

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2024.06.015

医学信号处理与医学仪器

基于小波双阈值滤波算法的膈肌肌电信号去噪方法

李双妙¹, 李志为¹, 张涵¹, 张建恒²

1. 华南师范大学电子与信息工程学院, 广东 广州 510631; 2. 广州医科大学附属第一医院呼吸内科, 广东 广州 520120

【摘要】针对传统去心电信号(ECG)干扰算法处理异常ECG信号效果欠佳的问题,提出一种基于小波双阈值滤波算法的膈肌肌电(EMGdi)信号降噪方法。该方法以小波系数为基础,构造QRS群波中R峰的检测阈值,进而准确定位R峰位置。在此基础上,采用干扰区间两侧小波平均能量作为干扰区间阈值计算依据,对干扰区间进行平滑处理。通过临床EMGdi信号去ECG干扰实验,结果表明本文方法在去干扰性能上优于传统算法,尤其针对弱EMGdi信号去干扰优势更加明显。

【关键词】膈肌肌电; 心电干扰; 小波系数; 双阈值滤波

【中图分类号】R318; TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)06-0761-08

Denoising of diaphragmatic electromyogram signals using dual-threshold filtering algorithm

LI Shuangmiao¹, LI Zhiwei¹, ZHANG Han¹, ZHANG Jianheng²

1. School of Electrical and Information Engineering, South China Normal University, Guangzhou 510631, China; 2. Respiratory Department, the First Affiliated Hospital of Guangzhou Medical University, Guangzhou 520120, China

Abstract: Given that the traditional algorithms for elimination of electrocardiogram (ECG) contamination have a poor performance on abnormal ECG signals, a denoising algorithm for diaphragmatic electromyogram (EMGdi) signals based on wavelet dual-threshold filtering is presented. The method constructs the detection threshold of R peak in QRS group wave based on wavelet coefficient for accurately locating the position of the R peak, and takes the average energy on both sides of one interference range as the threshold of this interference range for eliminating ECG contamination. Experimental results of eliminating ECG contamination from clinical EMGdi signals show that the proposed algorithm surpasses the traditional algorithms in interference removal, especially for weak EMGdi signals.

Keywords: diaphragmatic electromyogram; electrocardiogram contamination; wavelet coefficient; dual-threshold filtering

前言

膈肌作为人体呼吸的重要呼吸器官,一旦肌肉疲劳或功能不全,则会大大提高呼吸衰竭的风险^[1]。从健康成人受试者到在重症监护病房接受治疗的危重早产儿,膈肌肌电(Diaphragmatic Electromyogram, EMGdi)信号在测量呼吸肌电活动中的潜在作用已在不同人群中得到越来越多的应用和研究,如长期机械通气后肌肉萎缩的成人^[2]、呼吸暂停的早产儿^[3]、呼吸困难的婴儿^[4]和慢性阻塞性肺疾病

(Chronic Obstructive Pulmonary Disease, COPD)患者^[5],他们的呼吸需求都可以通过EMGdi图进行检测。在呼吸的相关研究中,膈肌通常是最重要的研究对象或者辅助研究的对象,通常研究重点是吸气肌的力量和状态^[6]。

EMGdi信号频率为0.5~250.0 Hz,大部分能量为0.5~150.0 Hz,心电信号(ECG)为0~75 Hz^[7],大部分能量为0~50 Hz,ECG信号与EMGdi信号的频域存在重叠部分。因此,传统数字滤波器很难在不给EMGdi信号带来失真的情况下对ECG进行滤波。Drake等^[8]提出的30 Hz高通四阶巴特沃斯滤波器将10~30 Hz的有用信息剔除,但这样会破坏肌电信号。考虑到ECG信号和肌电信号是线性叠加,Christov等^[9-10]应用模板相减法,通过生成原始肌电信号的ECG模板,用该原始肌电信号减去ECG模板得到去噪后的肌电信号,但该方法会导致部分肌电信号损失。此外,时域上的处理方法还有数学形态法,将图

【收稿日期】2024-01-23

【基金项目】广东省自然科学基金(2019A1515011940);教育部蓝火计划(惠州)产学研专项(CXZJHZ201803);广州市科技计划项目(202002030353, 2019050001)

【作者简介】李双妙,硕士,研究方向:生物医学信号处理, E-mail: 20220458@m.scnu.edu.cn

像处理的思想应用到信号处理上,去除具有 ECG 信号特征的波形^[11-12]。但时域上的处理方法均不理想。随着数学分析的发展,小波变换成为一种新的时频分析方法,它有着多分辨率,能良好地描述信号的非平稳特性,灵活选择基函数等优点^[13-15]。Abbaspour 等^[16]提出一种基于自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 和小波变换相结合的方法来消除表面肌电信号中的心电干扰,ANFIS 方法处理过后的表面肌电中仍含有部分噪声的低频分量,结合小波变换可去除低频分量。Luo 等^[17]提出并研究一种平稳小波变换算法,能够有效去除 EMGdi 信号上的心电干扰。在低频系数上对 ECG 进行定位,并采用 Donoho 收缩算法构造阈值,然后将心电图干扰小波系数通过“逆”硬阈值去除,最后通过小波系数对去噪信号进行重建。Wu 等^[18-19]将小波变换与独立分量法相结合,去除肌电中的 ECG 和伪影。

上述去 ECG 干扰方案可以适应大多数应用场景,然而对异常 ECG 信号或 EMGdi 信号较弱的情况下,难以在去除 ECG 信号干扰的同时完整保留 EMGdi 信号。为克服以上问题,本文提出一种基于双阈值滤波的 EMGdi 信号降噪方法,旨在解决弱 EMGdi 信号环境下异常 ECG 信号去干扰问题。

