声污染,所以心电信号会夹杂着基线漂移、工频和肌电干扰等^[3],严重影响P、QRS、T特征波检测和RR间期识别的正确性^[4],对后续分析带来影响,最终导致心脏疾病的误诊,所以去噪工作非常重要^[5]。

针对这一问题,国内外研究人员进行了大量的相关研究^[6],提出几种去噪方法,包括传统的数字滤波器、小波阈值方法和经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD),但仍然存在一些不足。传统的数字滤波法在频域中处理心电图(Elec-trocardiogram, ECG)信号,但由于ECG信号和噪声信号之间存在频带混叠,会导致许多有用信号被滤波^[7];在小波阈值方法中,其局部时频分析能力较强,但难点在于阈值选择,其中阈值设置过低会产生噪声,而阈值设置过高会损坏ECG信号^[8],小波基的选择也会影响去噪效果^[9];EMD算法可以递归地将含噪信号分解为一系列固有模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量^[10],但噪声和无噪声IMF分量之间通常存在模式混叠以及虚假分量,使去噪效果变得有限^[11];2014年Dragomiretskiy等^[12]提出了变分模式分解(Variational Mode Decomposition, VMD),基于完全非递归分解,可以将信号分解成一系列IMF分量,并确定每个模态分量的中心频率,因此可以有效地解决EMD算法中模态混叠的现象;但VMD分解得到的每个模态分量都含有信号和噪声,若随意去除任一分量都会影响重构后ECG信号的准确性。近年来,许多研究人员利用VMD对ECG信号中的低频噪声基线干扰进行去噪^[13],而高频噪声肌电干扰却放任不管,并且VMD分解过程中模态个数 K 和惩罚参数 α 的选择直接影响信号的分解效果^[14]。

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是Mirjalili等^[15]2016年提出的,具有参数少、收敛快等优点,但在局部于搜索中会陷入局部最优,针对这一问题,文献^[16]对WOA做出改进,引入感知扰动机制,然后选择等螺距阿基米德螺旋曲线代替经典的对数螺旋曲线。通过引入改进鲸鱼算法(IWOA)对VMD算法中模态个数 K 和惩罚参数 α 进行寻优^[17],在VMD分解后,获得一系列IMF分量,根据相关系数判断主分量和噪声分量^[18],并通过改进小波阈值法对噪声分量进行去噪,最后将信号主导的模态分量与去噪后的分量进行重构,得到去噪后的ECG信号。综上所述,本文采用IWOA优化VMD分解和改进小波阈值相结合的方法进行心电信号去噪。

1 理论基础

1.1 VMD算法

VMD算法通常用于处理非线性信号,是一种基

于完全非递归分解,将输入信号分解成一系列模态分量的算法,每个模态分量都有一定的中心频率和有限的带宽。VMD的整个过程就是不断迭代每个模态分量的中心频率和带宽,实现信号各频段的自适应分解^[12],其基本原理可以转换为变分问题的求解,构造的约束变分问题表示为:

$$\min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}, \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) = f$$

其中, u_k 为VMD分解后的第 K 个IMF分量; ω_k 为第 K 个IMF分量的瞬时频率; $\delta(t)$ 为狄拉克函数; $\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t)$ 是希尔伯特变换。

为求式(1)变分问题的最优解,引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 λ ,构造的增广拉格朗日函数为:

$$\left(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda \right) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (2)$$

1.2 改进小波阈值去噪

小波阈值去噪的关键在于阈值和阈值函数的选择,本文选取固定阈值法确定IMF的阈值^[19]:

$$x_i = \frac{\text{median}(|f_i|)}{0.6475\sqrt{2\ln N}} \quad (3)$$

其中, x_i 为第 i 个IMF函数的阈值, N 为信号长度。

传统阈值函数分为软阈值函数和硬阈值函数。硬阈值处理后的信号能很好地保留原信号的局部特征,但IMF在阈值 x_i 处是不连续的,会产生新的振荡;软阈值处理后的在阈值点 x_i 具有良好的连续性,但与原始信号总会有固定的偏差,去噪后的信号会产生失真^[20]。本文采用文献^[21]中的改进小波阈值函数,改进的阈值函数表达式如下:

$$\hat{D}_{i,k} = \begin{cases} \text{sign}(D_{i,k}) \left(\sqrt{D_{i,k}^2 - \left(\frac{x_i}{e^{|D_{i,k}| - x_i}} \right)^2} \right), & |D_{i,k}| \geq x_i \\ 0, & |D_{i,k}| < x_i \end{cases} \quad (4)$$

