

引入双曲正切阈值函数的平稳小波变换心电信号去噪方法

王海勇, 丁顾霏

引用本文

王海勇, 丁顾霏. 引入双曲正切阈值函数的平稳小波变换心电信号去噪方法[J]. 计算机科学, 2025, 52(5): 179-186.

WANG Haiyong, DING Gufei. ECG Signal Denoising Method Based on Stationary Wavelet Transform with Hyperbolic Tangent Threshold Function [J]. Computer Science, 2025, 52(5): 179-186.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[联合群稀疏和代表系数双向空间光谱全变分的高光谱图像去噪](#)

Hyperspectral Image Denoising Combining Group Sparse and Representative Coefficient Bidirectional Spatial Spectral Total Variation

计算机科学, 2024, 51(12): 199-208. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000187>

[基于梯度幅值方向调整的心电信号多任务分类算法](#)

Multitask Classification Algorithm of ECG Signals Based on Gradient Magnitude Direction Adjustment

计算机科学, 2024, 51(12): 174-180. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230800083>

[基于残差密集卷积自编码的高噪声图像去噪方法](#)

Residual Dense Convolutional Autoencoder for High Noise Image Denoising

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400073-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400073>

[基于有损压缩编码的降噪自编码器](#)

Denoising Autoencoders Based on Lossy Compress Coding

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400172-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400172>

[结合卷积神经网络与多层感知机的渐进式多阶段图像去噪算法](#)

Progressive Multi-stage Image Denoising Algorithm Combining Convolutional Neural Network and Multi-layer Perceptron

计算机科学, 2024, 51(4): 243-253. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230100140>

引入双曲正切阈值函数的平稳小波变换心电信号去噪方法

王海勇^{1,2,3} 丁顾霏¹

1 南京邮电大学计算机学院 南京 210023

2 哈尔滨工程大学智能海洋飞行器技术全国重点实验室 哈尔滨 150001

3 南京邮电大学智慧校园研究中心 南京 210023

摘要 在心电信号的采集过程中,各种噪声充斥在心电信号中,这会使心电信号变得难以识别,从而影响医务人员的诊断。对心电信号进行去噪处理,是心电信号研究的重要环节。基于平稳小波变换的技术,针对平稳小波去噪过程中硬阈值、软阈值的缺陷,提出一种可变参数下的双曲正切函数(SWTaVHT)来对心电信号进行去噪;同时,为了防止在去噪过程中丢失一些高频信息段,引入利用R峰位置信息辅助的修正方法,以更好地保留有用的信号特征。为了评估SWTaVHT的有效性,在公开数据库MIT-BIH上与现有的方法进行对比实验。结果表明,去噪之后的信噪比(SNR)、均方根误差(RMSE)和均方根差百分比(PRD)均优于现有方法。SWTaVHT在不改变原始信号振幅的情况下,对心电信号数据进行去噪处理,其效果优于现有方法。

关键词:心电信号;阈值函数;平稳小波变换;R峰校正;去噪

中图分类号 TP391.9;TN911.73

ECG Signal Denoising Method Based on Stationary Wavelet Transform with Hyperbolic Tangent Threshold Function

WANG Haiyong^{1,2,3} and DING Gufei¹

1 College of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

2 National Key Laboratory of Autonomous Marine Vehicle Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

3 Smart Campus Research Centre, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

Abstract In the acquisition process of ECG signals, there are various kinds of noise filled in the ECG signals, which will make the ECG signals become difficult to identify, thus affecting the diagnosis of medical personnel. Denoising the ECG signal is an important part of ECG signal research. This paper adopts the technique based on stationary wavelet transform, aiming at the defects of hard threshold and soft threshold in the denoising process of stationary wavelet transform, a hyperbolic tangent function with variable parameters(SWTaVHT) is proposed for denoising ECG signals. Moreover, in order to prevent the loss of some high frequency information segments in the process of denoising, the R-peak location information assisted correction method is used to better retain useful signal features. In order to evaluate the effectiveness of SWTaVHT, experiments are conducted on the public database MIT-BIH for a comparative study with existing methods. Experimental results show that the signal-to-noise ratio (SNR), root-mean-square error(RMSE) and percentage root-mean-square difference(PRD) after denoising are better compared to the existing methods. The SWTaVHT denoises the ECG data without changing the amplitude of the original signals, which is better than the existing methods.

Keywords Electrocardiogram(ECG), Threshold function, Stationary wavelet transform, R-peaks correction, Denoising

1 引言

心电信号(Electrocardiogram, ECG)被广泛用于检测心脏疾病,是人类心脏电信号的记录,对心律失常、心肌梗塞、室性

早搏等疾病的诊断具有重要作用。采集心电信号的方式有两种:接触式采集和非接触式采集。在医疗诊断和治疗中,通常使用接触式采集方式,因为其适用于长时间、高精度的心电监测。由于心电信号的特性,在使用接触式采集方式时,心电信

到稿日期:2024-01-02 返修日期:2024-06-24

基金项目:国家自然科学基金(61872190);江苏省博士后科研资助计划(2020Z058);智能海洋飞行器技术全国重点实验室稳定支持项目(2024-HYHXQ-WDZC06)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61872190), Jiangsu Planned Projects for Postdoctoral Research Funds(2020Z058) and Stable Supporting Fund of National Key Laboratory of Autonomous Marine Vehicle Technology (2024-HYHXQ-WDZC06).