1 实验数据

所有在本文中使用的 EMGdi 信号数据均源自广州呼吸疾病研究所的临床研究^[20-21]。该研究方案已获得中国呼吸疾病国家重点实验室伦理委员会的批准,并已取得所有参与者的知情同意。该研究已于 2013 年 4 月 29 日在 ClinicalTrials.gov(NCT01782768) 注册。信号采集系统主要由五导联食道电极和澳大利亚 ADInstruments 公司的 PowerLab 医学生理信号采集系统组成,采样频率为 2 000 Hz。在采集过程中,信号已经进行以下预处理步骤:1 000 倍放大、1 kHz 低通滤波、15 Hz 高通滤波和 50 Hz 阻带滤波。这些预处理步骤滤除了大部分高频和低频噪声干扰以及 50 Hz 电源频率干扰。本文选取 20 名受试者的 EMGdi 信号做样本,其中 10 名受试者身体状况为健康,另外 10 名受试者患有不同程度的呼吸疾病或心脏疾病。受试者具体信息详见表 1 和表 2。

健康受试组数据记为 Nomal_Data,患病受试组数据记为 Abnormal_Data。如图 1 所示,图 1a 和图 1b 是 Nomal_Data 中 H1 和 H2 受试者采集过程中的原始信号片段展示,其中 EMGdi 信号幅值相对较大,且主要干扰信号为正常的 ECG 信号,干扰较小、信噪比较高;图 1c 和图 1d 是 Abnormal_Data 中 P1 和 P2 受试者采集过程中的原始信号片段展示,这些信号均受到

表 1 健康受试者信息
Table 1 Healthy subject information

受试者编号	年龄/岁	体质量/kg	身高/cm	BMI/kg·m ⁻²
H1	27	73.0	177.0	23.3
H2	24	70.0	181.0	21.4
H3	25	65.0	172.0	22.0
H4	25	70.0	172.0	23.7
H5	25	63.0	170.0	21.8
H6	22	61.0	179.0	19.0
H7	20	63.0	171.0	21.6
H8	25	70.0	170.0	24.2
H9	26	48.0	159.0	19.0
H10	26	67.5	176.0	21.8
均数±标准差	24.50±2.07	65.05±7.14	172.70±6.18	21.77±1.74

表 2 患病受试者信息
Table 2 Patient information

受试者编号	年龄/岁	体质量/kg	身高/cm	BMI/kg·m ⁻²
P1	48	62.3	167.4	22.3
P2	50	62.3	167.8	22.3
P3	61	66.4	159.3	26.3
P4	55	70.5	172.3	23.8
P5	45	68.4	170.8	23.7
P6	57	65.5	162.6	25.0
P7	58	59.7	158.6	23.9
P8	63	65.3	160.4	25.5
P9	65	74.2	164.0	27.6
P10	42	63.2	166.9	22.9
均数±标准差	54.40±7.83	65.78±4.33	165.01±4.78	24.33±1.75

ECG 及其他肌电信号的强烈干扰。传统 EMGdi 信号去 ECG 干扰算法针对此类信号效果不理想,未能很好地定位到每一个 QRS 群波及噪声干扰,导致去 ECG 干扰不理想。本文将分别从健康受试者信号和患病受试者信号中对结果进行分析。

2 方法

以往算法均在 EMGdi 信号去噪中有着不错的效果,但是患病受试者 EMGdi 信号复杂多样,如 EMGdi 信号幅值远小于 ECG 信号、ECG 干扰及其他干扰不规律或 ECG 信号幅值变化较大等。以往 EMGdi 去噪算法用于检测 R 峰的阈值大多数恒定不变,这会导致部分幅值突然变小的 ECG 信号不易被定位到。此外,在定位到 QRS 波群的位置后,以往算法在去除

