

自适应小波尺度谱阈值在膈肌信号降噪的应用

杨 智*, 罗 国, 袁芳芳

(中山大学 信息科学与技术学院, 广州 510006)

(* 通信作者电子邮箱 issyz@mail.sysu.edu.cn)

摘 要: 膈肌肌电信号是人体微弱的生物电信号, 此信号常受到心电信号的严重干扰。为了提高阈值在膈肌肌电信号降噪的准确度, 提出了一种小波尺度谱阈值自适应的降噪算法。该算法先对膈肌肌电信号进行小波变换, 再把小波系数转化为小波尺度谱, 然后确定心电干扰位置, 并且根据心电邻域小波能量自动调整阈值从而去除心电干扰。通过对膈肌肌电信号进行实验分析, 并且与小波阈值方法进行对比, 结果表明该方法降低了心电干扰并且保留了膈肌肌电信号的特征。

关键词: 小波尺度谱; 阈值自适应; 心电干扰; 膈肌肌电信号

中图分类号: R318.04 **文献标志码:** A

Application of adaptive wavelet scalogram threshold in diaphragmatic electromyographic signal denoising

YANG Zhi*, LUO Guo, YUAN Fangfang

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong 510006, China)

Abstract: As weak bioelectricity signals, diaphragmatic electromyographic (EMGdi) signals are always corrupted by strong electrocardiography (ECG) signals. A denoising algorithm based on wavelet scalogram adaptive threshold was proposed in this paper to improve the precision of threshold in EMGdi signal denoising. This algorithm found the position of ECG interference by performing wavelet transform on the EMGdi signals and conveying wavelet coefficients to wavelet scalogram, and then automatically adjusted the threshold by ECG neighborhood wavelet energy in order to remove ECG interference. By comparing the results with the wavelet threshold, it shows that the proposed method can eliminate the ECG interference from EMGdi and reserve EMGdi signal characteristics effectively.

Key words: wavelet scalogram; adaptive threshold; electrocardiography (ECG) interference; diaphragmatic electromyographic (EMGdi) signal

0 引言

膈肌肌电信号 (diaphragmatic electromyographic, EMGdi) 是人体在呼吸过程中产生的一种非平稳生物电信号, 它包含了许多呼吸过程中的生理特征, 在医学领域膈肌肌电信号通常用于研究呼吸道病理特性^[1]。

从食道电极采集到的 EMGdi 信号幅值在 0.02 mV ~ 5 mV, 且受到各种噪声的干扰, 如电极移动伪差、工频干扰以及其他生物电信号等。在众多干扰信号中, 心电信号 (electrocardiography, ECG) 是最大的干扰源, 其频谱主要分布在 0 ~ 55 Hz, 而 EMGdi 的频谱分布在 25 ~ 250 Hz, 另外 ECG 的幅值比 EMGdi 的幅值高出很多。EMGdi 信号的频谱分析在膈肌疲劳检测中起到重要作用^[2], 两种信号之间的频谱混叠对后续的医学研究分析产生极大的困扰。

如何在 ECG 强干扰情况下提取出 EMGdi 信号成为实验研究的关键。Slim 等^[3]提出结合小波软滤波与自适应滤波结合的方式去除肌电中的心电干扰信号, 原始肌电信号通过小波软滤波之后得到心电信号, 以心电信号作为自适应滤波器的参考信号, 该方法避免了通过采集心电信号作为参考输入, 但是根据小波软滤波得到的心电信号含有肌电信号的成

分。Aithocine 等^[4]采用结构强度同步事件消除法对 EMGdi 信号进行降噪, 该方法不需要引入参考信号, 通过结构强度确定 QRS 的范围并且构造 QRS 信号作为同步消除的参考信号。从文献[4]的仿真图中可以看到, 使用上述的方法并不能完全去除心电干扰。经典的方法有频率分析法^[5], 该方法使用高通滤波器对肌电信号进行降噪, 这种处理过程比较简单容易操作, 但是在信噪频谱混叠的情况下, 这种方法不能很好地分离信号与噪声。