2 算法设计

2.1 IWOA

WOA灵感来源于座头鲸独特的捕猎方式,具有强大的全局搜索寻优能力^[15],但在局部搜索机制中有些许不足,会陷入局部最优。在WOA中引入感知

扰动机制,增强局部搜索,然后选择等螺距阿基米德螺旋曲线代替经典的对数螺旋曲线,避免算法陷入局部最优。

2.1.1 改进方式 (1)引入干扰因子。为了增加WOA算法的局部搜索能力,在每次迭代后会产生一组更有利的搜索位置 $X^*(t)$,但它不会直接进入下一次迭代,通过执行干扰因子,彻底搜索 $X^*(t)$ 的附近位置,在下一次迭代将会产生一个新的最佳搜索代理。为了克服扰动方法的随机性和盲目性,在构造扰动因子时设置了扰动范围,以保证局部搜索的精度;再引入感知系数,使搜索代理在扰动范围内进行寻优^[16]。通过搜索代理不断改变扰动的范围,然后用当前最优值替换之前的值,就能达到理想的结果,干扰因子数学模型为:

$$\varepsilon = \frac{x_d - x}{\|x_d - x\|} \cdot \text{Step} \cdot \text{Rand}(\cdot) \quad (5)$$

$$x = x + u \cdot \text{Rand}(\cdot) \oplus \varepsilon \quad (6)$$

干扰后,搜索代理的位置按式(6)更新。式中, u 是定义扰动距离的系数, $\text{Rand}(\cdot)$ 是介于(-1, 1)的随机数, Step 是发生干扰时搜索代理的移动步长, x_d 是时间 d 时的位置, x 是最佳位置, \oplus 表示点到点乘法, $x_d - x / \|x_d - x\|$ 是适应度函数的性质。

(2)改变搜索路径。引入阿基米德螺旋曲线,也称等速螺线,是一条由一个点匀速离开一个固定点的同时,以固定角速度围绕该固定点转动而产生的轨迹。对于原本的算法,螺线的螺距是逐渐改变的,会影响算法的性能,所以笔者选择等螺距阿基米德螺旋曲线,来调整函数的参数,使算法性能达到最佳。等螺距阿基米德螺旋曲线表明曲线的螺距是固定的,搜索路径数学模型如式(7)所示,二维图像如图1所示。

$$\begin{cases} x = (a + b \cdot l) \cos 2\pi l \\ y = (a + b \cdot l) \sin 2\pi l \end{cases} \quad (7)$$



图1 阿基米德螺旋曲线

Figure 1 Archimedean spiral

通过改变搜索路径和引入扰动机制得到改进后的WOA,该算法在扰动的初始阶段要尽快找到一个较优的位置,在扰动后期搜索代理会彻底搜索目标附近的位置,搜索代理的步长被重新定义:

$$\text{Step} = \text{Step}_{\min} + (\text{Step}_{\max} - \text{Step}_{\min}) \frac{N - n}{N} \quad (8)$$

从式(8)可以看出步长是不断变小的,迭代开始时是最大值,迭代结束时是最小值。

为验证WOA中搜索路径的最优性,笔者选取了另外3条经典曲线(阿基米德螺旋曲线、玫瑰曲线、费马曲线)进行比较,并采用不同的测试函数进行实验,测试1、2、3的测试函数如公式(9)、(10)、(11)所示:

$$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2 \quad (9)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^d |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i| \quad (10)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} \left(100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2 \right) \quad (11)$$

从图2可以观察得到,在相同的迭代次数下,使用阿基米德螺旋曲线作为搜索路径的WOA,收敛程度和收敛速度均优于原始算法中的对数螺旋曲线和另外两条曲线。特别地,在图2c中,采用阿基米德螺旋曲线的WOA算法的收敛程度接近于0,远远优于对数螺旋曲线。

