

## 基于改进小波阈值算法的ECG肌电信号去噪研究

顾旋, 张伟, 吕珊珊, 梁富娥, 刘东华

甘肃中医药大学信息工程学院, 甘肃 兰州 730100

**【摘要】**为了解决传统软、硬阈值算法对肌电信号去噪后心电图(ECG)信号幅值降低和存在局部异常尖峰,导致去噪效果较差的问题。通过研究小波阈值算法的去噪原理和优化规则,基于双曲正切函数构造出一种具有连续性、结构简单、灵活性较高的可调阈值函数和改进的分层阈值,并分析得到小波分解含噪ECG信号的最佳小波基函数和分解层数,提出了一种改进的小波阈值算法。将软、硬阈值算法、相关文献中的阈值算法和本文所提改进阈值算法对含有真实肌电信号噪声的ECG信号进行去噪对比研究。实验结果表明:本文改进阈值算法能较好地去除ECG信号中的肌电信号噪声,并能更好地保持ECG信号波形特征,且Pearson相关系数值大于其他阈值算法。定性和定量结果表明,本文所提改进阈值算法对ECG肌电信号噪声具有较好的去噪效果。

**【关键词】**心电图信号;肌电信号;小波阈值算法去噪;阈值函数;Pearson相关系数

**【中图分类号】**R318;TN911.7

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)02-0212-08

## An improved wavelet threshold algorithm for cancelling EMG signal from ECG signal

GU Xuan, ZHANG Wei, LÜ Shanshan, LIANG Fu'e, LIU Donghua

College of Information Engineering, Gansu University of Chinese Medicine, Lanzhou 730100, China

**Abstract:** After removing the electromyogram (EMG) signal from electrocardiogram (ECG) signal with the traditional soft and hard threshold algorithms, the amplitude of ECG signal decreases and there are local abnormal peaks, leading to unsatisfactory denoising results. By studying the denoising principle and optimization rules of the wavelet threshold algorithm, based on the hyperbolic tangent function, an adjustable threshold function with continuity, simple structure and high flexibility, and an improved hierarchical threshold are constructed. The optimal wavelet basis function and wavelet decomposition level for noisy ECG signals are obtained through analysis. Finally, an improved wavelet threshold algorithm is proposed. The soft and hard threshold algorithms, the threshold algorithm in the relevant literatures, and the proposed algorithm are used to cancel the real EMG signal from ECG signal. The experimental results show that the improved threshold algorithm can better remove EMG signal from ECG signal and preserve the waveform characteristics of ECG signal, and has a greater Pearson correlation coefficient value than other threshold algorithms. Both qualitative and quantitative results confirm that the proposed threshold algorithm is effective in cancelling EMG signal from ECG signal.

**Keywords:** electrocardiogram signal; electromyogram signal; wavelet threshold algorithm denoising; threshold function; Pearson correlation coefficient

### 前言

医生通过记录心脏电活动的心电图(Electrocardiogram, ECG)来诊断各种心脏疾病。然而

ECG信号在采集和传输过程中容易受到多种噪声干扰,使ECG的波形发生失真,造成临床诊断的误判<sup>[1]</sup>。其中,肌电信号噪声的频谱与ECG信号重合<sup>[2]</sup>,使得ECG信号有用的波形特征和噪声难以区分。为了去除ECG信号的肌电信号噪声,研究人员提出了原理简单、噪声滤除能力强的小波阈值算法<sup>[3-4]</sup>。其中传统小波阈值算法采用软、硬阈值函数并结合固定阈值对信号进行处理,但软、硬阈值函数分别存在恒定偏差和不连续的问题,且固定阈值不随小波分解层数的变化而变化<sup>[5]</sup>,导致去噪后的信号幅值降低且存在局部异常尖峰。于是,为了增强小波阈值算法的去噪能力,研究者们提出了

**【收稿日期】**2022-08-10

**【基金项目】**甘肃省教育厅创新基金(2022B-113);甘肃中医药大学研究生创新基金(2022CX81)

**【作者简介】**顾旋,硕士研究生,研究方向:生物医学信号处理,E-mail: guxuan\_2020@163.com

**【通信作者】**张伟,副教授,研究方向:医学信号处理,医学图像处理,E-mail: 27670934@qq.com

各种改进的小波阈值算法<sup>[6-9]</sup>,虽然解决了软、硬阈值函数的缺陷,但所提的阈值函数结构一般较为复杂,计算量大,灵活性较差,且所提的固定阈值和分层阈值也不符合小波分解后噪声在各层分布的规律。最近,研究人员利用智能算法对小波阈值算法的参数进行优化<sup>[10-12]</sup>,取得了较好的去噪效果。但是,这也极大地增加了算法的计算复杂度和运行时间。

因此,本文基于双曲正切函数构造出一种具有连续性、结构简单、灵活性较好的改进阈值函数,并分析得到符合肌电信号噪声在小波分解各层分布规律的分层阈值,同时通过理论和仿真分析得到了小波分解含噪 ECG 信号的最佳小波基函数和分解层数,提出了一种可调的改进小波阈值算法,以解决传统软、硬阈值算法和现有阈值算法对 ECG 信号中肌电信号去噪效果不佳的问题,验证了本文改进小波阈值算法具有优越的去噪性能。