小波变换在生物非平稳信号处理中是一种有效可行的方法^[6-7], 它的时频特性分析能反映 ECG 信号与 EMGdi 信号的微小短促的变化。文献[6]提出的阈值系数是通过实验经验得到的, 降噪后的 EMGdi 信号随选取阈值变化。因此, 本文提出了一种小波尺度谱的阈值自适应降噪方法, 该方法根据 ECG 干扰信号周围的 EMGdi 小波能量来自适应调整阈值系数, 另外信号经过尺度谱变换后, ECG 的系数比 EMGdi 系数更加凸显, 更加方便确定 ECG 干扰的区间并且对干扰系数进行阈值处理。

1 小波尺度谱基本理论

设 $f(t)$ 是一有限能量的函数, 函数 $f(t)$ 的连续小波变换

收稿日期: 2013-03-30; 修回日期: 2013-05-23。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60704045)。

作者简介: 杨智 (1961 -), 男, 云南大理人, 教授, 主要研究方向: 复杂系统的建模与控制、医学信号处理自动化装置; 罗国 (1988 -), 男, 广东兴宁人, 硕士研究生, 主要研究方向: 生物医学信号的检测与处理; 袁芳芳 (1989 -), 女, 湖南邵阳人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能交通信息处理。

(Continuous Wavelet Transform, CWT)定义为:

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中:小波函数 $\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$, 是经过基本小波 $\psi(t)$ 平移和伸缩生成的函数; a 是尺度因子; b 是平移因子。对 a, b 进行二进制离散化, 即得到 $a = 2^{-j}, b = k \times 2^{-j}, j$ 和 k 都取整数, 那么可以得到离散型的小波形式为:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-1/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2)$$

由小波变换的逆变换可知, 小波变换不会损失能量, 而且其信号的总能量等于该信号所有分解尺度小波系数模的平方之和。设定 $S(n)$ 为信号的离散序列, n 为时间点, 信号经过 J 尺度的离散小波分解得到低频系数 $Ca(J, k)$ 与高频系数 $Cd(j, k), k$ 取值为正整数而且 $1 \leq j \leq J$, 因此可以得到信号的能量表达式如下:

$$\sum_n |S(n)|^2 = \sum_k |Ca(J, k)|^2 + \sum_j \sum_k |Cd(j, k)|^2 \quad (3)$$

根据离散尺度谱的定义^[8], $|Ca(J, k)|^2$ 为信号 $S(n)$ 的离散低频尺度谱且 $|Cd(j, k)|^2$ 为信号 $S(n)$ 的离散高频尺度谱。

2 小波尺度谱阈值自适应的降噪算法

小波阈值方法^[6]是针对 ECG 干扰每一层小波系数的分布情况而设定阈值, 而且设定的阈值可以有很多选择, 并没有从最优的角度来选择阈值。本文运用 ECG 干扰邻域的小波能量作为阈值自适应的依据, 通过比较 ECG 邻域的小波能量与阈值处理后的 ECG 干扰区间能量之间的差异来自动调整阈值。

2.1 小波尺度谱的应用

选用 db4 小波对信号进行五尺度分解, 得到小波系数 $Ca(5, j)$ 与 $Cd(i, j), 1 \leq i \leq 5, j \in \mathbf{Z}$, 为了方便表示, 用 $Cx(i, j)$ 来表示每一层的小波系数, x 的取值为 a 或 d 。根据式(3)可知, 信号的小波变换系数模平方值是小波尺度谱运算公式, 其表达式如下:

$$WS_x(i, j) = |Cx(i, j)|^2 \quad (4)$$

小波变换法^[9]在 QRS 峰值检测有着广泛的应用, 信号经过小波变换后得到分解系数, 然后通过阈值来确定 QRS 峰值, 而本文的检测 QRS 方法是以低频尺度谱系数的平均值作为阈值, 然后通过阈值来检测 QRS 峰值。ECG 干扰的能量集中在大尺度上, 其小波尺度谱系数随着尺度的减小而减小。因此可以通过 $WS_a(5, j)$ 的分布来确定心电干扰的峰值。