通信作者:王海勇(whyjupt@njupt.edu.cn)

号中通常会存在基线漂移、工频干扰、肌电干扰、运动伪迹等^[1]噪声。其中,基线漂移属于低频噪声,范围在 0.15~0.3 Hz 左右,而工频干扰属于 50~60 Hz 范围内的高频噪声,这两类噪声对心电信号影响较大。因此,去除心电信号的噪声是进行心电信号研究的前提。如何在去除心电信号噪声的同时,尽可能保留其原始特征信息,是当前的挑战。

对于心电信号的去噪处理,现有的去噪方式一般有低通滤波器^[2]、高通滤波器^[3]、基于傅里叶分析的数字滤波^[4]、自适应滤波^[5]、深度学习算法^[6]、经验模态分解方法^[7]、小波去噪方法^[8]等。使用低通滤波器可以去除工频干扰等高频域噪声,使用高通滤波器可以消除基线漂移等低频域噪声。然而,在使用滤波器去除噪声的同时,心电信号原有的某些信号特征可能会消失。由于心电信号的非线性、非均匀特性,傅里叶分析在解决频谱随时间变化的问题上表现不佳。自适应滤波方法可被用于从信号中去除不同的噪声,然而,自适应滤波方法使用与原始信号紧密联系的参考信号来降低噪声,不利于实时应用。应用深度学习算法则需要依赖于大量标记样本和计算资源,在处理非平稳信号的实时性和对噪声类型的适应性上仍然面临挑战,不适用于对心电信号进行实时去噪。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法可实现自适应分解,它把非平稳信号分解为一个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF),但模态混叠问题会在分解过程中出现,从而影响去噪效果。

相对而言,对心电信号进行去噪,效果较好的是小波变换去噪技术。离散小波变换(Discrete Wavelet Transformation, DWT)使用阈值算法^[9],基于非线性多分辨率特性来计算阈值,只有那些比噪声更强的小波系数在与阈值进行比较时才能保留。其多尺度分析特性使得它能够有效地捕捉心电信号中不同频率的特征,更好地应对信号的非平稳性。然而,DWT在每一级心电信号分解时都会进行下采样操作,使心电信号中 Q 波和 S-T 波段常常出现吉布斯(Gibbs)震荡现象,导致心电信号的几何学特征受到损坏。

平稳小波变换^[10-11](Stationary Wavelet Transform, SWT)能够很好地解决吉布斯震荡这一问题。文献^[10]在 SWT 域中加入了一种具有二元收缩规则的全变分(Total Variation, TV)方法,在降低噪声的同时,对信号边缘进行不同程度的压平,从而尽可能地避免失真。本文提出一种引入可变参数的双曲正切函数的平稳小波变换(SWTaVHT)方法进行心电信号去噪处理,并且为防止去噪后的高频段信息丢失,加入了利用 R 峰位置信息辅助的方法来修正这些信息。本文方法首先对原始心电信号进行预处理,并定位心电信号中 R 峰的位置,然后进行平稳小波变换,利用双曲正切阈值函数完成小波系数处理,最后完成平稳小波逆变换并对重构后的信号进行峰值校正,得到去除噪声后的心电信号。

2 平稳小波去噪原理

2.1 平稳小波变换

与离散小波变换不同,平稳小波变换采用非正交的小波变换方法^[12],它不进行信号的下采样操作,因此能够克服离散小波变换可能引起的信号 Gibbs 震荡问题。平稳小波变换

在进行信号分解时,通过在高通滤波器和低通滤波器中间进行插零操作,来实现信号的长度延伸,从而使每一层上的近似系数和细节系数的长度与原始信号的长度相同,实现了分解与重构后的信号长度一致性。平稳小波变换小波母函数如式(1)所示:

$$\phi_{a,b}(n) = 2^{-(a/2)} \phi_{0,0}(2^{-a}(n-b)) \quad (1)$$

其中, $\phi_{(0,0)}$ 为母小波, a 为平移参数, b 为伸缩参数。如果给定原始信号 $x(n)$ 和式(1),则 SWT 的系数 $c_{a,b}$ 由式(2)给出:

$$c_{a,b} = \sum_{m \in \mathbb{Z}} x(n) \phi_{a,b}(n) \quad (2)$$

令 $CA_{a,b}$ 和 $CD_{a,b}$ 分别为原始信号 $x(n)$ 的近似系数和细节系数, $h(n)$ 为高通滤波器, $k(n)$ 为低通滤波器,则分解后的第一层的平稳小波系数如式(3)所示:

$$\begin{cases} CA_{1,b}(n) = \sum k^1(n-\vartheta)x(\vartheta) \\ CD_{1,b}(n) = \sum h^1(n-\vartheta)x(\vartheta) \end{cases} \quad (3)$$

通过式(3),可以推出分解后的广义平稳小波系数,如式(4)所示:

$$\begin{cases} CA_{a,b}(n) = [\uparrow 2^{a-1}[k_1] * CA_{a-1,b}] \\ \quad = \sum k^a(n-\vartheta)CA_{a-1,b(\vartheta)} \\ CD_{a,b}(n) = [\uparrow 2^{a-1}[h_1] * CD_{a-1,b}] \\ \quad = \sum h^a(n-\vartheta)CD_{a-1,b(\vartheta)} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\uparrow 2^{a-1}[h_1] = h^a(n)$ 表示对高通滤波器 $h^{a-1}(n)$ 进行上采样操作, $\uparrow 2^{a-1}[k_1] = k^a(n)$ 表示对低通滤波器 $k^{a-1}(n)$ 进行上采样操作,即平稳小波变换中的滤波器组在每一级上都进行 2 倍的上采样操作,因此有和原始长度相同的系数长度。图 1 为平稳小波变换进行三层分解的结构图,类似于离散小波变换的分解结构图^[13]。

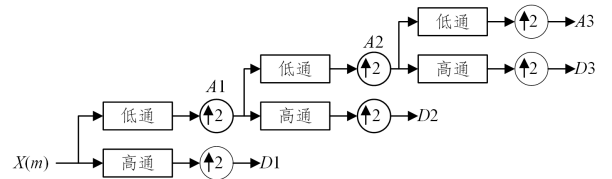


图 1 平稳小波变换三层分解图

Fig. 1 Stationary wavelet transform three level diagram

2.2 阈值方法分析

使用平稳小波变换进行去噪,其效果主要取决于阈值函数的使用。常规的小波去噪技术主要有两类:硬阈值法和软阈值法^[14]。设 x 为小波系数, $f(x)$ 为进行阈值处理之后的值。硬、软阈值函数如式(5)、式(6)所示:

$$f(x) = \begin{cases} x, & |x| \geq thr \\ 0, & |x| < thr \end{cases} \quad (5)$$

$$f(x) = \begin{cases} sign(x)(|x| - thr), & |x| \geq thr \\ 0, & |x| < thr \end{cases} \quad (6)$$