## 1 小波阈值算法

### 1.1 小波阈值算法去噪原理

小波变换具有时频分析和多分辨率功能,非常适合 ECG 信号的降噪处理<sup>[13-14]</sup>。小波阈值算法首先根据含噪 ECG 信号特性选择最佳的小波基函数和分解层数进行小波分解,小波分解  $k$  层示意图如图 1 所示。含噪 ECG 信号  $S$  最后被分解为一个近似系数  $cA_k$  和一系列细节系数  $cD_1 \sim cD_k$ ,近似系数包含信号的低频信息,细节系数包含信号的高频信息,有用信号和噪声信号分别被分解到低频(近似)系数和低频(细节)系数中,其中有用信号的小波系数幅值大于噪声信号。然后选择合适的阈值函数和阈值,将高频系数  $cD_1 \sim cD_k$  和低频系数  $cA_k$  大于阈值的小波系数保留或进行相关处理,小于阈值的小波系数置零。最后对阈值处理过的高频小波系数  $cD_1 \sim cD_k$  和低频小波系数  $cA_k$  逆变换重构 ECG 信号,即可得到去噪后的 ECG 信号<sup>[15]</sup>。小波阈值算法去噪流程如图 2 所示。可知小波阈值算法的去噪效果取决于小波基函数、分解层数、阈值函数和阈值等参数的选取。

### 1.2 阈值函数

**1.2.1 传统阈值函数** 传统阈值函数主要有硬阈值和软阈值函数,表达式分别如式(1)和(2)所示:

$$D = \begin{cases} d, & |d| \geq \lambda \\ 0, & |d| < \lambda \end{cases} \quad (1)$$

$$D = \begin{cases} \text{sign}(d)(|d| - \lambda), & |d| \geq \lambda \\ 0, & |d| < \lambda \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $d$  为原始信号的小波系数,  $D$  为去噪信号的小波系数,  $\lambda$  为阈值点,  $\text{sign}()$  为符号函数。

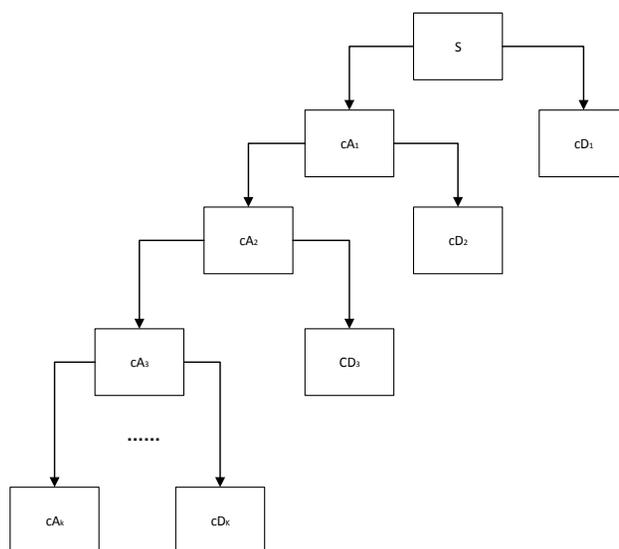


图1 小波分解  $k$  层示意图

Figure 1 Schematic diagram of  $k$ -level wavelet decomposition

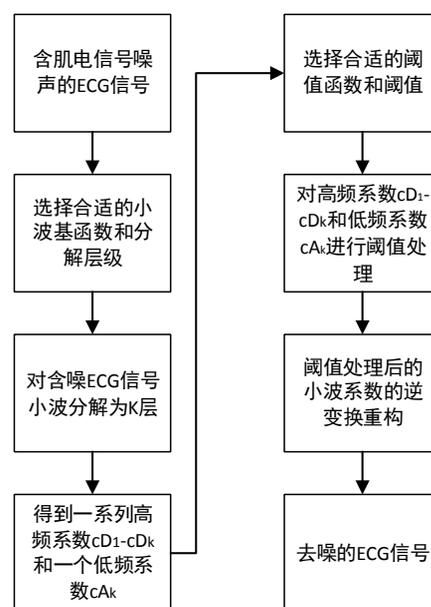


图2 小波阈值算法对 ECG 信号去噪流程图

Figure 2 Flowchart of ECG signal denoising with wavelet threshold algorithm

设阈值点  $\lambda = 1$  时,小波软、硬阈值函数对应的函数图像如图 3 所示。由图 3 可知,硬阈值函数不连续,在  $d = \pm 1$  处是间断的,会使去噪后信号发生振荡,产生尖峰毛刺,造成信号部分波形特征丢失;软阈值函数具有连续性,但  $d$  和  $D$  之间存在恒定偏差的问题,会导致重构信号的幅值降低,信号产生失真<sup>[16-17]</sup>。

**1.2.2 改进的阈值函数** 为了解决软、硬阈值函数的缺陷,通过分析软、硬阈值函数的特点和优化阈值函数规则<sup>[18]</sup>,本文基于双曲正切函数构造出一种具有连续性、结构简单、灵活性较好的可调改进阈值函

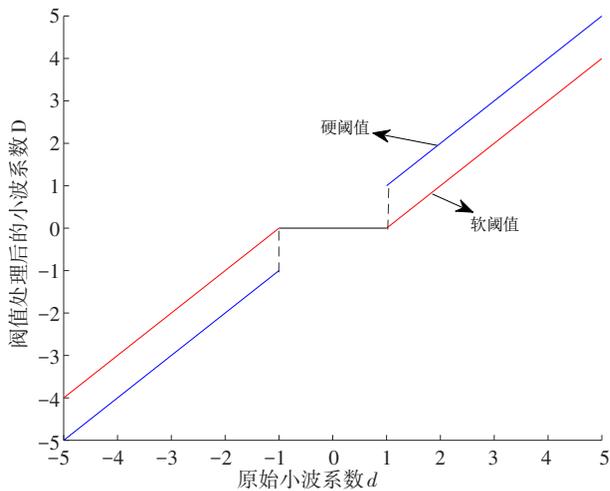


图3 小波软、硬阈值函数图像

Figure 3 Wavelet soft and hard threshold function

数,表达式如下:

$$D = \begin{cases} d \times \tanh(\alpha \times (|d| - \lambda)), & |d| \geq \lambda \\ 0, & |d| < \lambda \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\alpha$  为调节系数。