$$WS_a(5, j) > k \times \sum_{j=1}^N WS_a(5, j) / N \quad (5)$$

其中: k 为比例常数, N 为 $WS_a(5, j)$ 的总长度。当 $WS_a(5, j)$ 大于平均值的 k 倍的时, 认为该点 j 为 ECG 干扰突变点的边缘, 存储该点的位置, 并且在此点附近寻找最大值作为 ECG 干扰的峰值 $Pos(5, j)$, 以小波变换每一层系数长度的变化关系得到每一层 ECG 干扰的峰值 $Pos(i, j)$, 它表示尺度为 i , 时间为 j 的峰值位置, 为了简化表示用 Pos 来代替 $Pos(i, j)$ 。

依据小波阈值的方法^[6]构造 ECG 干扰区间, 把信号分成受 ECG 干扰部分与不受 ECG 干扰部分, 以 QRS 峰值为中心, 选定总长为 0.4 个 ECG 平均周期的区间作为 ECG 干扰的区

间。本文选取前后干扰区间的比值为 6:4, 并且在 ECG 邻近不受干扰部分的两边分别取 0.08 s 区间的小波平均能量作为阈值自适应的依据。

$$AVE_x(i, Pos) = \left(\sum_{j=Pos-0.6 \times M-1}^{Pos-0.6 \times M} WS_x(i, j) + \sum_{j=Pos+0.4 \times M+1}^{Pos+0.4 \times M+N} WS_x(i, j) \right) / 2N \quad (6)$$

其中: $AVE_x(i, Pos)$ 表示为尺度为 i , 峰值点为 Pos 邻域的 EMGdi 信号的时间-尺度平均能量, M 作为每一层 ECG 干扰的系数长度, $N = f_s \times 0.08 / 2^i$, N 作为设定阈值而所用的单边 EMGdi 信号长度, f_s 为采样频率。

2.2 阈值自适应算法

阈值的不同选取将会产生不同的实验结果。二分法在寻找函数最优值中有着广泛的应用^[10], 并且针对 ECG 干扰的小波能量集中在 QRS 峰值两边的特点, 本文提出用二分法寻找最优的阈值, 其方法步骤如下:

1) 首先确定区间, 把受 ECG 干扰区间尺度谱系数的最大值赋予上限 Max , 然后再把 0 赋值给下限 Min , 从而得到初始化的阈值寻优区间 $[Min, Max]$ 。

2) 计算阈值寻优区间 $[Min, Max]$ 的中点 Mid , 那么有 $Mid = (Max + Min) / 2$ 。

3) 把 Mid 赋值给阈值系数 $Th_x(i, Pos)$, 其表达式为 $Th_x(i, Pos) = Mid$ 。对 ECG 干扰区间的系数进行阈值运算, 并且计算 ECG 干扰区间经过阈值处理后剩下的小波能量。阈值运算如下:

$$NewWS_x(i, j) = \begin{cases} Th_x(i, Pos), & WS_x(i, j) > Th_x(i, Pos) \\ WS_x(i, Pos), & WS_x(i, j) \leq Th_x(i, Pos) \end{cases} \quad (7)$$

其中: j 的取值区间为 $[Pos - 0.6 \times M, Pos + 0.4 \times M]$, $Th_x(i, Pos)$ 为每一层设定的阈值系数, $NewWS_x(i, j)$ 是经过阈值处理后的尺度谱系数。得到阈值处理后的尺度谱系数后, 对其进行求和运算得到小波能量, 即

$$F(Th_x(i, Pos)) = \sum_{j=Pos-0.6 \times M}^{Pos+0.4 \times M} NewWS_x(i, j) \quad (8)$$

