

两步式自适应阈值法滤除心电信号中运动伪迹

吕建行^{1,2}, 李玉榕^{1,2*}, 陈建国^{1,2}, 高 宁^{1,2}

(1. 福州大学电气工程与自动化学院, 福建福州 350108; 2. 福建省医疗器械和医药技术重点实验室, 福建福州 350108)

摘要: 心电信号广泛应用于心脏疾病的医学检测中,可穿戴动态心电监测设备可以实现对心律失常的风险识别并预警. 相比于静息心电信号,动态心电信号在采集过程中会受到更大运动伪迹的干扰,这些干扰会覆盖心电信号的关键信息,限制其临床应用. 本文兼顾心电信号局部和全局特征,利用其周期性,研究了一种将心电信号低频PT波和低频QRS波群分开处理的两步式自适应阈值滤波算法,适用于单通道心电信号中的运动伪迹滤除. 第一步先通过多分辨率阈值初步抑制心电信号低频部分中的运动伪迹;第二步,对受运动伪迹影响而不平衡的QRS波进行自适应阈值修复,通过对QRS波形调节,减少心电信号中高频部分运动伪迹,同时设置自适应阈值对心电信号P波、T波对应的小波系数进行处理,超出自适应阈值范围的小波系数通过波形缩放进行调整,进一步抑制低频运动伪迹. 研究通过不同心电数据库评估算法的性能. 在输入信噪比从-10~10 dB时,心电信号信噪比提升了10.912 2 dB和4.391 2 dB,滤波后心电信号与纯净心电信号的相关系数分别为0.687 6和0.978 3,提取的运动伪迹与原运动伪迹相关系数分别为0.953 0和0.852 9. 实验结果表明,算法在不同噪声水平下,利用自适应阈值的优点,能有效复原受运动伪迹污染的心电信号波形特征,最大限度保留心电信号的临床信息,可作为可穿戴心电设备滤除运动伪迹的有效工具.

关键词: 心电信号;运动伪迹;小波变换;自适应阈值;信号处理

基金项目: 国家自然科学基金(No.62373108)

中图分类号: TN911.7;TP274

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2024)10-3493-14

电子学报 URL:http://www.ejournal.org.cn

DOI:10.12263/DZXB.20230886

ECG Motion Artifact Filtering Based on Two-Stage Adaptive Threshold Rules

LÜ Jian-hang^{1,2}, LI Yu-rong^{1,2*}, CHEN Jian-guo^{1,2}, GAO Ning^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou, Fujian 350108, China;

2. Fujian Key Laboratory of Medical Instrument and Pharmaceutical Technology, Fuzhou, Fujian 350108, China)

Abstract: ECG (ElectroCardioGram) signals are widely used in the medical detection of heart disease, and wearable dynamic ECG monitoring devices enable the detection and early warning of cardiac arrhythmias. Compared to resting ECG signals, dynamic ECG signals are more susceptible to interference from motion artifacts during the data acquisition process. These motion artifacts can obscure critical information within the ECG signal, limiting its clinical utility. In this paper, taking into account the local and global characteristics of the ECG signal and using its periodicity, a two-stage adaptive threshold filtering algorithm is investigated to process the low-frequency PT wave and the high-frequency QRS wave group separately, which is suitable for motion artifact filtering in single-channel ECG signal. In the first step, motion artifacts in the low-frequency part of the ECG signal are suppressed by a multi-resolution threshold. In the second step, the imbalanced QRS wave affected by motion artifacts is repaired by adaptive threshold, adjusting the QRS waveform to reduce motion artifacts in the high-frequency portion of the ECG signal, while setting adaptive thresholds to process the wavelet coefficients corresponding to the P-wave and T-wave of the ECG signal. Wavelet coefficients beyond the adaptive threshold range are adjusted via waveform scaling to further suppress the low-frequency motion artifacts. In this paper, the performance of the algorithm is evaluated using different ECG databases. When the input SNR changes from -10~10 dB, the SNR of the ECG signal increases by 10.912 2 dB and 4.391 2 dB, respectively, and the correlation coefficients between the filtered ECG signal and the pure ECG signal are 0.687 6 and 0.978 3, respectively, the correlation coefficients between the extracted motion

artifacts and the original motion artifacts are 0.953 0 and 0.852 9, respectively. The experimental results show that under different noise levels, the proposed algorithm can effectively recover the ECG waveform characteristics contaminated by motion artifacts by exploiting the advantages of adaptive threshold, and retain the clinical information of ECG signals to the maximum extent, and can be used as an effective tool for filtering motion artifacts in wearable ECG devices.