当调节系数  $\alpha$  分别为 1、5 和 10, 阈值点  $\lambda = 1$  可调的改进阈值函数图像如图 4 所示。

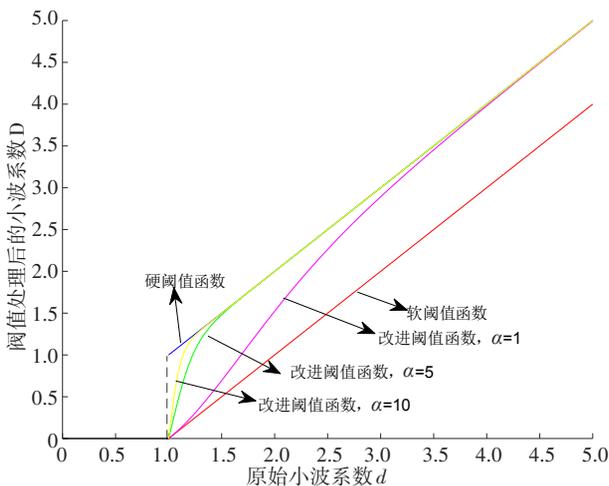


图4 不同调节系数的改进阈值函数第一象限图

Figure 4 The first quadrant diagram of the improved threshold function with different adjustment coefficients

为了验证本文改进阈值函数的性能,对式(3)进行数学分析:

(1)连续性。当  $d \rightarrow \pm\lambda^+$  时,

$$\lim_{d \rightarrow \pm\lambda^+} D = \lim_{d \rightarrow \pm\lambda^+} d \times \tanh(\alpha \times (|d| - \lambda)) = 0 \quad (4)$$

同理可得,  $d \rightarrow \pm\lambda^-$  时,  $\lim_{d \rightarrow \pm\lambda^-} D = 0$ 。由此可知,改进阈值函数在  $\pm\lambda$  处具有连续性,能够解决硬阈值函数在阈值点  $\lambda$  处产生间断的缺陷。

(2)渐进性和偏差性。当  $d \rightarrow \pm\infty$  时,

$$\lim_{d \rightarrow \pm\infty} \left( \frac{D}{d} \right) = \lim_{d \rightarrow \pm\infty} \left( \frac{d \times \tanh(\alpha \times (|d| - \lambda))}{d} \right) = 1 \quad (5)$$

$$\lim_{d \rightarrow \pm\infty} (D - d) = \lim_{d \rightarrow \pm\infty} (d \times \tanh(\alpha \times (|d| - \lambda)) - d) = 0 \quad (6)$$

由式(5)、(6)可知,  $D$  的渐近线为  $d$ , 即改进阈值函数趋于无穷时逼近硬阈值函数,较好地解决了软阈值函数存在的恒定偏差缺陷,有效减少了信号重构的失真。

(3)灵活性。调节系数  $\alpha$  的值能较大地影响阈值算法的去噪性能。由图 4 可知,当  $\alpha$  较大时,改进阈值函数曲线逼近硬阈值函数的速度较快,但曲线变得较为陡峭,导致重构后的信号存在许多尖峰震荡;当  $\alpha$  较小时,改进阈值函数曲线较为平缓,仍会存在恒定偏差,重构信号会存在部分失真<sup>[19]</sup>。因此,可根据待处理的信号特征对应地调整  $\alpha$  值,即本文改进阈值函数具有很好的灵活性。

### 1.3 分层阈值

经过小波分解后,有用信号对应的小波系数幅值随着分解层数的增大而增大,而噪声对应的小波系数幅值随分解层数的增大而减小,故需要对不同分解层数选取不同的阈值。而传统固定阈值规则不随分解层数改变阈值<sup>[20]</sup>,会导致去噪效果较差。文献[2]提出分层阈值为  $\lambda_j = \frac{\alpha^j \sigma \sqrt{2 \ln N}}{2^{j-1} \ln(j+1)}$ ,较好地解

决了固定阈值的缺陷,但是其各层阈值差距较大,会导致重构信号产生失真;文献[16]提出分层阈值为  $\lambda_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{\ln(j+1)}$ ,但其首层阈值过大。这些并不符合噪声在各层分布的特点。本文根据含肌电信号噪声的 ECG 信号小波分解后在各层的分布特点,提出了改进的分层阈值规则。

$$\lambda_j = \left( \frac{\sqrt{2}}{2} \right)^j \sigma \sqrt{2 \ln(N)} \quad (7)$$

其中,  $N$  为信号长度,  $\sigma$  为噪声的均方根误差,  $\sigma =$

$$\frac{\text{median}(|d_i|)}{0.6745}, j \text{ 为分解层级。}$$

## 2 小波基函数与分解层数的确定

### 2.1 小波基函数的确定

小波基函数的选取对小波阈值算法去噪性能具有重要影响,通过对 ECG 信号的特性和小波基函数的性质进行研究,可知适合对 ECG 信号中肌电信号噪声降噪处理的小波基函数主要有 sym 系列和 bior 系列<sup>[21]</sup>。故通过比较基于 sym 系列和 bior 系列的小波阈值算法对含噪声 ECG 信号去噪后与原始 ECG