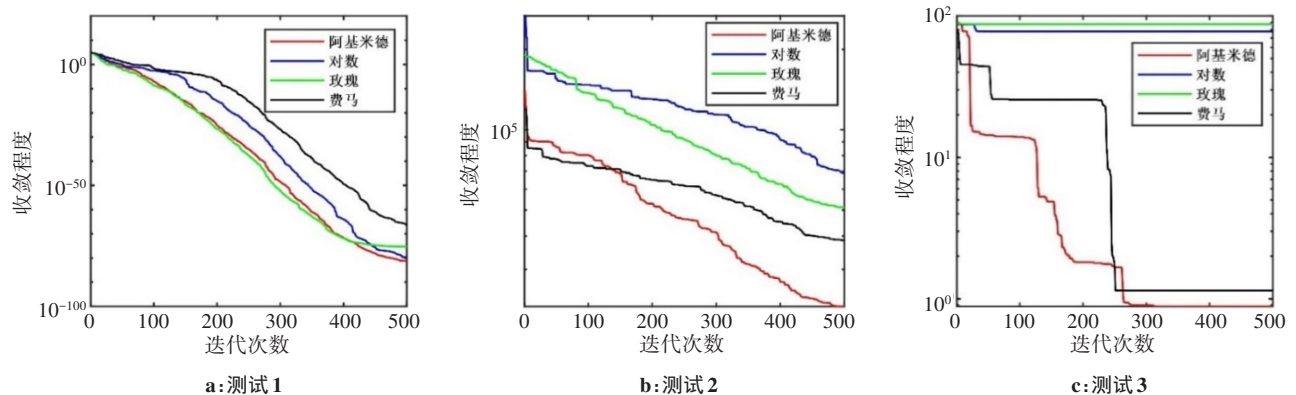


图2 搜索路径对比图

Figure 2 Search path comparison

2.1.2 具体步骤 IWOA 主要包括3个阶段:围捕猎物、气泡网攻击、搜寻猎物。具体改进算法步骤如下所示。

(1)围捕猎物。在初始阶段,WOA算法假设当前最佳候选是目标猎物或最佳目标,定义最佳代理后,其他代理会向其更新位置,数学模型可以描述为:

$$D = |C \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (12)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (13)$$

$$A = 2a \cdot r - a \quad (14)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (15)$$

其中, D 是最佳搜索代理和普通代理之间的距离向量, t 是迭代次数, A 和 C 是系数向量, $X^*(t)$ 是已知的最佳向量, $X(t)$ 是其他搜索代理位置, r 是 $[0, 1]$ 中的随机向量。

(2)气泡网攻击(开发阶段)。座头鲸捕食有两个机制:收缩包围机制和螺旋更新位置。在螺旋更新位置中,在它们之间创建一个阿基米德螺旋方程,如下所示:

$$X(t+1) = D' \cdot (bl) \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (16)$$

其中, $D' = |X^* - X(t)|$ 表示鲸鱼和猎物之间的距离, b 定义为限制阿基米德螺旋线的常数, l 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

值得一提的是,座头鲸在猎物周围游动,逐渐收缩成圆形和螺旋形。为了促进模型的建立,假设有50%的可能性在收缩包围机制和螺旋更新位置之间进行选择,以在优化过程中更新鲸鱼的位置。数学模型如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) \cdot A \cdot D + \varepsilon, & p < 0.5 \\ D' \cdot (bl) \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

式中, p 是 $[0, 1]$ 中的随机数。

(3)搜寻猎物。在此阶段,为了使搜索范围更广,搜索代理随机散开,搜索代理的位置被随机选择的最佳候选代理替换,并加入干扰因子,数学描述模型为:

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X(t)| \quad (18)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D + \varepsilon \quad (19)$$

其中, X_{rand} 是从当前种群中选择的随机位置向量(随机鲸鱼),在每次迭代中会执行干扰因子,彻底搜索代理附近的位置,在下一次迭代将会产生一个新的最佳搜索代理来更新位置。当 $|A| \geq 1$ 时,随机选择一个代理作为下一步参考,当 $|A| < 1$ 时,选择当前最佳搜索代理。

本文采用平均包络熵作为适应度函数,用于衡量分解后时间序列的稀疏特性,熵越小时间序列分

布越有规律,VMD分解后会包含更多有效信息,选取最小平均包络熵^[22],即可得到最佳参数组合。再对比IWOA与粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、WOA这3种算法对VMD算法参数寻优的效果。

本文提出的算法在寻优速度和噪声含量方面均优于另外两种算法(图3)。具体而言,通过平均包络熵的值可知,经过IWOA分解后得到的IMF分量中,噪声含量较少。表明本文提出的采用等螺距阿基米德路径以及引入扰动机制的IWDA,可以增强算法的寻优能力,避免陷入局部最优。

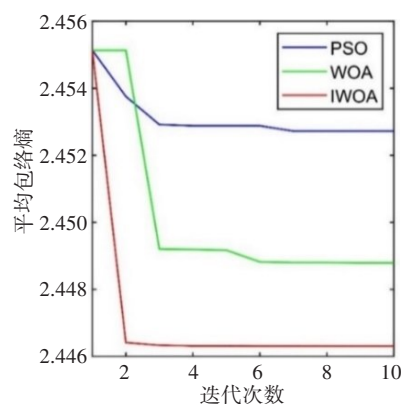


图3 收敛性能对比图

Figure 3 Convergence performance comparison

2.2 采用IWOA优化的VMD算法和改进小波阈值的心电信号去噪

在VMD分解前,需要设置合适的模态个数 K 和惩罚参数 α ,若 K 值过大,会过分解导致一个分量包含在多个分量中,产生频谱混叠;若 K 值过小,会欠分解导致多个分量包含在一个分量中。 α 也是一样,若 α 过大,带宽限制会变窄造成频带信息丢失;反之会将冗余成分保留下来^[23]。因此,本文用具有扰动机制和复杂路径的IWOA优化VMD算法,确定参数组合 K 和 α ,选取平均包络熵为适应度函数,整体算法流程如图4所示。对心电信号进行去噪,流程如下:

(1)输入含噪ECG信号,初始化WOA算法中的参数、种群规模、迭代次数、空间维度以及VMD算法中分解参数 K 和 α 的取值范围。

(2)对信号进行VMD分解,计算初始种群的平均包络熵,用平均包络熵来衡量分解效果,选取最小平均包络熵,可以得到最佳参数组合。

(3)生成一个随机数 $p \in (0, 1)$,当 $p < 0.5$ 时,执行收缩包围机制,缩小收缩半径,当 $p \geq 0.5$ 时,执行螺旋更新位置,这两个步骤是随机执行的。在更新位置中 A 由式(14)的值决定,当 $|A| \geq 1$ 时,随机选择一个代

理作为下一步参考,确保遍历性; $|A|<1$ 时,选择当前最小平均包络熵的代理作为下一步的参考,确保收敛性。每次迭代的搜索代理会受到干扰,然后对扰动位置进行测试,将测试结果与上次扰动的结果进行比较,选择更好的搜索代理位置。

(4)重复步骤(2)和步骤(3),直到达到设定的迭代次数,输出最佳鲸鱼个体的位置向量,即得到VMD分解参数组合。

(5)根据得到的参数组合 K 和 α ,对含噪ECG信号进行VMD分解,得到 K 个IMF分量,计算各IMF分量与原信号的相关系数,判断主分量和噪声分量,本文将0.5作为区分模态分量的阈值,相关系数 ≥ 0.5 的IMF分量为信号主导,相关系数 < 0.5 的IMF分量则为噪声主导^[18]。

(6)利用改进小波阈值对噪声分量进行去噪,最后将信号主导的模态分量与去噪后的分量进行重构,得到去噪后的ECG信号。

方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、自相关系数(Autocorrelation Coefficient, AC)作为衡量去噪效果的指标,计算公式如下:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^n s_i^2}{\sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2} \right) \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (s_i - y_i)^2} \quad (21)$$

$$AC = \frac{\sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (22)$$

其中, s_i 为原信号, y_i 为重构信号。SNR越大,RMSE越小表明该方法去噪效果越好;AC越大,代表重构信号与原信号偏差越小。

3 仿真分析

3.1 113号ECG信号去噪实验

本文实验数据来源于美国麻省理工学院建立的MIT-BIH心率失常数据库,采用360 Hz的采样频率,选取其中噪声较为明显的113号ECG信号进行实验。在IWOA中,设置种群规模为50,最大迭代次数为10, K 的迭代范围为(3, 7), α 的迭代范围为(50, 2000)。

通过寻优得到最佳参数组合 $(K, \alpha)=(5, 101)$,将113号ECG信号和参数代入去噪模型,得到5个模态分量,如图5所示。笔者对每个分量与原信号的相关系数进行计算,相关系数越大表明此IMF分量与原信号相关性越好;反之,与原信号相关性越差。具体而言,将相关系数阈值设为0.5,从表1可以看出,IMF1和IMF2的相关系数均大于阈值0.5,表明这两个分量是信号主导的分量;IMF3、4、5相关系数小于阈值0.5,表明这些分量为噪声主导的分量,主要由噪声构成。卢莉蓉等^[18]在进行VMD分解前需手动设置 K 值,通过分析连续变化的 K 值下,各模态分量中心频率的变化来确定 K 值,过程较为复杂。

由表1可知,IMF1和IMF2分量以心电信号为主,IMF3分量以基线漂移为主,IMF4和IMF5分量以肌电干扰为主。因此,针对IMF3、4、5分量,本文用改进小波阈值法进行去噪。为了验证本文提出的算法去噪能力,还选择了小波阈值法、VMD算法对113号ECG信号进行去噪实验。图6展示了3种去噪方法重构的113号ECG信号与原信号对比图,可以看出基线漂移均得到了抑制,但与原信号细节图对比不难发现,小波阈值法重构的信号幅值变小,而且有畸变,存在失真的问题;VMD算法重构信号出现了新的