其中: $F(Th_x(i, Pos))$ 是经过阈值 $Th_x(i, Pos)$ 处理后的 ECG 干扰区间小波能量。

如果 $F(Th_x(i, Pos)) = M \times AVE(i, Pos)$, 那么 $Th_x(i, Pos)$ 就是需要求解的阈值; 如果 $F(Th_x(i, Pos)) < M \times AVE(i, Pos)$, 那么把 $Th_x(i, Pos)$ 赋值给阈值寻优区间下限 Min , 也意味着把区间中值 Mid 赋值给下限 Min ; 如果 $F(Th_x(i, Pos)) > M \times AVE(i, Pos)$, 那么把 $Th_x(i, Pos)$ 赋值给阈值寻优区间上限 Max , 也意味着把区间中值 Mid 赋值给上限 Max 。

4) 判断经过阈值处理后的 ECG 干扰的小波能量是否达到与 ECG 邻域的小波能量相互匹配, 判断表达式如下:

$$\frac{|F(Th_x(i, Pos)) - M \times AVE(i, Pos)|}{M \times AVE(i, Pos)} \leq err \quad (9)$$

其中: err 为精度系数。当式(9)成立的时候, 就跳出循环; 否则又从 2) 执行, 直到式(9)成立为止。以此类推, 每一次进行循环运算后, 最优解所属的区间长度都会减少一半, 这是一个线性收敛的过程。

小波尺度谱是通过小波系数的平方得到的, 那么由小波尺度谱到小波系数的变换就应该对小波尺度谱进行开根号运算, 并且赋予它原来的正负号, 即

$$NewCx(i, j) = \begin{cases} \sqrt{NewWS_x(i, j)}, & Cx(i, j) \geq 0 \\ -\sqrt{NewWS_x(i, j)}, & Cx(i, j) < 0 \end{cases} \quad (10)$$

3 实验结果及分析

为了验证小波尺度谱阈值自适应算法的有效性,分别用小波阈值算法^[6]与本文算法对模拟的和临床采集的 EMGdi 信号进行降噪处理。本文实验所采用的心电检测比例常数 k 为 2.2,另外再取误差系数 err 为 0.01,而消除 ECG 干扰的阈值可以依据误差系数 err 自适应调整,不再依靠实验经验取值。

3.1 模拟 EMGdi 信号的降噪结果

为了让模拟的信号能逼近临床采集 EMGdi 信号,本文使用文献[11]的纯净 EMGdi 模拟信号与模拟 ECG 干扰信号来测试算法效果。

对模拟的 ECG 干扰信号与纯净的 EMGdi 信号进行相加,得到受干扰的 EMGdi 信号,如图 1(a)所示。应用小波阈值的方法与本文算法去除 EMGdi 的干扰信号,在图 1(b)中,箭头所指的区域呈现凹陷状态,而这两个区域是受 ECG 剧烈干扰的位置,这说明小波阈值的方法在去除 ECG 干扰的过程中,也把真实 EMGdi 信号去除了。图 2 为功率谱对比,从图 2(a)可以看出,降噪前的信号能量集中在 0~50 Hz 区间范围内,而且在此区间范围的幅值比纯净的 EMGdi 的功率谱幅值高出很多。从图 2(b)与图 2(c)对比可以看出,本文算法降噪后的功率谱与纯净的 EMGdi 信号的功率谱更加贴近,也更符合纯净 EMGdi 信号功率谱的分布规律。