信号的 Pearson 相关系数 (Pearson Correlation coefficient, PCC) 确定最佳小波基函数。PCC 的表达式如式(8)所示:

$$PCC = \frac{\sum_{i=1}^N [x(i) - \bar{x}] [y(i) - \bar{y}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N [x(i) - \bar{x}]^2 \sum_{i=1}^N [y(i) - \bar{y}]^2}} \quad (8)$$

其中,  $x(n)$  为原始信号,  $y(n)$  为去噪后的信号,  $\bar{x}$ 、 $\bar{y}$  分别为原始信号和去噪后信号的平均值,  $n$  为信号采样点数,  $N$  为信号长度。其中 PCC 越接近 1, 表明两变量之间的相关性越强, PCC 越接近 0, 表明两变量之间的相关性越弱。

实验数据选取美国麻省理工学院的 MIT-BIH 心律失常数据库 (MIT-BIH Arrhythmia Database) 的第 100 号 ECG 信号<sup>[22]</sup>, 由于肌电信号噪声的宽频特性类似于高斯白噪声, 故向第 100 号 ECG 信号分别加入信噪比为 20 dB 和 10 dB 的高斯白噪声模拟轻微和严重肌电信号噪声, 阈值和阈值函数分别选取固定阈值和硬阈值函数, 分解层数设为 7 层。

通过对表 1 的数据分析可知, 基于 sym 和 bior 系列小波基函数的小波阈值算法对含肌电信号噪声的 ECG 信号去噪后的 PCC 数值差距较小。且相关性均较强。其中 sym4 小波基函数去噪后 PCC 值略微大于其他小波基函数, 故本文选取 sym4 作为 ECG 信号小波分解的基函数。

表 1 基于 sym 系列和 bior 系列小波基函数的小波阈值算法对含肌电信号噪声的 ECG 信号去噪后的 PCC 值

Table 1 The PCC value of ECG signal containing EMG signal noise is denoised by wavelet threshold algorithm based on sym series and bior series wavelet basis functions

小波基函数	PCC(轻微/严重)	小波基函数	PCC(轻微/严重)
sym2	0.975 2/0.839 1	bior2.4	0.977 9/0.842 4
sym3	0.976 8/0.835 6	bior2.6	0.978 8/0.848 9
sym4	0.979 4/0.849 0	bior2.8	0.978 6/0.847 6
sym5	0.978 4/0.835 0	bior3.1	0.977 5/0.832 6
sym6	0.978 7/0.840 2	bior3.3	0.977 7/0.840 3
sym7	0.978 1/0.843 0	bior3.5	0.978 1/0.839 5
sym8	0.979 3/0.848 2	bior3.7	0.977 7/0.845 9
bior1.1	0.976 0/0.831 8	bior3.9	0.979 1/0.841 2
bior1.3	0.975 6/0.842 0	bior4.4	0.977 8/0.839 3
bior1.5	0.975 8/0.834 5	bior5.5	0.976 4/0.838 7
bior2.2	0.977 0/0.842 2	bior6.8	0.978 3/0.848 3

## 2.2 分解层数的确定

分解层数一定程度上决定小波阈值的去噪效

果。分解层数过多, 对各层小波系数会造成过分解, 去噪后会造信号失真, 且运算量变大; 分解层数过少, 对各层小波系数分解得不彻底, 导致有用信号和噪声信号在相同的小波层次中, 去噪效果不理想<sup>[23]</sup>。所以需要根据待处理信号的特性选择合适的分解层数。MIT-BIH 心律失常数据库的 ECG 信号采样频率为 360 Hz, 表 2 列出了 ECG 信号各层小波分解层数的频率分布关系。其中肌电信号噪声的分布频率与 ECG 信号基本重合, 故通过分析 ECG 信号的频率分布特点, 可知分解层数为 7 或 8 层时去噪效果较好<sup>[24]</sup>。

表 2 ECG 信号的小波分解层数与各层频率分布  
Table 2 Wavelet decomposition levels for ECG signal and frequency range of each level

分解层数	高频范围/Hz	低频范围/Hz
0	180~360	0~180
1	90~180	0~90
2	45~90	0~45
3	22.5~45	0~22.5
4	11.25~22.5	0~11.25
5	5.625~11.25	0~5.625
6	2.8125~5.625	0~2.8125
7	1.40625~2.8125	0~1.40625
8	0.703125~1.40625	0~0.703125

为了确定最佳分解层数, 对加入 20 dB 和 10 dB 高斯白噪声的第 103 号 ECG 信号分别进行 7 层和 8 层小波阈值算法去噪, 小波基函数为 sym4, 阈值和阈值函数分别为固定阈值与软、硬阈值函数, 通过比较去噪后 ECG 信号与原始 ECG 信号的 PCC 确定最佳小波分解层数<sup>[25]</sup>。

由表 3 的去噪 ECG 信号和原始 ECG 信号的 PCC 值可知, 分解层数为 7 或 8 层的去噪效果差别并不明显, 因此分解层数为 7 层或 8 层均可。但考虑到增加分解层数会产生额外的计算量和运行时间, 故本文选择的分解层数为 7 层。

## 3 实验与仿真

### 3.1 仿真实验设计

为了验证本文改进小波阈值算法对 ECG 信号中肌电信号噪声的去噪性能, 选取美国麻省理工学院的“MIT-BIH Arrhythmia Database”的第 100、103 和 108 号 ECG 信号与 MIT-BIH 噪声压力测试数据库 (MIT-BIH Noise Stress Test Database) 中的肌电信号

表3 小波分解7和8层时去噪ECG信号与原始ECG信号PCC值对比

Table 3 Comparison of PCC between original and denoised ECG signal at 7 and 8 wavelet decomposition levels