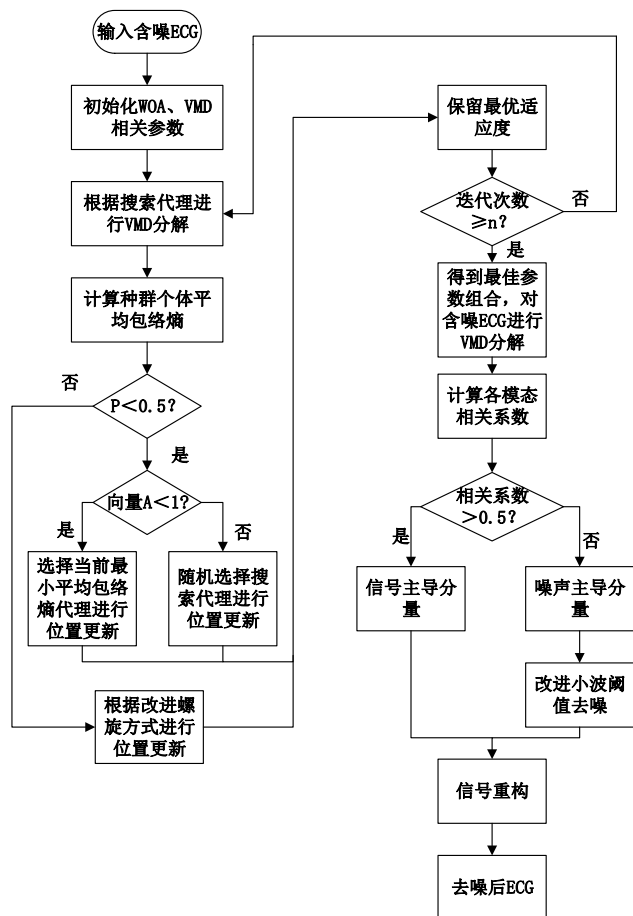


图4 算法流程
Figure 4 Algorithm flowchart

2.3 去噪性能指标

本文选取信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)、均

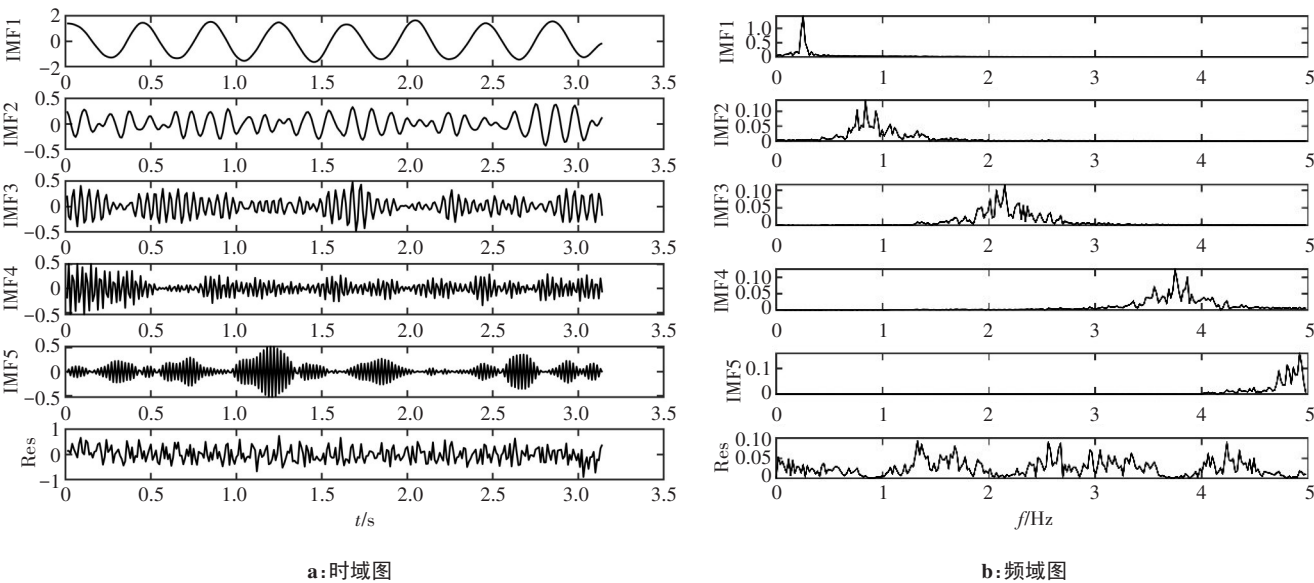


图5 VMD分解后波形图
Figure 5 Waveform after VMD

振荡,去噪不彻底;相比之下,本文方法(用IWOA优化的VMD算法和改进小波阈值相结合的方法)在很好去除噪声的同时,较为完整地保留了原信号的特征,去噪后信号的纹理边缘更加光滑。3种方法去噪后的SNR和RMSE值见表2,本文方法去噪后的ECG信号SNR高达32.752 8 dB, RMSE最低仅0.011 6,去噪效果最好。

表1 各模态相关系数					
Table 1 Correlation coefficient of each mode					
模态分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
相关系数	0.790 1	0.551 3	0.437 4	0.318 8	0.178 6

表2 3种方法去噪结果对比		
Table 2 Comparison of denoising results among 3 methods		
方法	SNR/dB	RMSE
小波阈值	14.581 1	0.093 7
VMD	31.261 4	0.012 3
本文方法	32.752 8	0.011 6