Key words: electrocardiogram; motion artifact; wavelet transform; adaptive threshold; signal processing

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.62373108)

1 引言

心电图是研究心脏疾病的有效工具,可以全面展示心脏传导系统和心脏本身的病变情况,心电图检查是临床上诊断心血管疾病的主要手段^[1].近年来,依托电子信息技术和移动互联网技术的发展,移动健康理念逐渐兴起.其中,智能可穿戴设备的快速发展和广泛应用为常见心脏疾病的监测提供了便捷方式,它能实时连续地监测个体的心脏健康状况^[2].动态心电监测在心律失常检测方面发挥着重要作用,通过持续监测心电信号,可及时检测到心律失常的发生和频率,具有重要临床意义^[3].心电信号(ElectroCardioGram, ECG)的频率主要在0.05~100 Hz之间波动^[4],信号幅值一般 ≤ 5 mV^[5].然而,尽管动态心电监测的发展提供了便捷和有效的心脏健康监测手段,但挑战也日益凸显.日常生活环境的复杂性使动态心电数据的采集过程更容易受到各种噪音干扰.这些干扰因素可能来自周围环境的工频干扰、基线漂移、肌电干扰以及运动伪迹.这些干扰因素均会引起动态心电信号质量降低,导致监测结果的准确性受到影响.这种情况下,动态心电信号的滤波是一项具有挑战性的任务,准确提取有效心电信息变得更困难,而这对诊断和监测心脏健康至关重要.

在心电信号降噪领域,需要应对多种干扰源,其中,运动伪迹的降噪处理是领域内的挑战性难题.运动伪迹是由人体活动引起的心电信号变化,尤其是当个体呼吸深浅变化或身体活动时特征明显,人体不同程度的活动使皮肤和电极之间的相对位移发生变化,因而产生运动伪迹^[6].个体的运动程度和速度影响到运动伪迹的幅值和频率,其幅值可高达心电信号幅值的5倍,具有随机性、突发性特点,持续时间约为100~500 ms,频率范围通常在3~14 Hz之间^[7],属于低频噪声.运动伪迹与心电信号频谱重叠,因此难以从心电信号中分离^[8].在动态心电中,相对于静息状态,运动伪迹噪声的严重程度更为突出.动态状态下的运动伪迹不仅会混淆心电信号所携带的信息,还可能损坏波形的完整性,导致心电信号失真和不可靠的监测结果.对心脏疾病的精确诊断与心电信号的准确解读构成巨大威胁,降低了可穿戴设备在实际应用中的可用性和有效性.因此,以提升心电信号质量和心脏疾病的有效诊断为

目的,增加可穿戴设备的实用性,需去除心电信号内的运动伪迹.

在传统的自适应滤波中,通过使用与噪声信号相关的参考信号,可有效去除心电信号中的噪声成分.该方法的滤波器参数可以自动调节至最优状态,这一调节基于参考信号的变化.此外,所选用的参考信号与噪声信号之间存在显著相关性,而与待滤除的信号无关.在此领域研究中,常见参考信号包括加速度传感器^[9]、陀螺仪^[10]以及皮肤-电极界面的阻抗^[11]所得到的信号.虽然自适应滤波技术在清除心电信号的噪声中表现出色,但也带来一系列问题,其中包括增加采集设备的能耗和数据处理负荷,提高了设备的功耗和数据处理需求.这意味着:其一,在实际应用中需要更多的能量和资源来支持自适应滤波运行;其二,参考信号与运动伪迹的高度相关性是实现有效自适应滤波的关键,然而,在实际应用过程中,运动伪迹的变动具有不确定性,这让参考信号与其保持高度相关性难度很大;其三,自适应滤波器的性能通常受到先验信息影响,如果先验信息不准确或不完整,滤波器可能无法有效去除运动伪迹.因此,自适应滤波方法虽然可以减轻心电信号受到运动伪迹的影响程度,但并不能完全消除.