分解层数	20 dB(软/硬阈值)	10 dB(软/硬阈值)
7	0.995 1/0.997 4	0.974 8/0.985 1
8	0.997 3/0.995 8	0.974 5/0.983 9

ma 叠加构成含有真实肌电信号噪声的 ECG 信号 (两个数据库均为国际上公认的标准心电数据

库<sup>[26]</sup>, 100、103、108号 ECG 信号和 ma 均为真实提取信号)。通过仿真实验比较软、硬阈值算法、相关文献中的阈值算法和本文改进阈值算法对含真实肌电信号噪声的 ECG 信号的去噪效果, 以去噪后 ECG 信号的波形特征和 PCC 值为评价准则, 定性和定量比较各阈值算法的去噪效果。仿真软件采用 MATLAB R2020b。小波基函数均为 sym4, 分解层数均为 7 层。各小波阈值算法的阈值函数和阈值规则如表 4 所示。

表4 各小波阈值算法的阈值函数和阈值规则

Table 4 Thresholds rules and threshold functions of each wavelet thresholding algorithm

名称	阈值函数	阈值规则
硬阈值	$D = \begin{cases} d, &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$
软阈值	$D = \begin{cases} \text{sign}(d)( d  - \lambda), &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$
文献[6]	$D = \begin{cases} \text{sign}(d) \times [(d^2 - (\frac{\lambda}{\exp(d - \lambda)})^2)^{\frac{1}{2}}], &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$
文献[8]	$D = \begin{cases} \text{sign}(d)( d  - \frac{p\lambda}{p + (\exp(q \times ( d  - \lambda)) - 1)}), &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ $p, q$ 均为调节系数, $p=0.1, q=5$
文献[16]	$D = \begin{cases} d \times \frac{2 \times \arctan[a \times ( d  - \lambda)]}{\pi}, &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{\ln(j + 1)}$ $a$ 为调节系数, $a=10$
本文算法	$D = \begin{cases} d \times \tanh(\alpha \times ( d  - \lambda)), &  d  \geq \lambda \\ 0, &  d  < \lambda \end{cases}$	$\lambda_j = (\frac{\sqrt{2}}{2})^j \sigma \sqrt{2 \ln(N)}$ $\alpha$ 为调节系数, $\alpha=5$

### 3.2 ECG 信号去噪效果的定性分析

各阈值算法对含真实肌电信号噪声的 ECG 信号去噪效果如图 5~7 所示。通过对图 5、图 6 和图 7 进行分析可知, 软阈值算法去噪后 ECG 信号的幅值降低, 且部分特征被过度平滑, 导致重构信号的部分失真; 硬阈值算法去噪后信号波形存在尖峰毛刺, 使得 ECG 信号部分特征被破坏, 导致有用信号的部分丢失; 文献[6]阈值算法去噪效果最差, 虽然滤除了大部分噪声, 但 ECG 信号特征被破坏, 且信号幅值严重降低; 文献[8]阈值算法通过两个调节系数使算法取得了较好的去噪效果, 但算法结构复杂, 计算量大, 需要不断调整调节系数获得最佳滤波效果; 文献[16]阈值算法去噪后 ECG 信号幅值降低, 且部分样本点出现尖峰毛刺, 导致有用信号部分丢失; 本文阈值算法去噪后存在极少的尖峰毛刺, 且波形特征和

幅值保持较完整, 改善了软硬阈值的缺陷, 取得了较好的去噪效果。

### 3.3 ECG 信号去噪效果的定量分析

由于“MIT-BIH Arrhythmia Database”和“MIT-BIH Noise Stress Test Database”中原始 ECG 信号和肌电信号 ma 都含有一些基线漂移噪声, 这将严重影响信号的信噪比和均方误差测量值的准确性。因此, 本文采用去噪后的 ECG 信号和原始 ECG 信号的 PCC 定量评价各小波阈值算法的去噪性能<sup>[27-28]</sup>。

通过表 5 的数据可知, 采用本文改进阈值算法对含有真实肌电信号噪声的 ECG 信号去噪后的 PCC 值最大, 即本文改进阈值算法的去噪性能优于传统的软、硬阈值算法和相关文献中的阈值算法。其中软、硬阈值和文献[6]的阈值函数和阈值分别是无调节因子的固定表达式和固定阈值, 不具有灵活性和自