其中, $sign$ 表示符号函数; thr 为设定的阈值,用来划分噪声系数和小波系数。硬阈值函数中的小波系数绝对值在大于阈值处系数不变,在小于阈值处置 0;软阈值函数中的小波系数绝对值在大于阈值处进行缩放,在小于阈值处置为 0。将阈值 thr 设为 1,其分段图像如图 2 所示。

从图 2 可知,硬阈值函数在 thr 处并不连续,当信号重构时易产生震荡。软阈值函数的连续性较好,会有较平滑的

去噪效果,但在较大的小波系数下,会和原始小波系数产生恒定误差,容易形成失真。针对硬、软阈值函数的缺陷,有研究者提出了改善的阈值函数,如式(7)^[15]所示:

$$f(x) = \begin{cases} (1-r^{-\sqrt{x^2-thr^2}})x+r^{-\sqrt{x^2-thr^2}}\text{sign}(x)(x-thr), & |x| \geq thr \\ 0, & |x| < thr \end{cases} \quad (7)$$

其中, r 为修正系数,当 $r \rightarrow 0$ 时,式(7)和硬阈值函数相等,当 $r \rightarrow 1$ 时,式(7)和软阈值函数相等,这样能够较好地改善硬阈值函数中的震荡现象和软阈值函数中的信号丢失的问题。

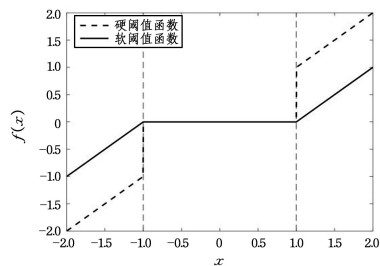


图2 硬阈值和软阈值函数

Fig. 2 Hard and soft threshold function

但是式(7)缺乏适应性,在一些小波分解层中可能会丢失一些有用的信号,而在某些小波分解层中可能没有完全去除噪声。

3 本文算法

本文采用引入可变参数下的双曲正切阈值函数的平稳小波变换方法(Stationary Wavelet Transform with Variable Parameter Hyperbolic Tangent, SWTaVHT)对心电图信号进行去噪处理。在SWTaVHT方法中,使用改进粒子群算法(AP-SO)选择阈值函数中的最佳参数,并在信号重构后对衰减的高频段R峰信息进行校正。其流程如图3所示,算法主要包括预处理、R峰定位、SWTaVHT去噪和R峰校正4个步骤。

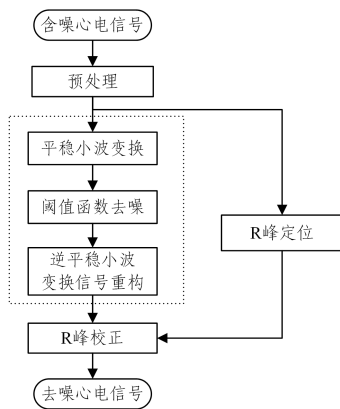


图3 本文方法去噪流程

Fig. 3 Denoising process of the proposed method

3.1 预处理

为了能够准确地对心电图信号进行R峰检测,需对心电图信号进行预处理,以去除低频的基线漂移噪声。本文通过Savitzky-Golay滤波器^[16]来处理心电图信号。Savitzky-Golay滤波器通过时域内的局部多项式最小二乘法加以拟合,在保

证心电图信号形状和宽度不变的同时,平滑心电图信号,从而去除基线漂移。在Savitzky-Golay滤波器中有两个重要参数,即窗口大小 w 和多项式阶数 k 。窗口大小为多项式拟合的数据量,当 w 越大,拟合出来的信号越平滑;当 k 越大,拟合出来的信号形状越复杂。经过实验分析,当 $w=19, k=6$ 时,平滑效果最好。

图4为MIT-BIH心律失常数据库中第101号心电图信号预处理后的图像。可以看到,当预处理操作完成后,在消除心电图信号中的基线漂移噪声的同时,能够较好地保留心电图信号中的高频段信息,便于后续对R峰信息进行精准定位。

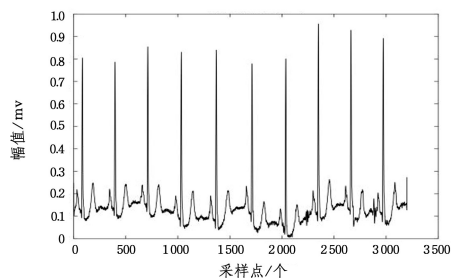


图4 预处理后的101号心电图信号

Fig. 4 Preprocessed ECG signal 101

3.2 R峰定位

在进行R峰定位操作中,通常使用Pan-Tompkins算法^[17-18]对心电图信息进行QRS波群检测,定位R峰位置。Pan-Tompkins算法是基于时间域的QRS波群检测方法,利用幅度阈值来检测QRS波群。但由于心电图记录中振幅变化快,Pan-Tompkins算法不能正确检测到某些R峰。本文使用基于极值的自适应方法来进行R峰定位。基于R峰的幅值为最大的特点,筛选出信号中所有的极大值点,将这些可能为R峰的点与设定的阈值进行比较,如果其大于或等于阈值,则说明初步检测到一个R峰,并根据规则来确定R峰。方法步骤如下:

1)对于心电图信号,根据条件 $x(i+1) > x(i), x(i+1) > x(i+2)$ 选择出所有极大值点,并按降序排序,记为 $emax$ 。根据条件 $x(i+1) < x(i), x(i+1) < x(i+2)$ 选择出所有极小值点,并按升序排序,记为 $emin$ 。