自适应滤波器通过动态调整参数以适应不同的环境与噪声,深度学习滤波方法和信号分解滤波方法不同,不用参考信号便可实现对心电信号中存在的运动伪迹进行滤除.深度学习滤波方法在处理心电信号中的运动伪迹时,通过学习大量带有运动伪迹的心电信号数据,自动学习噪声的特征,并将其滤除.深度学习滤波算法是基于多类型的神经网络结构进行构建,如生成对抗网络降噪模型^[12]、自动降噪编码器^[13]等.深度学习模型需要训练大量标注的数据来识别运动伪迹与纯净心电信号的特点,进而有效去除运动伪迹.一方面,从心电信号中提取出有代表性、高质量、大量标注的数据本身就是重大挑战.另一方面,该方法所涉及的参数多、网络结构复杂,对计算成本、训练速度等提出了更高要求,可穿戴设备的计算能力通常受限,难以支持复杂深度学习模型.可穿戴设备对动态心电信号识别与预警需要考虑实时性的需要,深度学习算法的推理速度无法满足这一要求,需要专门的优化措施来提

高算法速度。

基于信号分解的滤波方法通常涉及将原始信号分解成多个组成部分,每个部分代表信号的不同特征或频率成分,对分解得到的各个信号分量进行降噪处理,最终完成对信号的降噪^[14]。经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)根据频率信息将信号分解成不同的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)或频带,识别每一个 IMF 分量属于信号分量或者噪声分量,最后通过分量重构 ECG 信号实现去噪^[15]。然而,运动伪迹通常表现为低频信号,并与心电信号的频谱有所重合。使用 EMD 方法分解后的固有模态函数中,如果直接移除包含运动伪迹的模态函数,可能会严重扭曲心电信号,并留下大量未彻底消除的运动伪迹。此外,小波变换也常被用于心电信号的分解和降噪处理。在信号分解降噪领域中,平稳小波变换消噪尤为突出,因其具备自适应性,能够适应非平稳心电信号的特点进行消噪处理^[16]。Lin 等人^[17]对心电信号应用了离散小波变换,通过软阈值技术对结果进行处理,将低于阈值的系数设为零,以滤除运动伪迹。尽管这种策略能有效去除运动伪迹,但软阈值处理可能会导致一部分小振幅的心电信号被剔除,因此,心电信号的某些细微特征可能遗失,对信号的完整性和准确性产生影响。为了增强运动伪迹滤波算法的稳定性,并尽可能保持心电信号的原始特性,Strasser 等人^[18]开发了一种创新的滤波算法,这种算法利用平稳小波变换处理心电信号,再结合多分辨率阈值技术去除信号低频部分的运动伪迹。此算法主要针对心电信号中的 P 波和 T 波进行伪迹滤除。然而,当心电信号的 QRS 波群受到较大运动伪迹影响时,这些高频部分仍可能受到干扰。基于此,Berwal 等人^[19]在 Strasser 的基础上提出了 SWT-LT 运动伪迹滤波算法,该算法采用双阶段处理策略更全面地处理心电信号中的运动伪迹。在第一阶段,利用文献[18]中的滤波方法滤除 P 波和 T 波的低频运动伪迹。随后,在第二阶段,采用埃尔米特基函数拟合 QRS 波群,通过拟合方法滤除高频 QRS 波群中的运动伪迹。在运动伪迹对心电信号造成较大干扰情况下,SWT-LT 算法可有效去除这些伪迹。然而,当运动伪迹对心电信号的影响较轻微,且部分 QRS 波群的形态未受伪迹干扰,采用埃尔米特基函数对 QRS 波群进行统一拟合时,将严重破坏正常 QRS 群的形态,导致心电信号的质量严重下降,运动伪迹滤波结果无法达到理想状态。同时,QRS 波群定位的准确性与运动伪迹降噪效果密切相关。为了对 QRS 波群进行准确定位,Nagai 等人^[20]利用心电信号周期性变化的特征,对心电信号进行划分,通过心电片段能量值对心电信号中的 QRS 波群进行提取。此外,Nagai 通过对心电信号实施平稳小波变换,将高频小波系数