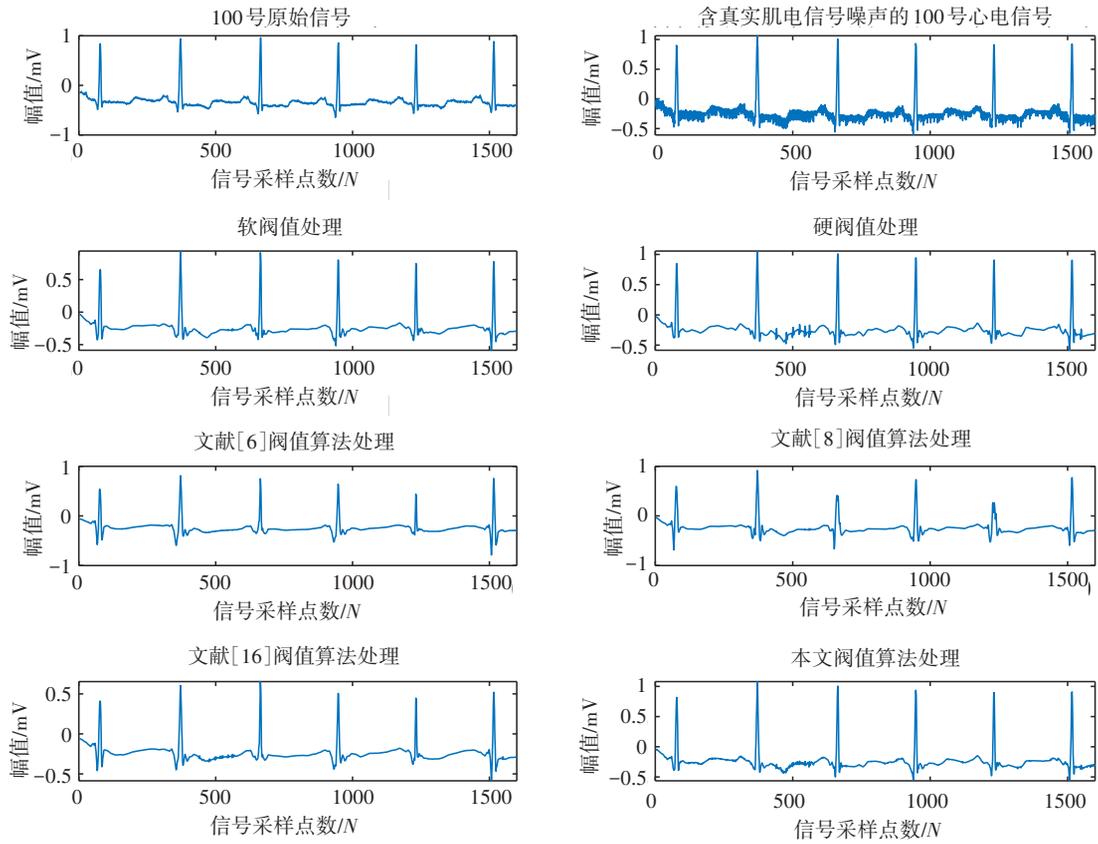


图5 各阈值算法对含真实肌电信号噪声的100号ECG信号去噪效果  
Figure 5 Denoising results of each threshold algorithm on No.100 ECG signal with real EMG signal

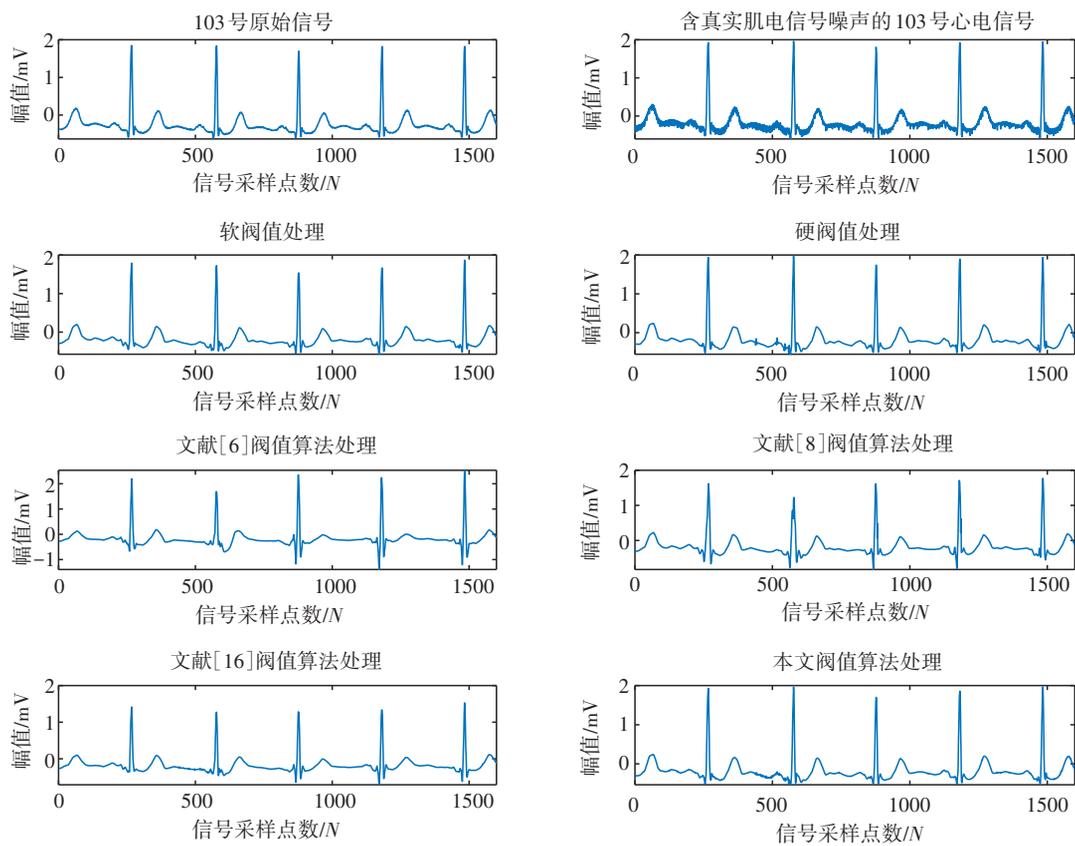


图6 各阈值算法对含真实肌电信号噪声的103号ECG信号去噪效果  
Figure 6 Denoising results of each threshold algorithm on No.103 ECG signal with real EMG signal