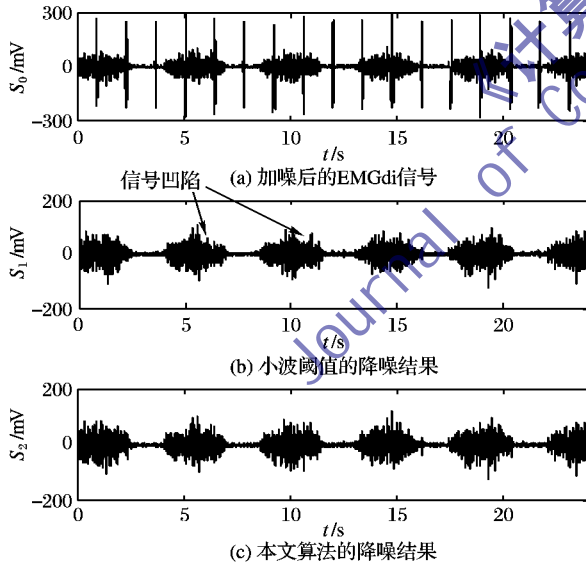


图1 仿真信号降噪对比

为了进一步说明本文算法的优越性,通过信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)和功率谱相对误差来比较两种算法的性能。信噪比的定义如下:

$$SNR = 10 \times \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_0^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x_0(i) - x(i))^2} \right) \quad (11)$$

其中: x_0 为纯净的信号, x 为降噪后的信号, N 为信号的长度。而功率谱相对误差通常用于评价降噪后的功率谱变化,其定义^[12]如下:

$$\delta = \frac{\sum_0^{f_0} (P_T(f) - P(f))^2}{\sum_0^{f_0} P_T^2(f)} \quad (12)$$

其中: P_T 为纯净信号的功率谱, P 为降噪后的功率谱, f_0 为频

率的上限。

从表1的数据来看,降噪前的 EMGdi 信号受到 ECG 强烈干扰。与小波阈值算法相比,本文算法能够提高降噪后 EMGdi 的信噪比并且减小其功率谱相对误差。

表1 EMGdi 降噪前后信噪比与功率谱相对误差

信号	信噪比/dB	功率谱相对误差/%
降噪前	-5.85	10028.15
小波阈值算法降噪后	6.10	7.26
本文算法降噪后	8.70	1.91

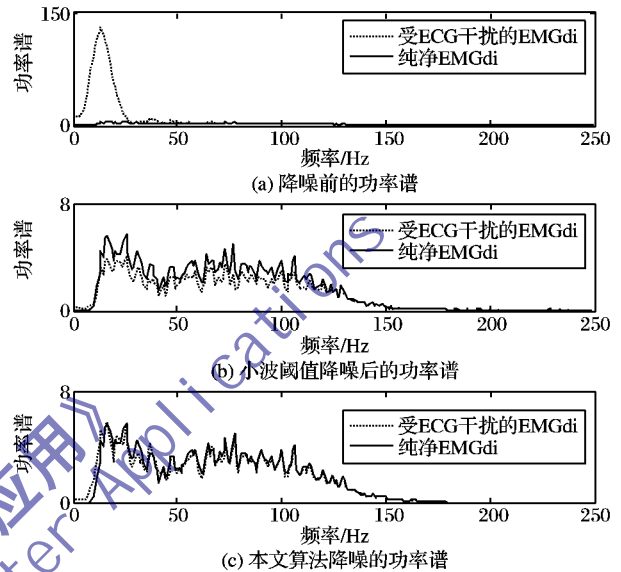


图2 功率谱对比

3.2 临床 EMGdi 信号的降噪结果

从两者的降噪结果对比来看,两种降噪算法都能去除 ECG 干扰,但是经过小波阈值降噪后的信号在局部区域会出现凹陷状态,而这些凹陷区域也是 QRS 峰值的邻域,这说明了小波阈值在去除 ECG 干扰过程中也削弱了 EMGdi 信号。从图 4(a)可以明显看出 EMGdi 降噪前的功率谱主要集中在 0~50 Hz,而降噪后的功率谱幅值远远小于降噪前的幅值。从图 4(b)可以看出小波阈值降噪后的功率谱与本文算法降噪后的功率谱分布相类似,只是小波阈值处理后的信号功率谱幅值比较小。