3.2 多个含噪ECG信号去噪实验

为了进一步验证本文提出算法的去噪能力,再选取MIT-BIH心率失常数据库中的100号、101号、102号ECG信号,并叠加“MIT-BIH Noise Stress Test Database”中的肌电干扰,构成真实的含噪心电信号

进行去噪实验。100号ECG信号、肌电干扰、叠加信号以及去噪后的信号如图7所示,不难发现叠加噪声的信号失去了原信号的特征,图7d所示是利用本文方法去噪后的信号,较为完整地保留了原100号ECG信号的波形特征,肌电干扰也被很好的去除。

在表2中可以看出,VMD法和本文方法在SNR和RMSE上相差不大,没有明显区别,是由于多数ECG信号本身含有少量基线漂移噪声,会影响SNR和RMSE的准确性,因此引入AC来进一步判断去噪效果,不同方法去噪后的SNR、RMSE及AC如图8~图10所示。结果表明,采用本文提出的IWOA优化的VMD算法和改进小波阈值联合去噪方法,无论选取100号、101号还是102号ECG信号,与另外两种方法相比,在去噪后都表现出较高的SNR、AC以及较低的RMSE。因此,本文算法去噪效果最优,且对于不同类型的ECG信号都有较好的适应性。

4 结 论

心电信号中存在各种噪声,如基线漂移、肌电干扰等,这些噪声会对后续分析带来较大的影响。为解决这一问题,本文提出一种IWOA优化VMD算法参数并结合改进小波阈值的ECG信号去噪方法。IWOA优化VMD算法参数可以克服原算法在局部搜索中的不足,有效地对含噪ECG信号进行VMD分解,并根据相关系数确定信号主导分量和噪声主导分量,从而可以很好地保留原信号的特征信号。仿真结果表明,本文提出的方法能够有效去除心电信号中的多种噪声,相对于其他算法来说,其SNR和