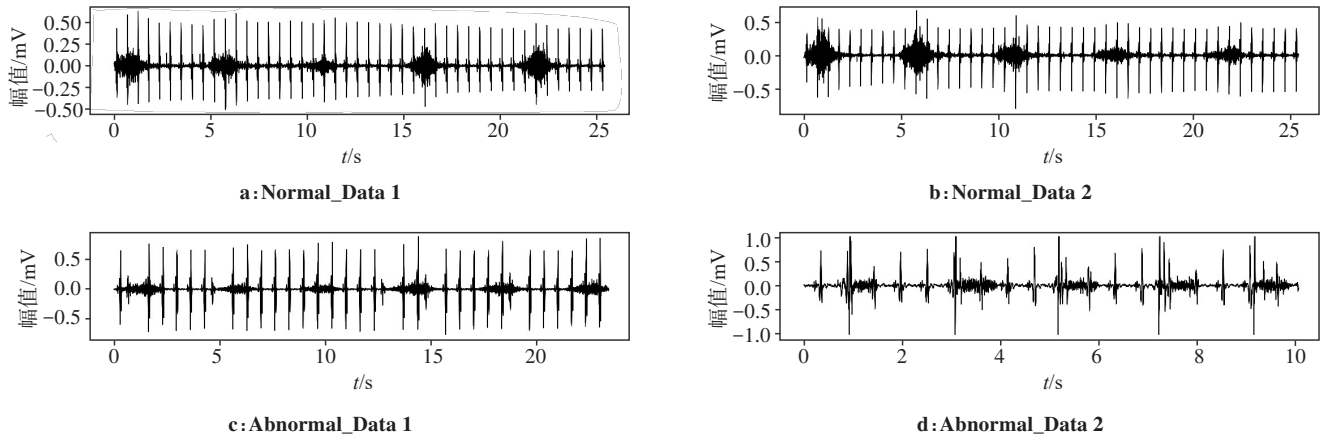


图1 临床EMGdi信号分类

Figure 1 Clinical classification of diaphragmatic electromyogram (EMGdi) signals

ECG干扰上多数采取将干扰系数置零的方法,当EMGdi信号的幅值很小时,用直接置零的方法去除ECG信号会导致EMGdi信号被轻微削减而无法被使用^[15]。针对以上两个降噪环节的不足和弊端,本文提出一种基于双阈值滤波的EMGdi降噪方法。“双阈值”体现为:第一,针对异常ECG干扰,本文采用小波自适应阈值法检测R波,及时根据ECG的变化情况更新检测R波的阈值,获得R峰的位置之后便可确定QRS波群的位置,进而对干扰进行处理;第二,在处理干扰区间的方法上,本文与以往算法中的置零法不同的是利用软阈值更新处理干扰区间,具体思路在以下两个小节详细讲解。该降噪算法的主要步骤可以分为以下几个步骤:(1)将原始信号进行小波分解,得到高频系数Cd_j和低频系数Ca_j; (2)在低频段上用小波自适应阈值法检测R波,并记录R波的位置信息; (3)将每个尺度上的小波系数作平方处理,得到小波能量系数; (4)在小波能量系数上用平均能量阈值法处理干扰区间; (5)对小波能量系数开方并赋予原来的正负值,最后对处理完的小波系数进行小波重构得到降噪后的EMGdi信号。

2.1 小波自适应阈值法检测R波

ECG信号能量的频率主要集中在0~50 Hz^[7],本研究所用的数据采样频率为2 000 Hz,经5尺度小波分解后得到的最低频率范围为0~62.5 Hz,此时Ca₅小波系数中的ECG信号最为明显,EMGdi信号较弱。因此,选取该尺度的小波系数对ECG信号进行定位,获取到的ECG信号位置信息应用在各尺度的ECG干扰处理上。QRS波群中,R波的峰值最大,所以QRS波群定位的主要任务在于如何检测到R峰位置^[22]。在以往研究中,QRS波群检测方法主要针对正常ECG信号。正常ECG信号的周期及R波幅值稳定,检测难度不大。但异常ECG信号存在周期不稳

定、R波峰值变化较大等问题,这给去除EMGdi信号中ECG干扰工作带来极大困扰。为解决以上问题,本文提出小波自适应阈值法,这是双阈值滤波算法的第一个“阈值”,步骤如下:

(1)采用haar小波对原始信号进行5尺度小波分解后得到小波系数用C_x(j, k)表示。其中,x的取值为a或d, Ca和Cd分别表示分解得到的低频系数和高频系数, j表示分解的尺度, k为小波系数的位置信息。

(2)第5尺度上的低频系数Ca(5, k)频率为0~62.5 Hz, ECG信号主要集中在该尺度上,因此用低频系数Ca(5, k)来获取ECG信号的位置信息。记录小波系数上每两个由正到负的突变点之间的最大值及其位置信息,由于人每秒会出现1~1.6次心跳记录^[22],所以取前5 s中每秒的最大值记为Max_P(1)、Max_P(2)、Max_P(3)、Max_P(4)、Max_P(5),用这5个数的均值作为前5个ECG定位的初始阈值,从第6个阈值开始采用不等权值加权平均方法自动更新阈值,表达式如下:

$$\begin{aligned} \text{Max_P}(n) = & \begin{cases} \frac{1}{5} \sum_{x=1}^5 \text{Max_P}(x), 0 < n \leq 5 \\ n\text{Max_P}(n-2) + \frac{1}{5}m \sum_{x=n-6}^{n-1} \text{Max_P}(x), n > 5 \end{cases} \quad (1) \end{aligned}$$

其中,n、m为阈值系数,满足n+m=1,表示旧阈值和新阈值的占比,m越大对前面阈值遗忘得越快。大于当前阈值的小波系数对应的位置为ECG干扰中R波波峰位置,记QRS波群中R峰位置为Peak(n)。该算法每检测到一个R波的波峰位置,阈值立马更新,检测下一个峰值位置。因此该算法总是能有效地预估ECG信号的变化,进而调整新的阈值,使不同幅度的ECG信号都能被检测到。阈值的自动更新均在处理完当前数据之前完成,提高算法的运行速率。

(3)将检测到的峰值位置信息集合用Peak_index()
()表示:

Peak_index () =

[Peak (1),Peak (2),Peak (3),...,Peak (n)] (2)

为了验证本文算法对在含噪声的环境中检测QRS波群的有效性,本文将测试在不同信噪比的情况下,对ECG信号的检测效果,同时本论文对比了最大-最小差分算法^[23](Max Min Difference, MMD)和平稳小波变换法^[24](Stationary Wavelet Transform, SWT)。本文从MIT-BIH心律失常数据库^[25]中选取20组异常ECG信号作为检测QRS波的目标信号,在这20组ECG信号中分别加入不同强度的高斯白噪声,测试两个算法在不同强度噪声干扰情况下对ECG信号中R峰的检出率^[26]。

如图2所示,以MIT-BIH心律失常数据库NO.221心电数据为例,展示3种方法对R峰的检测效果,图中红色圆点为算法检测到的R波峰值位置标记。图2a中信号的信噪比为50 dB,从图中可以看出,在高信噪比情况下ECG信号较为明显,3种算法检测出来的R波波峰数目与实际的R波波峰数目较接近,说明此时3种算法均有着良好的检测性能,能够准确地定位到R波的波峰位置。而图3中信号的信噪比为0 dB,此时ECG信号被噪声掩盖,SWT算法和MMD算法出现漏检的情况,而本文算法检测到的R波波峰数接近ECG信号实际的波峰数,说明低信噪比时SWT算法及MMD算法的检测性能下降,而本文算法依然保持较高的检出率。