2)根据心电学原理,将 $emax$ 前10个点的平均值记为 T_{max} ,将 $emin$ 前100个点的平均值记为 T_{min} ,根据 T_{max} 和 T_{min} 来确定 T 并将其作为判断R峰的阈值。 $T = 0.35 * (T_{max} - T_{min})$ 。

3)如果出现大于 T 的数据,在该点处和前后45ms范围内进行查找,将找到的最大值初步设定为R峰。接着在此R峰前后120ms处进行二次筛选,将二次筛选后得到的R峰记为 r 。

4)为避免存在可能的误差,判断 r 处前后两R峰之间的时间间隔是否小于0.5s,若小于0.5s,则留下较大值,得到新的R峰 r' 。

5)分别在 r' 前后寻找Q波和S波的第一个极值点,从而定位到Q波和S波。

图5给出了101号心电图信号的QRS波群的检测结果,可以看出,该算法能够有效定位R峰位置。

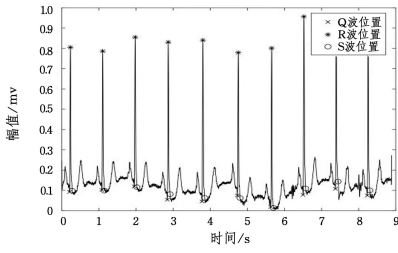


图5 QRS波群检测结果

Fig. 5 QRS complex detection results

3.3 SWTaVHT 去噪

3.3.1 阈值函数分析

本文所提出的阈值函数如式(8)所示:

$$f(x) = \begin{cases} x * (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}}, & |x| \geq thr \\ 0, & |x| < thr \end{cases} \quad (8)$$

其中, thr 为阈值, N 为心电信号长度。 p 和 q 为可调参数, $p > 0, q > 0$, \tanh 为双曲正切函数。式(8)具有以下特征:

1) 具有连续性。由式(9)和式(10)可知, 式(8)在阈值 thr 处连续, 可以克服硬阈值函数在 thr 处产生的间断现象。

$$\lim_{x \rightarrow thr^+} f(x) = \lim_{x \rightarrow thr^+} [x * (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}}] = 0 \quad (9)$$

$$\lim_{x \rightarrow thr^-} f(x) = \lim_{x \rightarrow thr^-} [x * (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}}] = 0 \quad (10)$$

2) 渐近线为 x 。通过式(11)和式(12)可以得到, 当系数趋于无穷时, 式(8)接近硬阈值函数, 可以解决软阈值函数带来的恒定偏差问题。

$$\begin{aligned} \lim_{x \rightarrow \pm\infty} \frac{f(x)}{x} &= \lim_{x \rightarrow \pm\infty} \frac{x * (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}}}{x} \\ &= \lim_{x \rightarrow \pm\infty} (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}} = 1 \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \lim_{x \rightarrow \pm\infty} (f(x) - x) &= \lim_{x \rightarrow \pm\infty} [x * (\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}} - x] \\ &= \lim_{x \rightarrow \pm\infty} x * [(\tanh(p * (|x| - thr)))^{\frac{1}{q}} - 1] \\ &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

3) 可以通过调节参数 p 和 q 的大小来评估去噪性能。如图6所示, 当 p 和 q 参数变化时, 其曲线也会相应发生改变, 具有很好的灵活性。

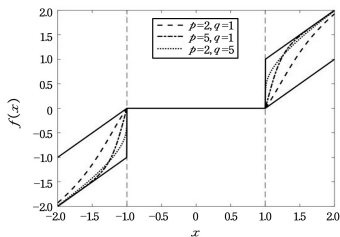


图6 不同可变参数下的阈值函数

Fig. 6 Threshold functions with different variable parameters

对于式(8)中的 thr , 传统的阈值^[19]将其设定为 $thr = \sigma \sqrt{2 \log_2 N}$, 但若设定为固定阈值, 会导致在某些小波分解

层过滤掉了一些有用的信号, 同时在其他分解层中未能有效去除一些噪声。由于心电信号中噪声的能量主要集中在小波分解的细节分量中, 随着小波分解层数的增加, 细节分量中的小波系数会越来越少, 噪声的小波系数也随之减少。因此, 在小波分解层数增加的同时, 需要降低 thr , 以去除更多的噪声分量并保持信号的细节特征。本文对 thr 的设定进行改进, 提出一种自适应阈值模型, 如式(13)所示:

$$thr_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \log_2 N}}{2^{j-1} \log_2(j+1)} \quad (13)$$

其中, j 表示分解层数。分解层数不同, 阈值 thr 也会不断发生变化, 随着分解层数的增加, 阈值 thr 减小。

3.3.2 参数选取

在进行平稳小波去噪过程中, 式(8)阈值函数中参数 p 和 q 对去噪的结果影响很大。为获得最佳参数, 本文采用改进粒子群算法(PSO), 使用 PSO 来模拟 (p, q) 的不同组合, 对参数对 (p, q) 进行优化。信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)是评价信号质量的重要指标, 信噪比越大, 表明去噪之后的信号包含的噪声越少, 保留的有用信息越多, 去噪精度也越高。因此, 采用信噪比作为适应度函数, 如式(14)和式(15)所示。将 p 和 q 作为调整变量, 建立模型。

$$SNR = 10 \times \log_{10} \frac{(\sum_{n=1}^N (s(n) - x(n)))^2}{(\sum_{n=1}^N (\tilde{x}(n) - x(n))^2)} \quad (14)$$

$$Obj(p, q) = \max SNR(p, q) \quad (15)$$

其中, $s(n)$ 代表被噪声破坏的心电信号, $x(n)$ 代表原始干净心电信号, $\tilde{x}(n)$ 代表经过去噪重构之后的心电信号。改进粒子群算法可以方便地获得全局最优解, 通过个体间的协作和粒子群内的信息共享, 快速找到最优预测解^[20-22]。过程如下:

1) 初始化粒子群, 确定粒子群规模大小, 随机生成粒子群速度矩阵 \mathbf{V} 和位置矩阵 \mathbf{P} , 建立粒子群位置维数与参数 p 和 q 的映射关系, 并构建模型。