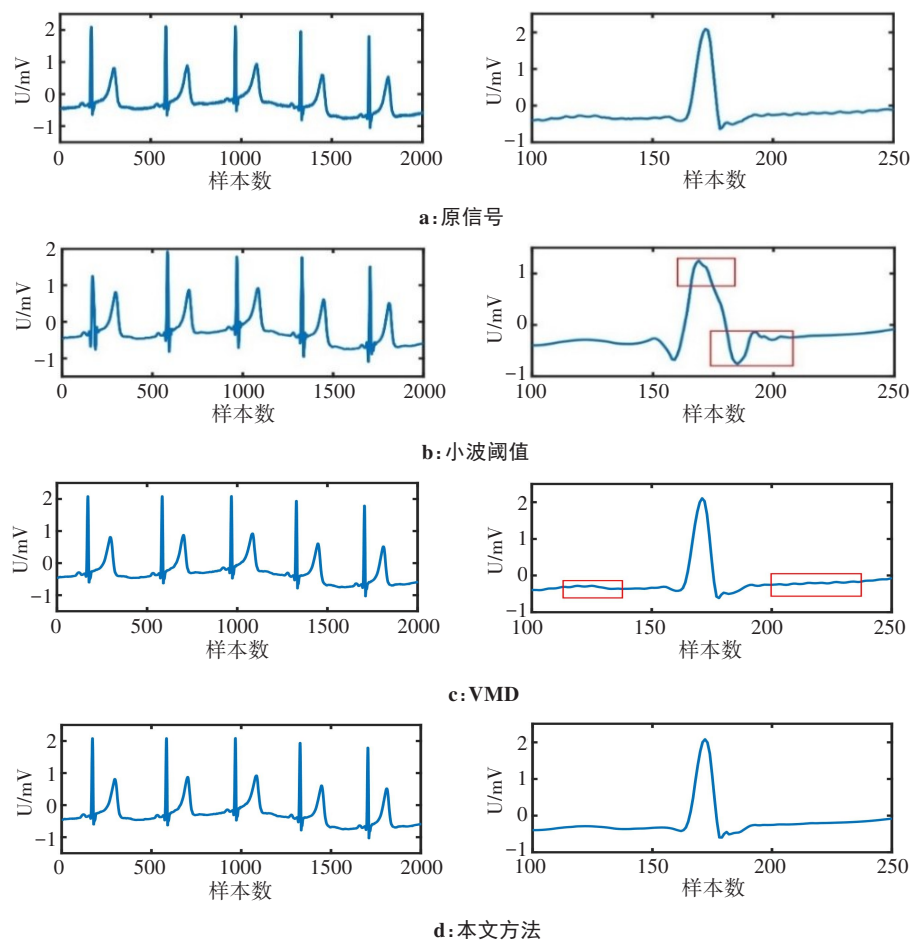


图6 不同方法去噪结果及细节放大图
Figure 6 Enlarged view of noise removal results and details

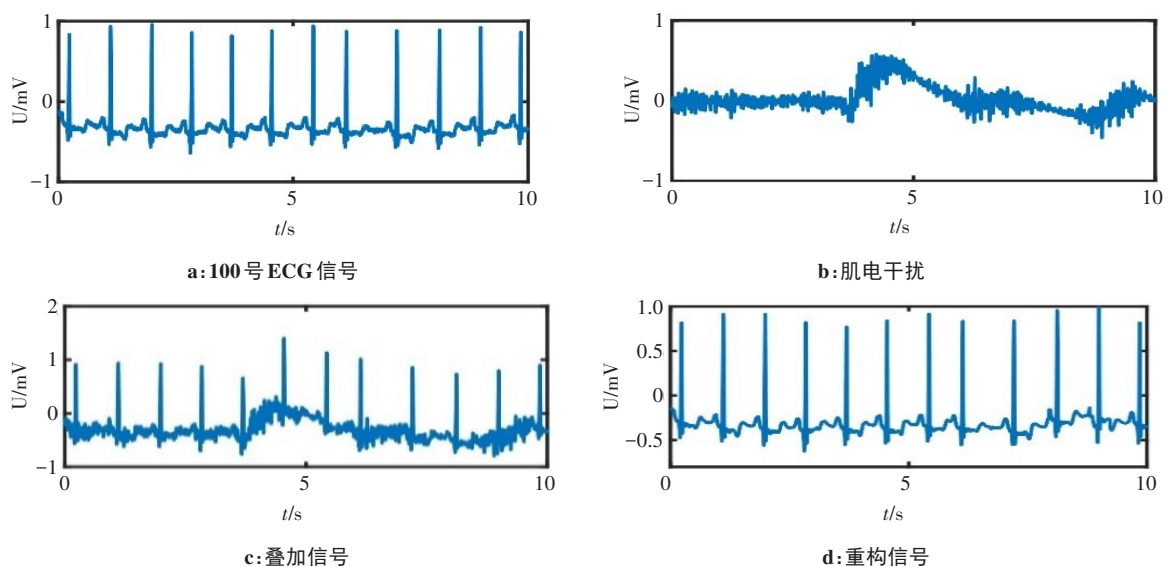


图7 100号ECG信号、肌电干扰、叠加信号以及重构信号
Figure 7 No.100 ECG signal, EMG interference, superimposed signal, and reconstructed signal