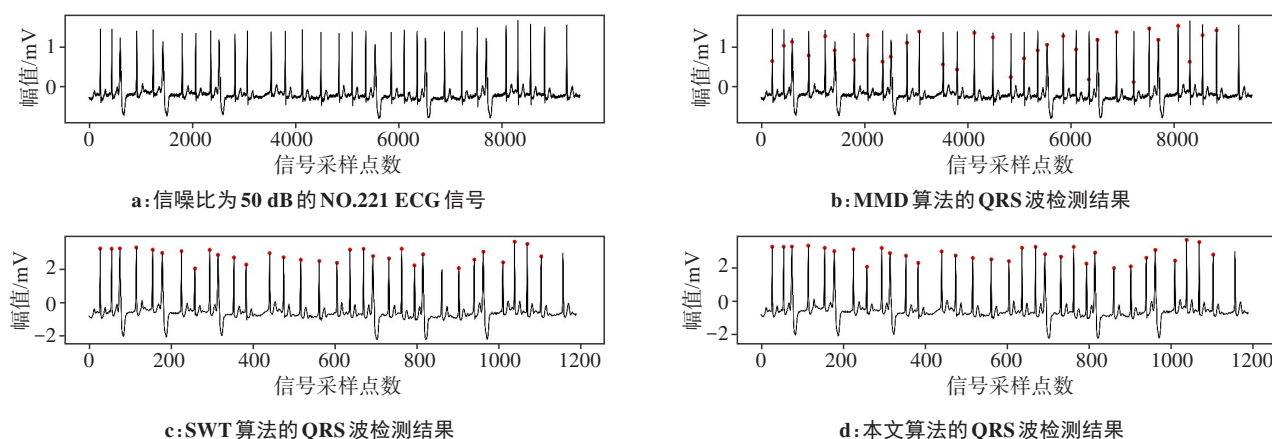


图2 对于高信噪比ECG信号各算法的QRS波检测结果

Figure 2 QRS detection results of various algorithms for high SNR ECG signals

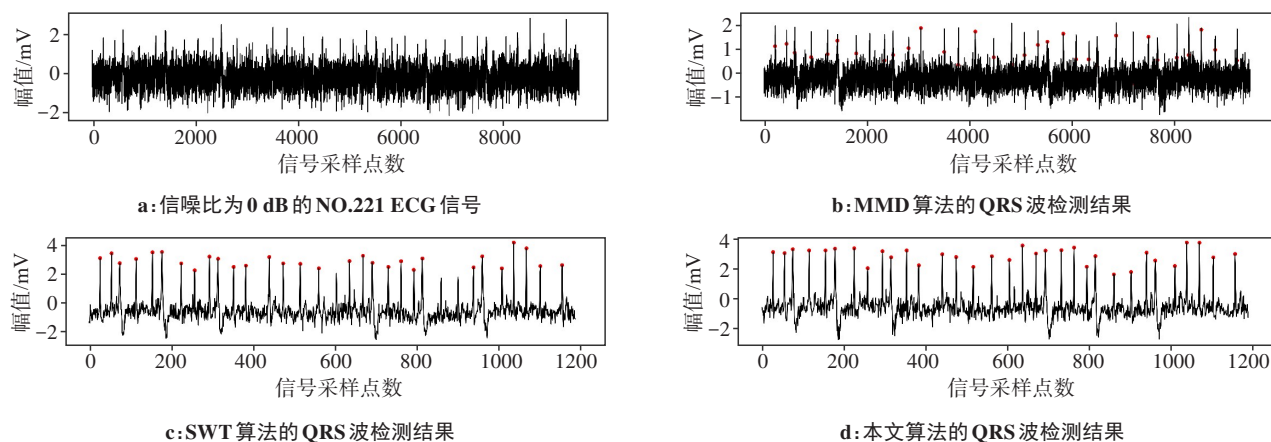


图3 对于低信噪比ECG信号各算法的QRS波检测结果

Figure 3 QRS detection results of various algorithms for low SNR ECG signals

为了进一步验证小波自适应阈值法在不同信噪比情况下的性能,本文选取20例异常ECG信号作为

检测对象,分别检测两种方法在信噪比分别为0、10、20、30、40、50 dB时对ECG信号个数的检出率,将不

同信噪比情况下对 ECG 信号个数的检出率统计出来并记录于表 3, 检出率=(检测心电数/实际心电数)×100%。如表 3 所示, 随着信号的信噪比越来越低, 3 种算法均有所下降, 其中 MMD 算法随着信号信噪比下降得最快。从以下数据可以看出, 无论是高信噪比还是低信噪比, 本文算法均优于其他算法, 在较低信噪比的情况下, 本文算法检测 QRS 波的性能依然保持较优的状态。

表 3 不同信噪比情况下检测 QRS 波的检出率(%)
Table 3 Detection rates of QRS wave under different SNR (%)

信噪比/dB	MMD 算法	SWT 算法	本文算法
50	92.48	90.52	98.82
40	90.65	89.04	98.44
30	85.24	87.39	96.42
20	78.77	84.94	96.70
10	69.94	80.12	95.91
0	65.78	70.24	95.49

2.2 平均能量阈值法滤除心电干扰

本文提出一种平均能量阈值处理干扰区间的方法: 用干扰邻域的平均能量作为干扰区间阈值的依据, 大于邻域平均能量阈值的小波能量系数用该阈值代替, 小于该阈值的小波能量系数不作处理。由于每个 QRS 波干扰的邻域能量是变化的, 所以平均能量阈值也是不断变化的, 步骤如下:

(1) 本文将经过 5 尺度 haar 小波分解后得到的小波系数作平方运算, 增加 EMGdi 信号与 ECG 信号的幅值差, 平方后的小波系数本文称之为小波能量系数, 表达式可以写成:

$$PWx(j,k)=|Cx(j,k)|^2 \tag{3}$$

其中, $PWx(j,k)$ 表示第 j 尺度和采样点为 k 的小波能量系数。

(2) 为尽可能保留 EMGdi 信号的有效成分, 本文对干扰区间设置新的阈值, 对干扰区间做平滑处理。健康成年人的 QRS 波群持续时间一般为 0.07~0.10 s, 本文首先根据受试者 EMGdi 信号的具体情况确定 QRS 波的干扰时长 t , 也就是确定干扰区间^[22]。按照 QRS 波的形态特点, 以 R 波波峰位置为标记点, 前后按 2:3 的比例确定 ECG 干扰的范围, 尽可能地覆盖整个 ECG 的干扰区间, 如式(4)所示:

$$T=[Peak(n)-0.4t\times f,Peak(n)+0.6t\times f] \tag{4}$$

其中, f 为小波分解对应层的频率。令 $t_{Front}=$

$Peak(n)-0.4t\times f, t_{Back}=Peak(n)+0.6t\times f, t_{Front}$ 为干扰区间的起始位置, t_{Back} 为干扰区间的终止位置, 确定干扰范围后, 只需要对该区间内的小波系数进行阈值处理。

(3) 在干扰区间 T 两边分别取 0.06 s 的小波能量系数, 并求干扰区间邻域的平均能量。将干扰区间 $Peak(n)$ 的左邻域平均能量和右邻域平均能量相加得到该干扰区间的平均能量阈值, 该阈值将用于区分干扰区间内的小波系数是否为 ECG 干扰:

$$TH_j(p_n)=\frac{\sum_{k=t_{Front}-0.06\times f}^{t_{Front}-1}PWx(j,k)}{0.06\times f}+\frac{\sum_{k=t_{Back}+1}^{t_{Back}+0.06\times f}PWx(j,k)}{0.06\times f} \tag{5}$$

得到阈值后对干扰区间 T 按照式(6)进行降噪处理, 大于阈值的小波系数用阈值代替, 小于阈值的小波系数不作处理:

$$newPWx(j,k)=\begin{cases}PWx(j,k),PWx(j,k)\leq TH_j(p_n)\\TH_j(p_n),PWx(j,k)> TH_j(p_n)\end{cases} \tag{6}$$

由式(6)将得到去噪后的小波能量系数, 对其开根号并赋予原来的正负号, 得到去 ECG 干扰后的小波系数, 进行小波重构后得到降噪后的 EMGdi 信号。

3 结果与分析

3.1 去除心电干扰效果对比

为突出本文算法去心电干扰的性能, 与 SWT^[17]、小波自适应滤波算法(WAF)^[27]以及数学形态阈值法(MMF)比较。如图 4 所示, 分别展现 SWT、WAF、MMF 算法以及本文算法的处理效果图。图 4 中 Normal_Data 的 ECG 信号幅值均匀, ECG 周期稳定, 4 种方法对此类信号均有较好的去 ECG 干扰性能。对比之下, SWT 和 MMF 算法虽然能去除 ECG 干扰, 但对 EMGdi 信号的削减程度明显高于其他两种方法, 且处理后的信号存在 ECG 残留, 不利于 EMGdi 信号后续の利用。从 4 种算法的处理效果对比来看, 本文算法处理后的 EMGdi 信号在幅值上削减得最少。从图 5 可知, Normal_Data 经 4 种算法处理后集中在低频部分(0~80 Hz)的频谱密度大大削减, ECG 信号得到有效去除, 而对于位于高频部分(80~140 Hz)的 EMGdi 信号, 本文算法处理后信号的频谱密度最高, 说明本文算法在去除心电干扰的过程中对 EMGdi 信号损失最小, 而 MMF 算法的处理结果 EMGdi 损失最严重。

图 6 中 Abnormal_Data 的 EMGdi 信号较弱, 同时 ECG 信号存在幅值较小的早搏信号, SWT 算法因检测不到幅值较小的早搏信号而存在 ECG 残留, MMF 算法对于此类 EMGdi 信号的去噪能力较差, 而本文