QRS 波群所在的位置置零,利用窗口局部最大值和局部最小值的中值,进一步将 P 波与 T 波归零,将心电信号与运动伪迹分离。但是,滤波效果受到个体差异影响,且依赖于窗口的长度,以及对于异常心电信号,QRS 波群时长可能 >0.1 s。因此,文献[20]根据能量提取 QRS 波群的方法,一方面容易造成 QRS 波群的误识别影响处理后续运动伪迹;另一方面,提取出的 QRS 波群未进行进一步滤波,导致高频部分的运动伪迹仍然存在。

为克服现有运动伪迹降噪技术的限制,本文旨在提升基于信号分解技术的滤波方法,在强运动伪迹和弱运动伪迹的环境中进行高效滤波,同时保留心电信号的细节信息。本文针对单通道心电信号,提出一种采用自适应阈值规则的动态心电信号运动伪迹滤波算法。首先,对心电信号的低频部分,应用多分辨率阈值处理以去除运动伪迹。其次,心电信号再次经过平稳小波变换,通过自适应阈值调整 P 波和 T 波相关频谱区域的小波系数,减轻低频区域的干扰,并对心电信号 Q 波波谷至 R 峰的高度差, R 峰至 S 波波谷的高度差进行统计分析,从而区分同一段心电信号中不平衡的 QRS 波和正常的 QRS 波。通过使用正常 QRS 波的特征对异常 QRS 波进行校正,滤除心电信号高频部分的运动伪迹。

2 两步式自适应阈值运动伪迹滤波算法

本文结合平稳小波变换与自适应阈值设置,阈值的选取兼顾心电信号局部和全局特征,有效消除动态心电信号中的运动伪迹。算法整体分为 2 个阶段进行:第一阶段主要是去除心电信号中的低频运动伪迹;第二阶段则聚焦于减少高频部分的运动伪迹,并对残留的低频伪迹进行进一步处理。第一阶段分为 2 个步骤:(1)对带噪心电信号进行初步处理和波形定位,这包括使用 100 Hz 的低通滤波来保留心电信号的主要频率,去除由运动伪迹引起的基线漂移,定位心电信号中的 R 峰。并利用 R 峰作为参考点确定心电信号的 Q 波和 S 波的波谷;(2)采用平稳小波变换和多分辨率阈值相结合的方式,消除心电信号低频部分的运动伪迹。然后,通过逆平稳小波对心电信号进行重构,获取 $Y1(n)$ 。第二阶段包括 3 个关键步骤:(1)通过确定 Q 波波谷、R 峰以及 S 波波谷,实现对 QRS 波群形状的平衡调整,有效调节因运动伪迹的破坏而变形的 QRS 波,降低心电信号的高频运动伪迹;(2)利用平稳小波变换,对 $Y1(n)$ 进行分解,结合心电信号的周期性特征及局部能量变化,将处于 P 波、T 波频率范围的小波系数实施细致调节,进一步优化以获取 $Y2(n)$;(3)将 $Y2(n)$ 中 QRS 波群所在的位置置零,代之以经过步骤(1)调整后的 QRS 波群,最后应用 100 Hz 低通滤波器与 6 阶移动平均滤波器进行处理,获取最终的降噪心电信号。本文滤波过程如图 1 所示。