2) 根据式(14), 计算每次迭代下的 SNR 值, 即每一个粒子群的适应度函数值。适应度函数是粒子空间位置的度量, 本文中适应度函数越大, 粒子的位置越好。

3) 对每一个粒子群位置的个体极值 P_{best} 以及全局极值 G_{best} 进行更新。

4) 根据 P_{best} 和 G_{best} 不断更新其速度矩阵 \mathbf{V} 和位置矩阵 \mathbf{P} , 如式(16)和式(17)所示:

$$V_{ij}^{t+1} = \omega' V_{ij}^t + c_1 r_1' (P_{best}^i - P_{ij}^t) + c_2 r_2' (G_{best}^t - P_{ij}^t) \quad (16)$$

$$P_{ij}^{t+1} = P_{ij}^t + V_{ij}^{t+1} \quad (17)$$

其中, ω 为惯性因数, c_1 和 c_2 为学习因数, t 为当前的迭代次数, r_1 和 r_2 表示在区间 $[0, 1]$ 上的随机数, i 和 j 分别为粒子当前种群规模大小和参数的维数。

5) 在达到结束要求和终止迭代状态时, 将粒子群的全局极值 G_{best} 作为模型的最佳解, 其位置即为参数 p 和 q 的最优值。若未达到结束要求和终止迭代状态, 则继续重复步骤3)和步骤4)。

为了实现非线性过度优化, 加快粒子群的收敛速度, 对于式(16)中的惯性因子 ω , 本文使用自适应惯性因子调整方法, 如式(18)所示。对于每一次的粒子群迭代, 自适应调整方法

将每个粒子群的当前迭代次数加入到调整策略中,通过动态调整惯性因子 ω 来调整全局和局部优化性能,提高了收敛速度,易于快速获得全局最优解。

$$\omega = \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min}) * t - \omega_{\max}}{t_{\max}} \quad (18)$$

采用 APSO 算法对平稳小波去噪过程中的参数 p 和 q 进行优化。在 APSO 算法中,首先进行粒子群初始值设定,将种群范围设为 100,最大迭代次数设为 50,惯性因子 ω 的范围为 $[0,1]$,学习因子 c_1 和 c_2 均设为 2。可变参数 p 的范围为 $[1,20]$,可变参数 q 的范围为 $[1,10]$ 。通过上述初始值的设定,在寻优过程中既不容易陷入局部最优,又不会增加计算量和收敛时间。为了保证参数对 (p,q) 结果的可靠性,根据上述 APSO 算法步骤,将含噪的 101 号心电图信号预处理后进行 5 次独立的重复实验,结果如表 1 所列。通过计算表 1 中 5 次实验的平均值,最终得到参数 p 和 q 的最优值分别为 18.11 和 5.58。

表 1 改进粒子群算法优化参数对 (p,q) 的结果

Table1 Improved particle swarm algorithm for optimising parameter pairs (p,q)

	1	2	3	4	5
p	17.21	19.36	18.79	17.63	17.56
q	5.30	5.80	5.72	5.47	5.63
适应度	26.29	26.33	26.43	26.38	26.58

3.4 R 峰校正

由于平稳小波去噪后心电图信号的峰值略微衰减,因此通过利用 R 峰位置信息辅助的峰值校正方法来保留这些峰值信息。记去噪后重构的心电信号为 $x'_{\text{ECG}}(n)$,预处理后的心电信号为 $x^w_{\text{ECG}}(n)$,最终的去噪心电信号为 $x'_{\text{ECG}}(n)$ 。实现步骤如下:

1) 记录心电信号 $x^w_{\text{ECG}}(n)$ 中的 R 峰位置 r' ;

2) 对于每个 R 峰位置,如果采样点 n 在 $r' - 10$ 到 $r' + 10$ 的范围之间,则进行峰值校正操作,使用预处理后的心电信号替换重构后的心电信号,即 $x'_{\text{ECG}}(n) = x^w_{\text{ECG}}(n)$;

3) 如果采样点 n 在 $r' - 10$ 到 $r' + 10$ 的范围之外,说明不在 QRS 波群范围内,重构后的信号段为最终去噪信号,即 $x'_{\text{ECG}}(n) = x^s_{\text{ECG}}(n)$ 。

4 实验结果与分析

4.1 实验准备

本文使用 Matlab R2022b 软件模拟心电图信号去噪。选取美国麻省理工学院 MIT-BIH 心率失常数据库^[23]中的第 100, 101, 103, 115, 117, 234 号心电图信号前 3200 个采样点作为实验输入信号,心电图信号以原始形式提供,因此假设它们是干净的信号。通过将信号的采样频率设定为 360 Hz,根据 Nyquist 定理可知信号的最高频率需超过 180 Hz,因此在实验中对心电图信号进行 5 层尺度分解。选用 sym6 作为心电图信号平稳小波分析的基函数。在进行预处理操作时,窗口大小 ω 和多项式阶数 k 分别设定为 19 和 6,式(8)中参数 p 和 q 的值分别设定为 18.11 和 5.58。采用 SNR、均方根误差(Root-Mean-Square-Error, RMSE) 和均方根差百分比(Percentage-root-mean-Square Difference, PRD) 3 个指标来验证本文算法的

去噪性能,如式(14)、式(19)和式(20)所示。SNR 值越大,去噪效果越好;RMSE 值和 PRD 值越小,结果越好。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\tilde{x}(n) - x(n))^2} \quad (19)$$

$$\text{PRD} = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2}{\sum_{n=1}^N x(n)^2}} \quad (20)$$

4.2 定性分析

为了证明本文方法的适用性,分别在 101 号心电信号中加入 10 dB 的高斯白噪声和频率为 60 Hz 的正弦信号形式的随机噪声,使用本文方法进行去噪,结果如图 7 和图 8 所示。