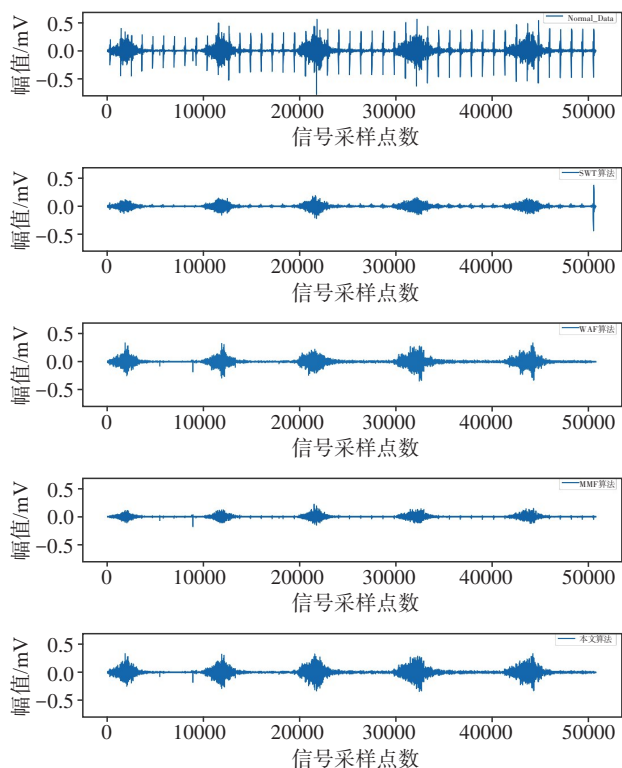


图4 Normal_Data经不同算法处理后的视觉效果

Figure 4 Visual effect of Normal_Data processed by different algorithms

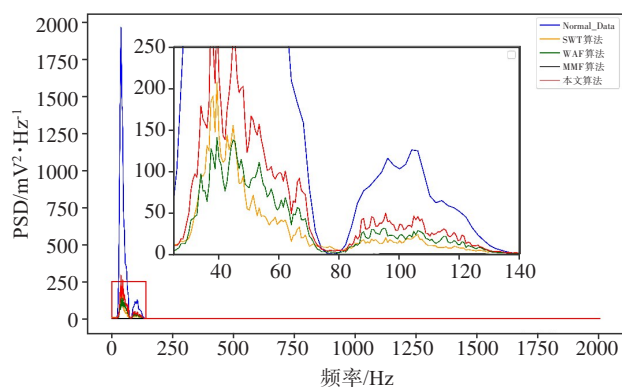


图5 Normal_Data经不同算法处理后的频域效果

Figure 5 Frequency domain effect of Normal_Data processed by different algorithms

方法能准确检测到幅值小的ECG信号并将其去除,同时保留良好的EMGdi信号。如图7所示,Abnormal_Data经4种算法处理后集中在低频部分的频谱密度均大大削减,而对于位于高频部分的EMGdi信号,本文算法处理后信号的频谱密度依然最高,说明本文算法最大程度上保留了膈肌信号并去除异常ECG信号,而其他3种算法的去噪效果相较于处理Normal_Data时的去噪效果明显下降。当EMGdi信号幅值较小时,双阈值滤波算法去除ECG干扰的性能较优,且对EMGdi信号造成的损失较小。

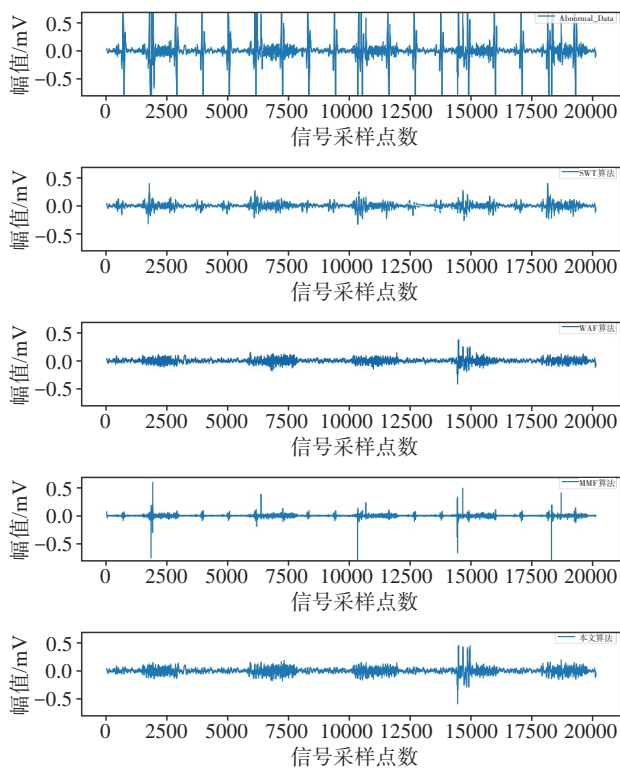


图6 Abnormal_Data经不同算法处理后的视觉效果

Figure 6 Visual effect of Abnormal_Data processed by different algorithms

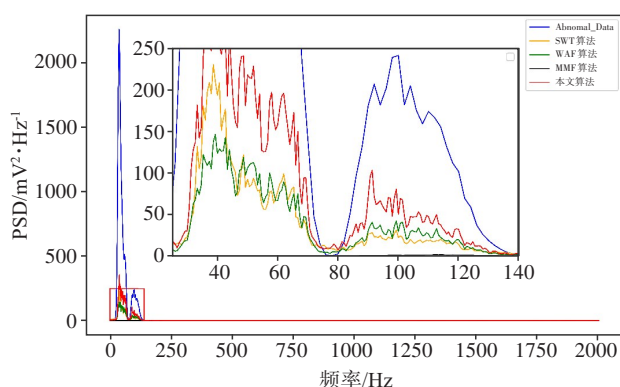


图7 Abnormal_Data经不同算法处理后的频域效果

Figure 7 Frequency domain effect of Abnormal_Data processed by different algorithms

3.2 测试指标

功率谱分析(Power Spectral Density, PSD)是描述肌电信号常用的定量方法,为了更加全面地分析本文所提算法的去干扰性能,本实验用功率谱的两个常用特征值(高-低频功率谱密度比、质心频率)的实验结果、不同算法的实验结果来进行分析^[28-29]。高-低频比(H/L)是125~150 Hz频段功率与25~50 Hz频段功率的比值:

$$\text{PSDR}\left(\frac{H}{L}\right) = \frac{\sum_{f=125}^{150} P(f)}{\sum_{f=25}^{50} P(f)} \quad (7)$$

质心频率定义如下:

$$F_c = \frac{\sum f \times P(f)}{\sum P(f)}$$

(8)

其中, f 为频率, $P(f)$ 为对应频率的功率谱。为了评价3种算法的性能,本文给出不同方法处理Normal_Data信号和Abnormal_Data信号前后的PSD。

由实验结果(图8)可知:Normal_Data信号的PSDR为0.1~0.3,说明处于低频段的ECG信号占比较大,分别经过4种算法处理后各信号的PSDR均高于原始信号的PSDR。其中,本文算法的PSDR明显高于前3种算法,这表明本文算法处理后的信号位于高频段的EMGdi信号占比更大,在去心电干扰性能