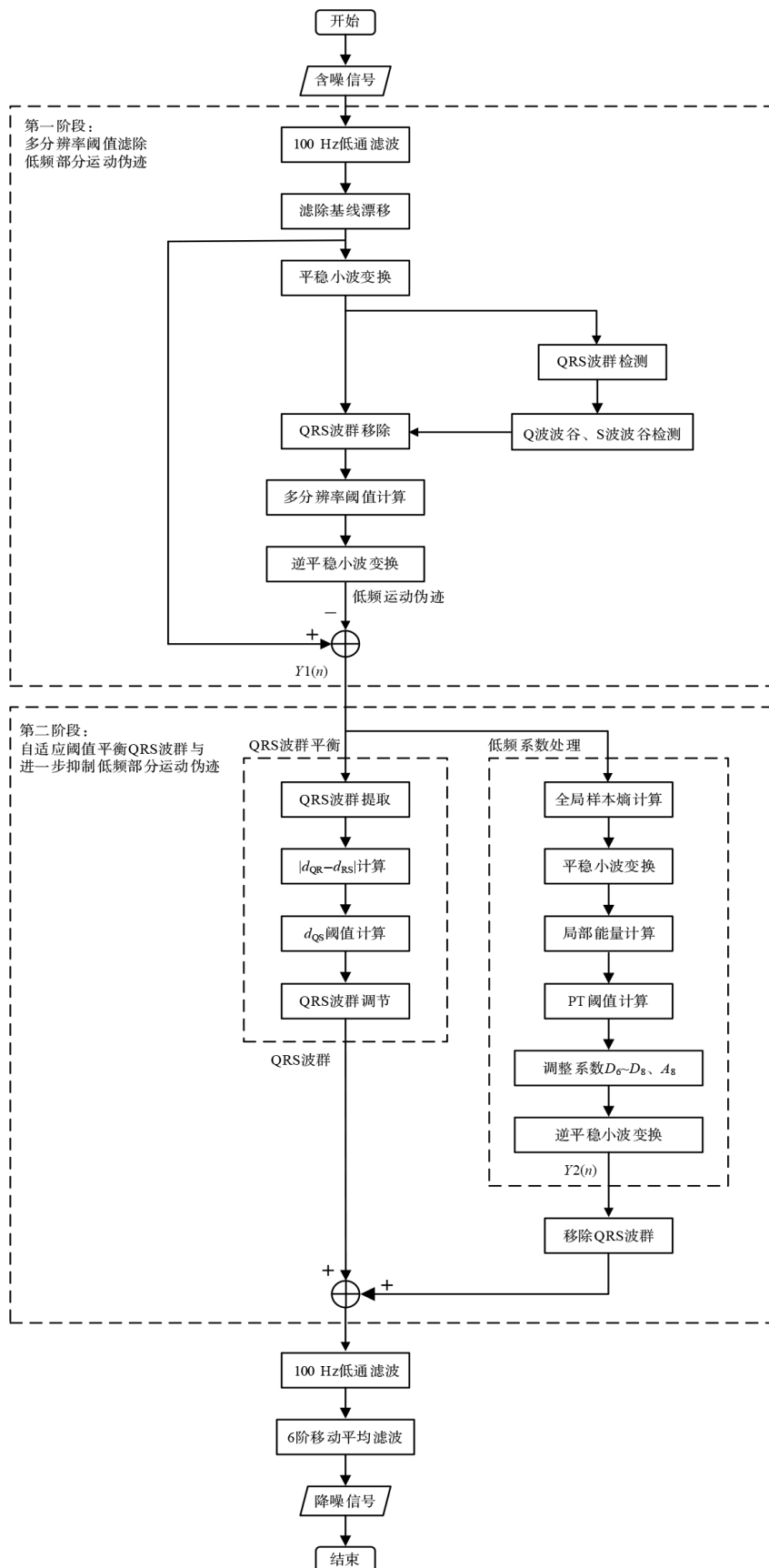


图1 本文提出算法流程图

2.1 第一阶段:多分辨率阈值滤除低频部分运动伪迹

2.1.1 含噪心电信号初步处理

本文从数据库 MIT-BIH Noise Stress Test DataBase 中提取运动伪迹. 心电信号主要频率范围为 0.05~100 Hz, 在频率 < 1 Hz 也存在运动伪迹, 这部分运动伪迹会造成心电信号基线漂移. 因此, 本文初步处理含有运动伪迹的心电信号.