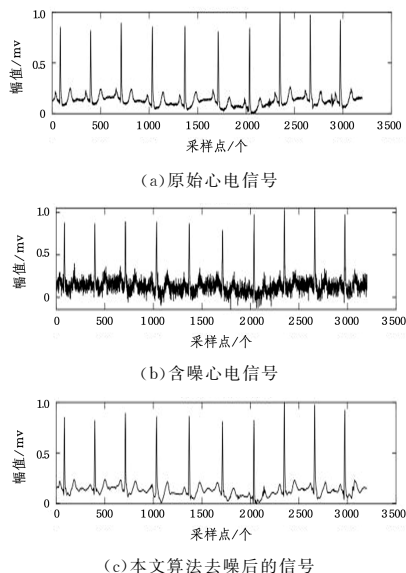


图 7 含高斯噪声的 101 号心电图信号去噪效果

Fig. 7 Denoising effect on ECG signal 101 with Gaussian noise

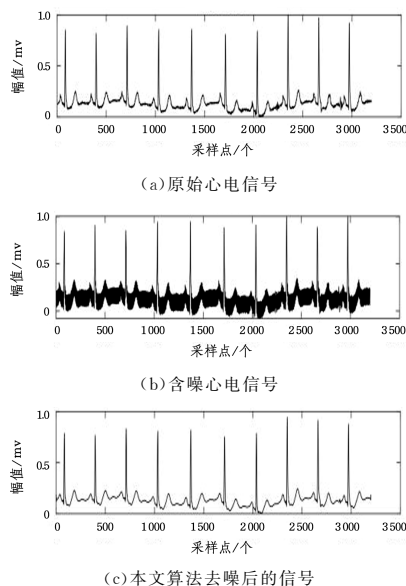


图 8 含随机噪声的 101 号心电图信号去噪效果

Fig. 8 Denoising effect on ECG signal 101 with Random noise

如图 7 所示,去噪后的心电信号在消除了大量原始信号噪声的同时,保留了包含重要临床信息的信号形态特征,可以很好地消除心电信号中一些不规律的噪声。如图 8 所示,去噪后的结果使心电图信号的波形变得清晰,可以很好地去除心

电信号中的工频干扰噪声,提升信号的质量。

图9展示了在不使用峰值校正方法后本文提出的阈值函数与应用硬、软阈值方法以及文献[15]中阈值函数方法的研究对比。可以看出,当使用硬阈值算法去噪后,信号的波形发生了尖峰毛刺现象;用软阈值算法进行去噪后,心电图信号的幅值降低,导致部分信号在重构过程中发生失真现象;文献[15]中的阈值算法去噪后,其心电图信号幅值略微降低,并且只有少部分采样点处出现尖峰毛刺。相比之下,本文提出的阈值算法在去噪后仅存在极少的尖峰毛刺现象,同时波形特征和幅值都较为完整,能够弥补软、硬阈值算法的不足,去噪性能相对于文献[15]算法更加优越。

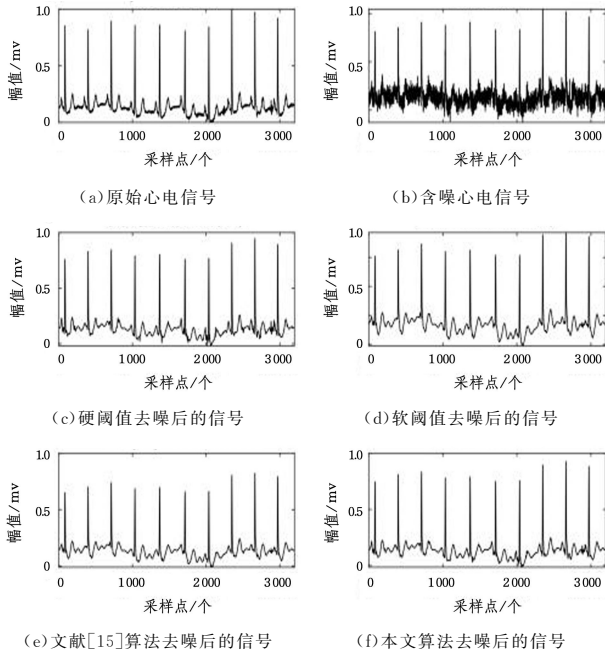


图9 各阈值方法对含噪的101号心电图信号的去噪效果

Fig. 9 Denoising effect of each threshold method on noisy ECG signal 101

为了能够更好地验证本文算法的去噪效果,将本文算法中应用了峰值校正方法以及没有应用峰值校正方法的波形图进行对比,如图10所示,虚线部分表示重构信号后未使用峰值校正所失去的R峰。没有应用峰值校正方法的重构信号,在R峰的位置上有一些虚线,说明R峰的信息有所缺失;而应用了峰值校正方法的重构信号,一些衰减的峰值信息能够被保留下来,从而使R峰的轮廓更加清晰,能够更好地增强心电图信号的去噪质量。

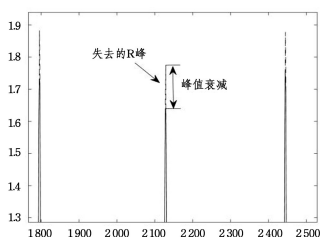


图10 101号信号的峰值信息误差

Fig. 10 Peak information error of ECG signal 101

从以上的定性分析实验可知,应用本文算法对心电图信号进行去噪,在降低噪声影响的同时,能够尽可能保持心电图信号

的原始形态和特征,从而避免了失真现象。

4.3 定量分析

为进行更全面的分析,将本文方法与低通滤波方法(LPF)、高通滤波方法(HPF)、傅里叶分解方法(FDM)、经验模态分解(EMD)、离散小波变换(DWT)及文献[10]中的方法进行对比研究。将频率为60Hz的正弦信号形式的随机噪声加入到原始信号中来模拟心电图信息中的工频干扰噪声,通过使用不同的MIT-BIH心率失常数据库中的心电图信号记录,对其进行去噪处理。表2列出了各种方法下去噪后的SNR值,表3和表4列出了各种方法去噪后的RMSE值和PRD值。