上表现更优。对于Abnormal_Data信号,原始信号的PSDR为0.05~0.15,此类信号的EMGdi成分较弱,并受到ECG信号的强烈干扰。对于Abnormal_Data信号,本文算法的实验结果明显高于前3种算法的实验结果,这表明在EMGdi信号较弱且ECG异常的情况下本文所提算法在去干扰效果上依然有较好的性能。MMF算法的实验效果明显差于另外两种算法,其原因可能是该算法不需要进行ECG定位,容易将非干扰区间的EMGdi信号当做干扰信号去除,导致大量处于高频区的EMGdi信号被去除。而其他两种算法均先进行ECG定位再进行干扰处理,以减少非干扰区间EMGdi信号的损失。

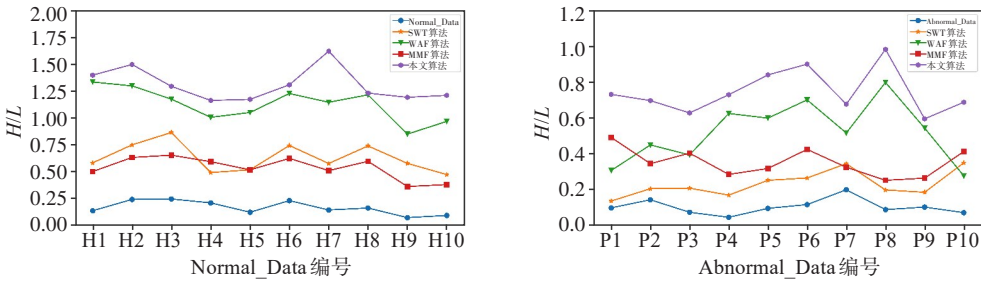


图8 Normal_Data及Abnormal_Data经不同算法处理前后的高-低频比(H/L)
Figure 8 High-to-low ratio (H/L) before and after processing of Normal_Data and Abnormal_Data

由实验结果(表4)可知:对于Normal_Data信号,同一样本经过4种算法处理后,信号的质心频率均明显提升。其中,本文算法的实验结果相较于原始信号的质心频率提升最为明显。由实验结果(表5)可知:对于Abnormal_Data信号,不同方法处理前后的信号的质心频率均有提升,且本文算法的实验结果比WAF和SWT算法的实验结果高,表明本文算法在EMGdi信号较弱情况下依然有较优的保留EMGdi信号的性能。不同于其他算法,本文算法对于干扰区间用平均能量阈值法处理,将高于阈值的小波能量系数用干扰区间两侧的平均能量代替,这使得与ECG信号重合的EMGdi信号得到保留,因此处理后的信号质心频率有较大的提升。

4 结 论

本文提出一种基于双阈值滤波的EMGdi信号降噪方法:第一个“阈值”用于检测QRS波,根据ECG信号的变化不断调节阈值,以适应变化的心电信号;第二个“阈值”用于对干扰区间进行阈值处理。本论文以临床信号作为验证依据,根据信号质量将样本分为Normal_Data和Abnormal_Data两类,并用功率谱分析对4种算法的

表4 Normal_Data处理前后的质心频率(Hz)
Table 4 Centroid frequencies before and after Normal_Data processing (Hz)

受试者编号	原始信号	SWT算法	WAF算法	MMF算法	本文算法
H1	31.280	50.784	72.781	67.074	81.144
H2	37.784	61.481	73.586	67.191	80.915
H3	39.031	60.090	73.679	68.774	84.218
H4	40.509	60.749	73.871	69.577	80.542
H5	28.105	44.036	69.042	59.144	79.651
H6	31.561	50.651	70.122	65.814	89.479
H7	35.714	59.142	71.568	67.254	83.489
H8	39.023	60.691	72.312	68.117	85.612
H9	37.519	58.764	70.445	67.886	80.446
H10	28.177	42.884	71.001	58.952	81.943
均值±标准差	34.870±4.438	54.927±6.843	71.841±1.586	65.978±3.597	82.744±2.873

处理结果进行对比。对于Normal_Data信号两种方法均表现出较优的性能,但对于Abnormal_Data信号,在EMGdi信号较弱且受异常ECG干扰的情况下,本文算

表5 Abnormal_Data处理前后的质心频率(Hz)
Table 5 Centroid frequencies before and after Abnormal_Data processing (Hz)

受试者编号	原始信号	SWT算法	WAF算法	MMF算法	本文算法
P1	29.946	45.456	55.723	45.787	76.894
P2	21.419	43.684	50.945	44.451	72.348
P3	19.312	35.894	48.100	37.142	72.941
P4	18.750	34.945	46.954	35.452	72.006
P5	22.086	40.157	49.348	42.802	73.562
P6	18.173	28.439	41.523	30.452	70.423
P7	19.181	32.321	50.618	31.751	63.091
P8	17.345	30.231	45.127	32.914	60.654
P9	28.342	45.645	51.102	46.594	75.070
P10	36.612	58.111	51.124	57.354	78.654
均数±标准差	23.117±	39.488±	49.056±	40.470±	71.564±
	5.774	8.152	3.523	7.639	5.133

法的性能要优于平稳小波变换算法。实验结果表明,该算法能有效去除异常的ECG信号,并很好地保留EMGdi信号,对于不同人不同状态下采集的EMGdi信号均有较优的去ECG干扰性能,因此该方法具有更强的适应性和实用性。

【参考文献】

[1] 邵素霞,王传飞,刘玲玲. 体外膈神经电刺激对脑卒中后肢体功能障碍患者膈肌功能、呼吸肌肌力、肺通气功能和躯干稳定性的影响价值研究[J]. 内科, 2023, 18(1): 45-48.
Shao SX, Wang CF, Liu LL. Effects of external phrenic nerve electrical stimulation on diaphragm function, respiratory muscle strength, pulmonary ventilation function, and trunk stability in patients with limb dysfunction after a stroke: a value study[J]. Internal Medicine, 2023, 18(1): 45-48.