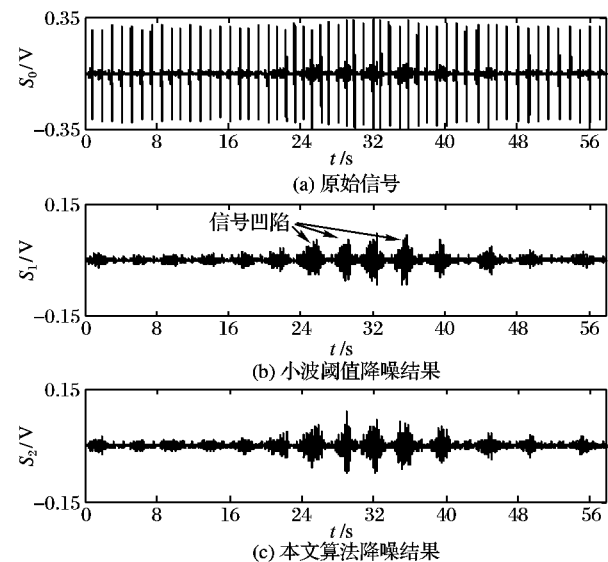


图3 临床 EMGdi 信号降噪对比

由于信号是经过一系列仪器采集的,因此真实的信号无法准确得到,也无法用信噪比和功率谱相对误差来评价两种算法的降噪效果。通常采用平均频率、高频能量与低频能量比值(H/L Ratio)和降噪后的能量来评价临床 EMGdi 信号的降噪效果^[11]。高频段的频率范围选取为 125 ~ 150 Hz,低频段的频率范围选取为 25 ~ 50 Hz。总能量 PWR 的定义如下:

$$PWR = \sum_f P(f) \quad (13)$$

频率中值的定义如下:

$$f_m = \frac{\sum_f f \times P(f)}{\sum_f P(f)} \quad (14)$$

其中: P 为功率谱, f 为频率, f_m 为平均频率。

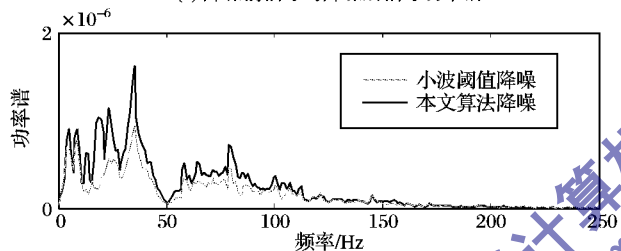
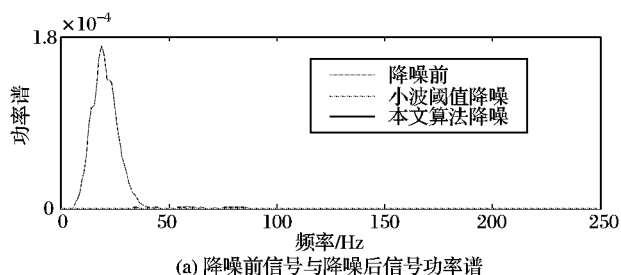


图4 临床 EMGdi 信号降噪前后功率谱

表2 临床 EMGdi 信号降噪前后功率谱特征

信号	高频/低频 能量比值	频率中值/ Hz	总能量/ (mV^2/Hz)
降噪前	0.0057	24.61	2400.00
小波阈值算法降噪后	0.1895	93.49	44.66
本文算法降噪后	0.1395	66.76	61.26

EMGdi 信号的频谱主要集中在 25 ~ 250 Hz,而 ECG 干扰信号的频谱主要集中在 0 ~ 55 Hz。从表 2 的数据可以看出,EMGdi 降噪前的频率中值为 24.61 Hz,小波阈值降噪后的频率中值为 93.49 Hz,本文算法降噪后的频率中值为 66.76 Hz,这说明了两种降噪算法都能使得信号的频率中值由 ECG 主频范围转向 EMGdi 的频率范围。降噪前的高频能量与低频能量比值为 0.0057,这说明了信号降噪前的主要成分集中在低频部分。小波阈值与本文算法降噪后 EMGdi 信号的高频与低频能量比值分别为 0.1895 和 0.1395,这也说明了两种算法降噪后信号的 ECG 干扰成分得到了削弱。从上面的分析来看,两种算法都能够去除 ECG 干扰,但是小波阈值降噪后的频率中值偏向于高频,这是因为降噪后信号的低频成分被去除了。从能量角度来看,小波阈值降噪后信号的总能量低于本文算法降噪后信号的总能量。