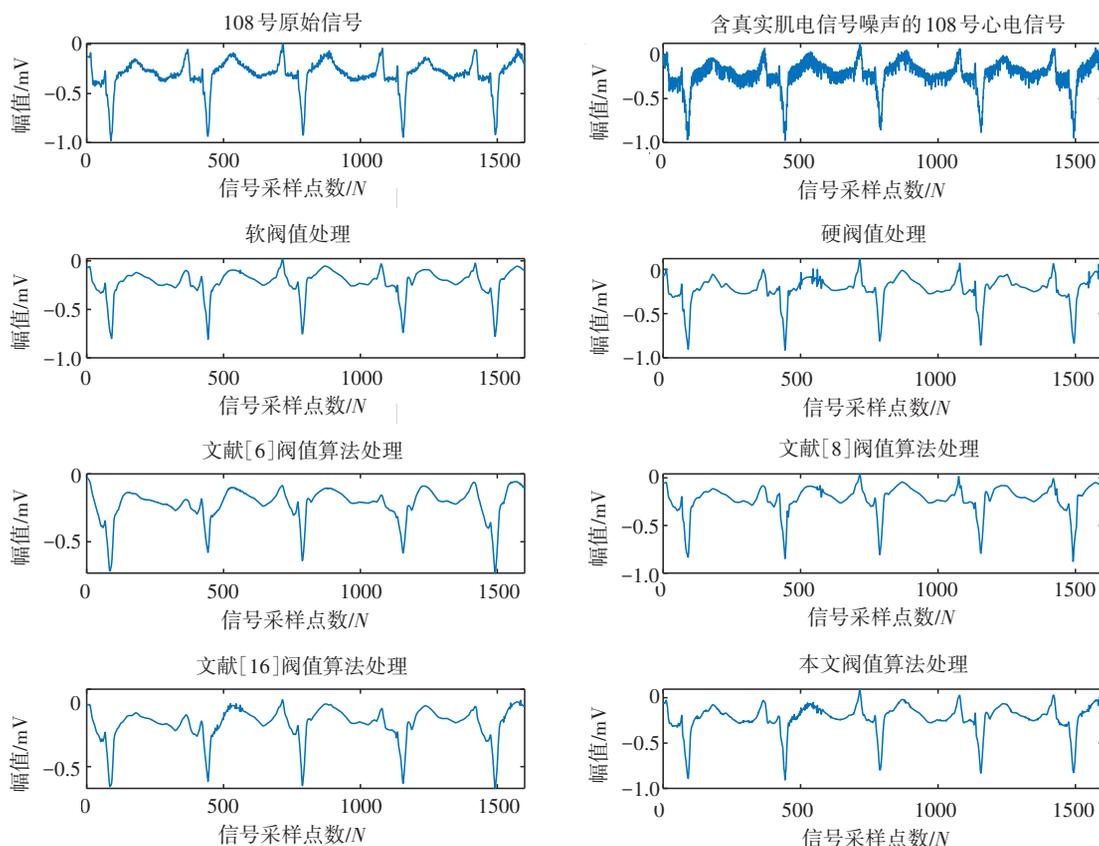


图7 各阈值算法对含真实肌电信号噪声的108号ECG信号去噪效果  
Figure 7 Denoising results of each threshold algorithm on No.108 ECG signal with real EMG signal

适应性,去噪性能较差;文献[8]阈值函数具有两个调节系数,可通过改变阈值函数的调节系数,使阈值算法获得更好的滤波性能,但阈值函数具有较多的指数次数,算法结构较为复杂,计算量也较大;文献[16]阈值函数以反正切函数为基础并加入一个调节系数,算法结构简单且灵活性较好,同时采用了分层阈值,但是阈值函数需要较大的调节系数才会使阈值算法具有较好的滤波性能,增加了算法的计算量;本文阈值算法的阈值函数以双曲正切函数为基础并加入一个调节系数,算法结构简单且灵活性较好,只需要较小的调节系数就可以产生较好的滤波性能,同时所提的分层阈值规则更符合肌电信号噪声在小波分解各层分布规律,使得本文改进阈值算法的去噪性能较为优越。

#### 4 结论

为了解决传统软、硬阈值算法对ECG信号的肌电信号噪声去噪效果不佳的问题,通过双曲正切函数构造出改进的阈值函数,并分析得到更符合肌电信号噪声在小波分解各层分布规律的分层阈值,并根据含噪ECG信号的特征和采样率以及去噪后的PCC值确定了小波分解的最佳小波基函数和分解层

表5 各阈值算法对含真实肌电信号噪声的ECG信号去噪后的PCC值  
Table 5 PCC value of ECG signal with real EMG signals noise after denoising by each threshold algorithms

阈值算法	100号ECG信号	103号ECG信号	108号ECG信号
软阈值	0.9527	0.9638	0.9403
硬阈值	0.9650	0.9692	0.9526
文献[6]	0.8942	0.9012	0.8621
文献[8]	0.9069	0.9220	0.9347
文献[16]	0.9201	0.9587	0.9125
本文阈值算法	0.9764	0.9815	0.9663

数。提出了一种具有连续性、算法结构简单、灵活性较好的可调改进小波阈值算法。利用“MIT-BIH Arrhythmia Database”中的100、103和108号ECG信号与“MIT-BIH Noise Stress Test Database”中的肌电信号噪声叠加构成含真实肌电信号噪声的ECG信号,将软、硬阈值算法、相关文献的阈值算法和本文改进的阈值算法对其进行去噪处理,通过比较去噪后ECG信号的波形特征和PCC值评价各阈值算法的滤波性能。实验结果表明,本文改进阈值算法对含真实肌电信号噪声的ECG信号去噪效果较好,波