表2 不同去噪方法下的SNR

Table 2 SNR with different denoising methods

								(dB)
ECG	LPF	HPF	FDM	EMD	DWT	文献[10]	SWTaVHT	
100	30.87	31.78	25.89	37.61	39.05	43.38	49.85	
101	24.70	29.22	28.13	36.21	40.79	41.15	48.63	
103	28.50	28.42	31.81	31.57	37.79	42.15	47.42	
115	27.43	28.39	33.83	37.65	38.43	45.41	51.72	
117	24.53	29.43	33.53	37.52	37.53	46.25	48.01	
234	20.48	20.79	21.76	35.23	38.92	40.23	46.78	

表3 不同去噪方法下的RMSE

Table 3 RMSE with different denoising methods

ECG	LPF	HPF	FDM	EMD	DWT	文献[10]	SWTaVHT
100	0.0007	0.0261	0.0387	0.0039	0.0023	0.0015	0.0007
101	0.0019	0.0427	0.0325	0.0028	0.0014	0.0014	0.0012
103	0.0014	0.0300	0.0300	0.0037	0.0023	0.0016	0.0008
115	0.0023	0.0447	0.0584	0.0039	0.0009	0.0008	0.0008
117	0.0025	0.0549	0.0425	0.0031	0.0029	0.0023	0.0013
234	0.0017	0.0513	0.0502	0.0027	0.0015	0.0014	0.0011

表4 不同去噪方法下的PRD

Table 4 PRD with different denoising methods

ECG	LPF	HPF	FDM	EMD	DWT	文献[10]	SWTaVHT
100	0.282	0.482	0.508	0.485	0.300	0.273	0.251
101	0.263	0.597	0.568	0.342	0.176	0.165	0.152
103	0.176	0.622	0.434	0.375	0.242	0.152	0.151
115	0.355	0.734	0.720	0.251	0.138	0.145	0.137
117	0.219	0.693	0.843	0.478	0.278	0.201	0.165
234	0.425	0.583	0.621	0.424	0.321	0.299	0.200

由表2、表3和表4可知,相对于HPF方法,LPF方法只有在103号心电图信号中低通滤波SNR值比高通滤波略高0.08,其余信号均没有HPF方法高。而LPF方法在RMSE和PRD上的值均优于HPF方法,在RMSE上,最优比HPF方法小0.0524,在PRD上,最优比HPF方法小0.474。这说明,HPF方法相较于LPF方法,虽然能提供相对较高的SNR,但是信号失真程度较大,而LPF方法可以保留更好的信号信息,但是去噪性能很差。FDM方法和EMD方法相比,只有在103号心电图信号中,EMD方法去噪后的SNR值比FDM方法低0.24,其余信号均高于FDM方法,同时RMSE和PRD均优于FDM方法去噪后的值。这是由于FDM方法不能很好地解决信号频谱随时间变化的问题,导致其去噪性能不佳。EMD方法虽优于FDM方法,但它不能抑制具有多个频率分量的噪声,并且在去噪过程中容易造成模态混叠现象。而DWT方法能够解决这一问题,从实验结果可知,

DWT方法比经验模态分解具有更高的SNR值、更低的RMSE值以及更低的PRD值,说明使用DWT方法去噪的性能较好,其在滤除噪声的同时可以保持一些原始信号的特征信息。由于DWT方法在去噪的过程中容易产生吉布斯震荡,因此文献[10]提出了基于SWT的方法,将二元收缩函数与SWT相结合,引入了TV方法,在降低噪声的同时,保留了边缘上的重要信息,避免了在去噪过程中的下采样操作。文献[10]方法的SNR值最高比离散小波变换方法高8.72, RMSE值最高比DWT方法低0.0008, PRD值最高比DWT方法低0.09,文献[10]方法的值均优于前5种方法。这说明SWT方法去噪性能更好,并且在去除噪声的同时能够最大程度上减少原始信号与去噪后信号的差异,从而减少失真。本文提出了SWTaVHT方法,并且为了避免少量峰值信息的丢失,使用峰值校正技术。可以看出,本文算法的SNR值均优于表中的6种方法,相比文献[10]方法,其提升值为1.76~7.48 dB,最高达到7.48 dB。在100号心电信号中,本文算法的RMSE值和LPF方法值相等;在115号心电信号中,本文算法的RMSE值和文献[10]方法相等,其余心电信号中的RMSE值均比表中6种方法低,并且PRD值相对于其余方法均更低。这说明本文算法可以给出更高的心电信号质量,并且能够使去噪信号相比原始信号失真更少,本文算法相比于现有去噪技术去噪性能更加优越。

为了进一步验证本文算法的适用性,向101号心电信号中分别添加0dB,5dB,10dB,15dB和20dB的高斯白噪声,如图11—图13所示。将本文算法与文献[10]进行对比可以看出,随着噪声强度的减弱,去噪之后的SNR都增大, RMSE和PRD都减小,说明不同的噪声强度影响着去噪效果。噪声强度越大,去噪效果越差;噪声强度越小,去噪效果越好。从图中可以看出,本文算法在不同噪声强度下的去噪性能均优于文献[10]方法。