4 结语

本文将小波尺度谱的分析方法运用于 EMGdi 信号的降

噪过程中,提出了根据能量匹配的方式来实现阈值自适应。阈值的大小会极大地影响 EMGdi 信号的降噪效果,小波阈值方法是从实验经验来设定阈值大小。为了避免人为经验的干扰,本文用二分法来获取每一个 ECG 干扰的小波尺度谱阈值。尽管 ECG 干扰信号与 EMGdi 信号的幅值差异随着尺度的减小而缩小,但是通过二分法仍然可以找到一个最优的阈值来滤除 ECG 干扰,因此本文算法能最大限度地保留 EMGdi 的信号,为后续医护人员的分析创造良好的条件。小波尺度谱阈值自适应的方法在 EMGdi 信号的降噪过程中,虽然不用依靠人为经验设定阈值,但是涉及到的运算量比较大并且处理过程也比较复杂,如何简化处理过程是一个值得研究的问题。

参考文献:

- [1] STEIER J, JOLLEY C J, SEYMOURA J, *et al.* Increased load on the respiratory muscles in obstructive sleep apnea[J]. *Respiratory Physiology Neurobiology*, 2010, 171(1): 54 - 60.
- [2] DENG C, WOLF W, BULLEMER F. Time frequency analysis of diaphragmatic electromyogram for the detection of diaphragm fatigue [C]// *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1988: 3207 - 3210.
- [3] SLIM Y, RAOOF K. Removal of ECG interference from surface respiratory electromyography[J]. *IRMB*, 2010, 31(4): 209 - 220.
- [4] AITHOCINE E, GUMÈRY P Y, MEIGNEN S, *et al.* Contribution to structural intensity tool: application to the cancellation of ECG interference in diaphragmatic EMG [C]// *Proceedings of the 28th IEEE EMBS Annual International Conference*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006: 5 - 8.
- [5] WITTEK A, ONO K, KAZJER J, *et al.* Analysis and comparison of reflex times and electromyograms of cervical muscles under impact loading using surface and fine-wire electrodes[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2001, 48(2): 143 - 153.
- [6] 谢燕江, 杨智, 范正平, 等. 应用小波变换去除膈肌肌电图信号中的心电干扰[J]. *电子学报*, 2010, 38(2): 366 - 370.
- [7] 季虎, 孙即祥, 林成龙. 基于离散平稳小波变换的心电信号去噪方法[J]. *计算机应用*, 2005, 25(6): 1318 - 1320.
- [8] 余丙星, 蔡坤宝. 小波尺度谱在吸毒者脉象信号检测中的应用[J]. *上海交通大学学报*, 2008, 42(2): 341 - 344.
- [9] LI C W, ZHENG C X, TAI C F. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1995, 42(1): 21 - 28.
- [10] ZHANG X Q, FANG J B, LIN C S, *et al.* Complexity analysis of dichotomy method in solving the approximated solution of equations [C]// *Proceedings of the 2011 IEEE International Symposium on IT in Medicine and Education*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 257 - 259.
- [11] ZHAN C J, YEUNG L F, YANG Z. A wavelet-based adaptive filter for removing ECG interference in EMGdi signals[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2010, 20(3): 542 - 549.
- [12] DENG Y C, WOLF W, SCHNELL R. On-line cancelling technique of ECG interference in the diaphragmatic electromyographic signals [C]// *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1997: 1566 - 1569.