形特征保持较完整,且PCC值最大;同时本文阈值算法结构简单,计算复杂度小,灵活性较好。定性和定量结果表明,本文改进阈值算法具有优越的去噪性能。

## 【参考文献】

- [1] 郑鑫. 基于小波变换的心电信号去噪识别的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.  
Zheng X. Research and implementation of ECG signal denoising and recognition based on wavelet transform [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017.
- [2] Gao L, Gan Y, Shi J. A novel intelligent denoising method of ecg signals based on wavelet adaptive threshold and mathematical morphology[J]. Appl Intell, 2022, 52: 10270-10284.
- [3] Vargas RN, Paschoarelli Veiga AC. Electrocardiogram signal denoising by clustering and soft thresholding[J]. IET Signal Process, 2018, 12 (9): 1165-1171.
- [4] Madan P, Singh V, Singh DP, et al. Denoising of ECG signals using weighted stationary wavelet total variation[J]. Biomed Signal Proces, 2022, 73: 103478.
- [5] He H, 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.
- [6] 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.  
Yin 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.
- [7] 张培玲, 李小真, 崔帅华. 基于改进小波阈值-CEEMDAN算法的ECG信号去噪研究[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(11): 2067-2072.  
Zhang PL, Li XZ, Cui SH. An improved wavelet threshold-CEEMDAN algorithm for ECG signal denoising [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(11): 2067-2072.
- [8] 杨承全, 聂春燕, 王慧宇, 等. 基于小波改进阈值的肌电干扰降噪研究与效果评估[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 80-86.  
Yang CJ, Nie CY, Wang HY, et al. Research of noise reduction algorithm and effect evaluation about EMG interference based on improved wavelet threshold[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(22): 80-86.
- [9] 吴叶丽, 行鸿彦, 李瑾, 等. 改进阈值函数的小波去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 9-16.  
Wu YL, Xing HY, Li J, et al. Wavelet denoising algorithm with improved threshold function[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 9-16.
- [10] Vargas RN, Veiga AC. Electrocardiogram signal denoising by a new noise variation estimate[J]. Res Biomed Eng, 2020, 36(1): 13-20.
- [11] Wang G, Yang L, Liu M, et al. ECG signal denoising based on deep factor analysis[J]. Biomed Signal Proces, 2020, 57: 101824.
- [12] Alyasseri ZA, Khader AT, Al-Betar MA, et al. Hybridizing  $\beta$ -hill climbing with wavelet transform for denoising ECG signals[J]. Inform Sci, 2018, 429: 229-246.
- [13] Kumar A, Tomar H, Mehla VK, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. ISA Trans, 2021, 114: 251-262.
- [14] Alyasseri ZA, Khader AT, Al-Betar MA, et al. EEG signals denoising using optimal wavelet transform hybridized with efficient metaheuristic methods[J]. IEEE Access, 2019, 8: 10584-10605.
- [15] Chatterjee S, Thakur RS, Yadav RN, et al. Review of noise removal techniques in ECG signals[J]. IET Signal Process, 2020, 14(9): 569-590.
- [16] Zhang D, Wang S, Li F, et al. An efficient ECG denoising method based on empirical mode decomposition, sample entropy, and improved threshold function[J]. Wirel Commun Mob Comput, 2020 (2): 1-11.
- [17] Xu Y, Luo M, Li T, et al. ECG signal de-noising and baseline wander correction based on CEEMDAN and wavelet threshold[J]. Sensors, 2017, 17(12): 2754.
- [18] Selvakumarasamy K, Poornachandra S, Amutha R. K-shrinkage function for ECG signal denoising[J]. J Med Syst, 2019, 43(8): 248.
- [19] 贾红红. 心电信号质量评估与去噪方法的研究与实现[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.  
Jia HH. Research and implementation of ECG signal quality assessment and denoising method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [20] 李维松, 许伟杰, 张涛. 基于小波变换阈值去噪算法的改进[J]. 计算机仿真, 2021, 38(6): 348-351.  
Li WS, Xu WJ, Zhang T. Improvement of threshold denoising method based on wavelet transform[J]. Computer Simulation, 2021, 38(6): 348-351.
- [21] Malghan PG, Hota MK. Grasshopper optimization algorithm based improved variational mode decomposition technique for muscle artifact removal in ECG using dynamic time warping [J]. Biomed Signal Proces, 2022, 73: 103437.
- [22] MIT-BIH Arrhythmia Database[EB/OL]. <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.
- [23] Jang YI, Sim JY, Yang JR, et al. The optimal selection of mother wavelet function and decomposition level for denoising of ECG signal[J]. Sensors, 2021, 21(5): 1851.
- [24] 朱荣亮, 陶晋宜. 基于改进小波阈值去噪算法的心电信号处理及仿真[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(5): 143-150.  
Zhu RL, Tao JY. ECG signal processing and simulation based on improved wavelet threshold denoising algorithm[J]. Practice and Understanding of Mathematics, 2019, 49(5): 143-150.
- [25] Wan XK, Wu H, Qiao F, et al. Electrocardiogram baseline wander suppression based on the combination of morphological and wavelet transformation based filtering[J]. Comput Math Methods Med, 2019. Doi: 10.1155/2019/7196156.
- [26] MIT-BIH Noise Stress Test Database[EB/OL]. <http://www.physionet.org/physiobank/database/nsttdb/>.
- [27] 卢莉蓉, 王鉴, 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 Sensing Technology, 2020, 33(6): 867-873.
- [28] 卢莉蓉, 牛晓东, 王鉴, 等. 基于EMD与IMF分量统计特性的ECG去噪[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(12): 1529-1534.  
Lu LR, Niu XD, Wang J, et al. ECG signal denoising based on EMD and statistical characteristics of IMF components[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(12): 1529-1534.

(编辑:薛泽玲)