RMSE有显著改善,去噪后的信号波形更加完整清晰,具有显著的去噪效果,证明算法的有效性。

在本文提出的方法中,可能需要更多的实验来确定该方法的适用性和可行性,并且需要进一步研

究该方法在不同噪声类型和信号质量下的性能。此外,对于某些ECG信号,可能需要使用其他去噪方法或结合多种方法来提高去噪效果。

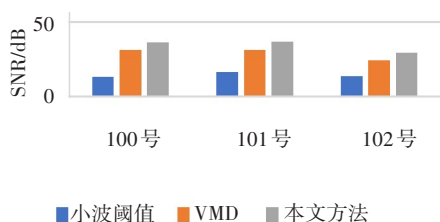


图8 不同方法去噪后的信噪比

Figure 8 Singal noise ratio after denoising using different methods

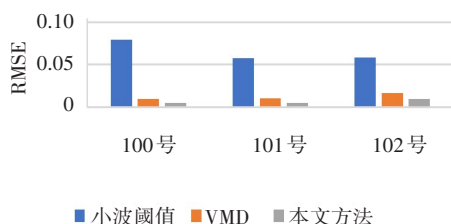


图9 不同方法去噪后的均方根误差

Figure 9 Root mean square error after denoising using different methods

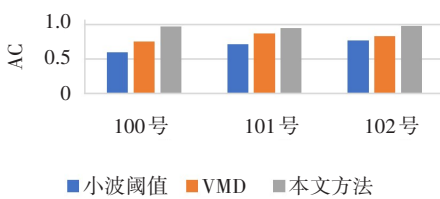


图10 不同方法去噪后的自相关系数

Figure 10 Autocorrelation coefficient after denoising using different methods

【参考文献】

- [1] 明东, 柯余峰, 何峰, 等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究: 40年回顾与最新进展[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 1-13.
Ming D, Ke YF, He F, et al. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: review of the last 40 years and the latest developments[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1): 1-13.
- [2] 李国权, 李必禄, 林金朝, 等. 基于改进EWT的心电信号基线校正算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 156-166.
Li GQ, Li BL, Lin JC, et al. Baseline correction algorithm for ECG signals based on improved EWT[J]. Journal of Instrumentation, 2020, 41(4): 156-166.
- [3] 吴志勇, 丁香乾, 许晓伟, 等. 基于深度学习和模糊C均值的心电信号分类方法[J]. 自动化学报, 2018, 44(10): 1913-1920.
Wu ZY, Ding XQ, Xu XW, et al. A method for ECG classification using deep learning and fuzzy C-means[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(10): 1913-1920.
- [4] 张家玥. 基于时频分析的心电信号处理方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.
Zhang JY. Research on ECG signal processing method based on time-frequency analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.
- [5] 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 QF, Wang CH, Zhou XY, et al. Real-time suppression system of speckle noise for ultrasonic images [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(6): 66-70.
- [6] Noh YH, Seo JY, Jeong DU. Development of a knowledge discovery computing based wearable ECG monitoring system [J]. Inform Technol Manag, 2020, 21(4): 1-12.
- [7] Pongpon Sri S, Yu XH. An adaptive filtering approach for electrocardiogram (ECG) signal noise reduction using neural networks [J]. Neurocomputing, 2013, 117: 206-213.
- [8] 曹栋, 毕研钊, 黄秋茗, 等. 联合改进小波阈值的BOTDR降噪技术研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(4): 83-86.
Cao D, Bi YZ, Huang QM, et al. BOTDR denoising scheme based on joint improvement of wavelet threshold [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(4): 83-86.
- [9] Hong HE, Tan Y. A novel adaptive wavelet thresholding with identical correlation shrinkage function for ECG noise removal[J]. Chinese Journal of Electronics, 2018, 27(3): 507-513.
- [10] Petersen E, Sauer J, Grahoff J, et al. Removing cardiac artifacts from single-channel respiratory electromyograms[J]. IEEE Access, 2020, 8: 30905-30917.
- [11] Wu XD, Zheng YM, Chu CH, et al. Extracting deep features from short ECG signals for early atrial fibrillation detection[J]. Artif Intell Med, 2020, 109. Doi: 10.1016/j.artmed.2020.101896.
- [12] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Trans Signal Proces, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 崔善政, 郭艳珍, 梁钊, 等. 变分模态分解在去除心电图信号基线漂移中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2): 167-171.
Cui SZ, Guo YZ, Liang Z, et al. Application of variational mode decomposition in removing baseline drift of ecg signals[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2): 167-171.
- [14] 许子非, 岳敏楠, 李春. 优化递归变分模态分解及其在非线形信号处理中的应用[J]. 物理学报, 2019, 68(23): 286-299.
Xu ZF, Yue MN, Li C. Application of the proposed optimized recursive variational mode decomposition in nonlinear decomposition[J]. Acta Physica Sinica, 2019, 68(23): 286-299.
- [15] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Adv Eng Softw, 2016, 95: 51-67.
- [16] Sun WZ, Wang JS, Wei X. An improved whale optimization algorithm based on different searching paths and perceptual disturbance[J]. Symmetry, 2018, 10(6): 210.
- [17] 李辉, 范邦稷, 翟芳, 等. 一种基于WOA-VMD算法的信号去噪方法: CN112597930A[P]. 西安: 西安理工大学, 2021.
Li H, Fan BJ, Zhai F, et al. A signal denoising method based on WOA-VMD algorithm: CN112597930A [P]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021.
- [18] 卢莉蓉, 王莹, 牛晓东. 基于VMD和小波阈值的ECG肌电干扰去噪处理[J]. 传感技术学报, 2020, 33(6): 867-873.
Lu LR, Wang J, Niu XD. Denoising processing of ECG signal myoelectricity interference based on VMD and wavelet threshold[J]. Journal of Transduction Technology, 2020, 33(6): 867-873.
- [19] Li JW, Tong YF, Guan L, et al. A UV-visible absorption spectrum denoising method based on EEMD and an improved universal threshold filter[J]. RSC Adv, 2018, 8(16): 8558-8568.
- [20] 陈陈, 李晓明, 杨玲君, 等. 变分模态分解在电力系统谐波检测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 63-70.
Chen C, Li XM, Yang LJ, et al. Application of variational mode decomposition in power system harmonic detection[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(14): 63-70.
- [21] 尹丽, 陈富民, 张琦, 等. 采用集合经验模态分解和改进阈值函数的心电自适应去噪方法[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 101-107.
Yi L, Chen FM, Zhang Q, et al. ECG adaptive denoising method based on EEMD and improved threshold function [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(1): 101-107.
- [22] 冯泽仲, 熊新, 王晓东. 基于均值分布负熵信息熵的单向阀早期故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(13): 211-219.
Feng ZZ, Xiong X, Wang XD. Early fault diagnosis method of one-way valve based on mean distribution negative entropy information graph[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(13): 211-219.
- [23] 戚庭野, 卫会汝, 冯国瑞, 等. 基于WOA-VMD的瞬变电磁探测信号降噪方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(11): 3885-3898.
Qi TY, Wei HR, Feng GR, et al. Denoising method of transient electromagnetic detection signal based on WOA-VMD algorithm[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(11): 3885-3898.

(编辑: 薛泽玲)