[2] Jonkman AH, Jansen D, Heunks LM. Novel insights in ICU-acquired respiratory muscle dysfunction: implications for clinical care[J]. Crit Care, 2017, 21(1): 64.

[3] Kraaijenga JV, Hutten GJ, de Waal CG, et al. Classifying apnea of prematurity by transcutaneous electromyography of the diaphragm[J]. Neonatology, 2018, 113(2): 140-145.

[4] Maarsingh EJ, Oud M, van Eykern LA, et al. Electromyographic monitoring of respiratory muscle activity in dyspneic infants and toddlers[J]. Respir Physiol Neurobiol, 2006, 150(2/3): 191-199.

[5] Beijers RJ, Franssen FM, Groenen MT, et al. Physical and mental health profile of patients with the early-onset severe COPD phenotype: a cross-sectional analysis[J]. Clin Nutr, 2022, 41(3): 653-660.

[6] 葛冬冬,朱磊. 早期胸廓牵伸训练结合膈肌电刺激在ICU机械通气患者中的应用[J]. 医药论坛杂志, 2021, 42(22): 25-28.
Ge DD, Zhu L. Effect of early thoracic stretching training combined with electrical stimulation of diaphragm on ventilation function in ICU patients with mechanical ventilation[J]. Journal of Medical Forum, 2021, 42(22): 25-28.

[7] Madan P, Singh V, Singh DP, et al. Denoising of ECG signals using weighted stationary wavelet total variation[J]. Biomed Signal Process Control, 2022, 73: 103478.

[8] Drake JD, Callaghan JP. Elimination of electrocardiogram contamination from electromyogram signals: an evaluation of currently used removal techniques[J]. J Electromyogr Kinesiol, 2006, 16(2): 175-187.

[9] Christov II, Neycheva TD, Raikova RT. ECG-noise removal from EMG-signal by subtraction of hybrid template of averaged PQRS-T intervals[C]//2019 IEEE XXVIII International Scientific Conference Electronics (ET). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-4.

[10] Kahl L, Hofmann UG. Removal of ECG artifacts from EMG signals with different artifact magnitudes by template subtraction[J]. Curr Dir Biomed Eng, 2019, 5(1): 357-359.

[11] 高艳,胡阳. 基于数学形态学方法的心电图波形分离技术[J]. 生物医学工程学杂志, 2001, 18(1): 55-59.
Gao Y, Hu Y. An ECG waves separation technique based on mathematical morphology[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2001, 18(1): 55-59.

[12] Yazdani S, Vesin JM. Extraction of QRS fiducial points from the ECG using adaptive mathematical morphology[J]. Digit Signal Process, 2016, 56: 100-109.

[13] 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.

[14] Wu FY, Tong F, Yang Z. EMGdi signal enhancement based on ICA decomposition and wavelet transform[J]. Appl Soft Comput, 2016, 43: 561-571.

[15] Gao L, Gan Y, Shi JC. A novel intelligent denoising method of ecg signals based on wavelet adaptive threshold and mathematical morphology[J]. Appl Intell, 2022, 52(9): 10270-10284.

[16] Abbaspour S, Fallah A, Lindén M, et al. A novel approach for removing ECG interferences from surface EMG signals using a combined ANFIS and wavelet[J]. J Electromyogr Kinesiol, 2016, 26: 52-59.

[17] Luo G, Yang Z. The application of ECG cancellation in diaphragmatic electromyographic by using stationary wavelet transform[J]. Biomed Eng Lett, 2018, 8(3): 259-266.

[18] Wu FY, Tong F, Yang Z. EMGdi signal enhancement based on ICA decomposition and wavelet transform[J]. Appl Soft Comput, 2016, 43: 561-571.

[19] Taelman J, Van Huffel S, Spaepen A. Wavelet-independent component analysis to remove electrocardiography contamination in surface electromyography[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2007, 2007: 682-685.

[20] Zhang JH, Luo Q, Zhang HJ, et al. Physiological significance of well-tolerated inspiratory pressure to chronic obstructive pulmonary disease patient with hypercapnia during noninvasive pressure support ventilation[J]. COPD, 2016, 13(6): 734-740.

[21] Zhang JH, Luo Q, Chen RC. Patient-ventilator interaction with noninvasive proportional assist ventilation in subjects with COPD[J]. Respir Care, 2020, 65(1): 45-52.

[22] Harris PR. The normal electrocardiogram: resting 12-lead and electrocardiogram monitoring in the hospital[J]. Crit Care Nurs Clin North Am, 2016, 28(3): 281-296.

[23] Pandit D, Zhang L, Liu CY, et al. A lightweight QRS detector for single lead ECG signals using a max-min difference algorithm[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2017, 144: 61-75.

[24] Kumar A, Tomar H, Mehla VK, et al. Stationary wavelet transform based ECG signal denoising method[J]. ISA Trans, 2021, 114: 251-262.

[25] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. IEEE Eng Med Biol Mag, 2001, 20(3): 45-50.

[26] Oo T, Phukpattaranont P. Accounting for SNR in an algorithm using wavelet transform to remove ECG interference from EMG signals[J]. Fluct Noise Lett, 2019, 19(1): 2050001.

[27] Jonkman AH, Juffermans R, Doorduyn J, et al. Estimated ECG Subtraction method for removing ECG artifacts in esophageal recordings of diaphragm EMG[J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 69: 102861.

[28] Guo L, Li ZW, Zhang H, et al. Morphological ECG subtraction method for removing ECG artifacts from diaphragm EMG[J]. Technol Health Care, 2023, 31(S1): 333-345.

[29] Luo YM, Harris ML, Lysall RA, et al. Assessment of diaphragm paralysis with oesophageal electromyography and unilateral magnetic phrenic nerve stimulation[J]. Eur Respir J, 2000, 15(3): 596-599.

(编辑:陈丽霞)