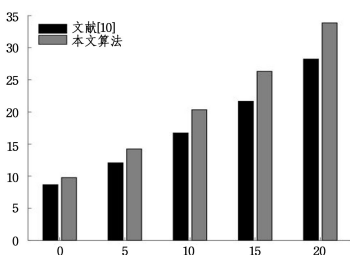


图11 不同信噪强度下的SNR值对比

Fig. 11 Comparison of SNR values at different signal-to-noise intensities

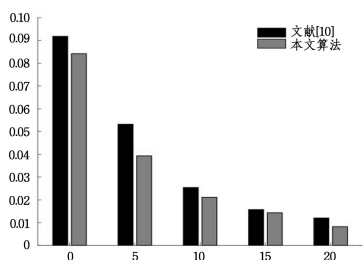


图12 不同信噪强度下的RMSE值对比

Fig. 12 Comparison of RMSE values at different signal-to-noise intensities

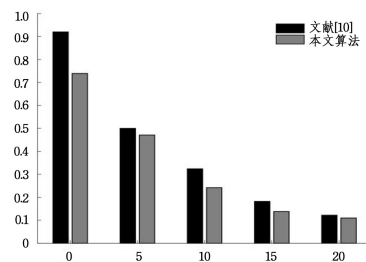


图13 不同信噪强度下的PRD值对比

Fig. 13 Comparison of PRD values at different signal-to-noise intensities

本文方法的运行效率如表5所列。从表中可知,本文方法的运行时间消耗高于EMD, DWT以及文献[10]中的方法,说明本文算法的复杂度略高,但是输出信噪比为所有方法中的最高值,比文献[10]中的方法高出6.47。

表5 计算时间的比较

Table 5 Comparison of calculation times

方法	时间/s	SNR
EMD	0.1846	37.61
DWT	0.1354	39.05
文献[10]方法	0.3103	43.38
SWTaVHT	0.5252	49.85

结束语 本文提出的去噪算法可以有效地抑制受损心电信号中的基线漂移、工频干扰等噪声。在提出的SWTaVHT方法中,使用APSO对参数 p 和 q 进行优化,选取最佳参数;结合峰值校正方法,能够在去除噪声的同时更好地保留原始心电信号的形态特征。为验证本文算法性能,进行了去噪实验,采用MIT-BIH数据库中不同的心电信号进行去噪。与不同方法相比,提出的算法具有最大信噪比、最小均方根误差和最小均方根差百分比。对心电信号进行降噪是心电信号研究的一个重要部分,虽然本文算法在心电信号去噪方面有一定的优势,但是为了能更好地提高算法的去噪能力,在进行去噪时,预处理中去除的基线漂移低频段噪声中可能会携带一些心电信号原始特征信息,这一步骤下的算法有待进一步优化。其次,本文算法在时间效率上与现有的去噪技术相比并非最优。在之后的研究中,需要对心电信号中基线漂移噪声的处理进行进一步优化,在去噪基线漂移的同时尽可能保留其原始特征信息,并且需要对算法的复杂度进行优化,提高运行效率,从而更好地将本文算法应用在临床医学等实际应用中。

参考文献

- [1] CHATTERJEE S, THAKUR R S, YADAV R N, et al. Review of noise removal techniques in ECG signals[J]. IET Signal Processing, 2020, 14(9): 569-590.
- [2] BHASKAR P, UPLANE M. High frequency electromyogram noise removal from electrocardiogram using FIR low pass filter based on FPGA[J]. Procedia Technology, 2016, 25: 497-504.
- [3] KHER R. Signal processing techniques for removing noise from ECG signals[J]. Journal of Biomedical Engineering and Research, 2019, 3(101): 1-9.
- [4] SINGHAL A, SINGH P, FATIMAH B, et al. An efficient removal of power-line interference and baseline wander from ECG

- signals by employing Fourier decomposition technique[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 57: 101741.
- [5] KRISHNAN S R, SEELAMANTULA C S. On the selection of optimum Savitzky-Golay filters[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 61(2): 380-391.
- [6] MOEIN S. An MLP neural network for ECG noise removal based on Kalman filter[C]// *Advances in Computational Biology*. 2010: 109-116.
- [7] RAKSHIT M, DAS S. An efficient ECG denoising methodology using empirical mode decomposition and adaptive switching mean filter[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 40: 140-148.
- [8] KUMAR A, KOMARAGIRI R, KUMAR M. Design of wavelet transform based electrocardiogram monitoring system[J]. *ISA Transactions*, 2018, 80: 381-398.
- [9] DEEPAK B, VANDANA C R, SOURYA D, et al. Motion Artifact Removal in Ambulatory ECG Signal for Heart Rate Variability Analysis[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(24): 12432-12442.
- [10] MADAN P, SINGH V, SINGH D P, et al. Denoising of ECG signals using weighted stationary wavelet total variation[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 73: 103478.
- [11] KUMAR A, TOMAR H, MEHLA V K, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. *ISA Transactions*, 2021, 114: 251-262.
- [12] MERAH M, ABDELMALIK T, LARBI B. R-peaks detection based on stationary wavelet transform[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2015, 121(3): 149-160.
- [13] STEPHANE M. *A wavelet tour of signal processing* [M]. Elsevier, 1999.
- [14] BAYER F M, KOZAKEVICIUS A J, CINTRA R J. An iterative wavelet threshold for signal denoising[J]. *Signal Processing*, 2019, 162: 10-20.
- [15] GAO L, GAN Y, SHI J. A novel intelligent denoising method of ecg signals based on wavelet adaptive threshold and mathematical morphology[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(9): 10270-10284.
- [16] SAVITZKY A, GOLAY M J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [17] PAN J, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985(3): 230-236.
- [18] NAYAK C, SAHA S K, KAR R, et al. Automated QRS complex detection using MFO - based DFOD [J]. *IET Signal Processing*, 2018, 12(9): 1172-1184.
- [19] BODA S, MAHADEVAPPA M, DUTTA P K. A hybrid method for removal of power line interference and baseline wander in ECG signals using EMD and EWT[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 67: 102466.
- [20] LI C, WU Y, LIN H, et al. ECG denoising method based on an improved VMD algorithm [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(23): 22725-22733.
- [21] NAYAK J, SWAPNAREKHA H, NAIK B, et al. 25 years of particle swarm optimization: Flourishing voyage of two decades [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2023, 30(3): 1663-1725.
- [22] KUO R, LI S S. Applying particle swarm optimization algorithm-based collaborative filtering recommender system considering rating and review[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 135: 110038.
- [23] MOODY G B, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2001, 20(3): 45-50.



WANG Haiyong, born in 1979, Ph. D., senior engineer. His main research interests include network security and computer vision.

(责任编辑:何杨)