首先, 应用 100 Hz 低通滤波器以保留心电信号的主要频率区域. 依据 Mallat 算法^[21], 通过 8 层平稳小波变换对采样率为 500 Hz 的心电信号进行分解, 并将分解后最底层的近似系数设置为 0, 以此去除频率 < 1 Hz 的运动伪迹; 其次, 通过平稳小波变换将心电信号中不同频率心电成分进行分离. 平稳小波变换后的小波系数能有效区分心电信号中不同频率信息, 由于 QRS 波具有较高频率和幅值, 因此, 高频小波系数一方面代表 QRS 波群, 另一方面表示高频振荡的运动伪迹. 由于 P 波、T 波具有较低频率与振幅, 因此, 低频小波系数一方面代表 P 波和 T 波, 另一方面表示低频振荡的运动伪迹.

然后, 对 QRS 波群在心电信号中的位置进行检测. 本文所描述的去噪方法依赖于 R 峰的准确定位, 在 R 峰定位的基础上定位 Q 波波谷与 S 波波谷, 进而对 QRS 波群进行移除或提取, 从而采用不同的滤波策略对 QRS 波群与 P 波、T 波进行降噪处理. 本研究使用的 R 峰检测方法是基于以前的研究, 该方法具有鲁棒优势, 并且在严重噪声环境中识别 R 峰的准确率较高, 同时, 也能够对 R 峰倒置进行识别. 心电信号 R 峰检测步骤如下:

(1) 通过差分运算将输入的心电信号生成复合导联, 对复合导联进行平方运算放大 R 峰特征;

(2) 在复合导联和原心电信号上搜索疑似 R 峰;

(3) 设置组合阈值对疑似 R 峰进行判断, 组合阈值由 3 部分子阈值组成, 分别与 R 峰幅度相关, 与 R-R 间隔相关, 以及与噪声水平相关, 确保准确检测到 R 峰;

(4) R 峰检测方法加入斜率检测和回溯搜索步骤, 进一步降低 R 峰误检率和漏检率^[22].

完成 QRS 波群检测后, 进行 QRS 波群的移除. 以 R 峰的位置为标准设置 QRS 波群窗口, 由于心电信号 QRS 波群持续时间 < 0.12 s, 因此, 窗口时长设置为 0.12 s, R 峰左侧 0.07 s 作为 Q 波起点, R 峰右侧 0.05 s 作为 S 波终点, 使得窗口涵盖完整的 QRS 波群. 如式 (1) 所示, 在细节系数 $D_1 \sim D_6$ 中, 移除 QRS 波群位置所在的采样点.

$$D_n(\text{QRS}) = \begin{cases} 0, & n = 1, 2, \dots, 6 \\ D_n, & n = 7, 8 \end{cases} \quad (1)$$

最后, Q 波与 S 波波谷检测. 确定 Q 波起点与 S 波终点之后, 将 Q 波起点与 S 波终点到 R 峰之间的距离作为 2 个区间, 将 2 个区间内的最小值点的位置分别作为 Q 波波谷与 S 波的波谷.

2.1.2 多分辨率阈值设置

本文利用多分辨率阈值在滤除心电信号低频部分运动伪迹中的良好效果有效地分离心电信号中的低频运动伪迹. 首先, 心电信号通过平稳小波变换进行分解, 得到 8 个细节系数与 1 个近似系数, 小波基采用 Haar 函数. 通过各小波系数设置对应的阈值, 对心电信号进行多分辨率阈值处理. 经过平稳小波变换分解后得到的细节系数和近似系数多分辨率阈值设置规则为

(1) 将 QRS 波群置零后的小波系数切分成时长为 1 s 的数据片段, 片段内数采样点不重叠, 之后, 求得每个片段内小波系数的最大值与最小值, 分别存于数组 I_{\max} 与 I_{\min} 中;

(2) 对步骤 (1) 中切分的所有数据片段, 获取各片段的中值, 该中值分别减去数组 I_{\max} 和 I_{\min} 中的每个元素, 将结果存于数组 M_{\max} 和 M_{\min} 中. 之后, 根据式 (2) 和式 (3) 计算各小波系数的阈值 C_{\max} 和 C_{\min} :

$$C_{\max} = \text{median}(\text{Coefficient}(n)) + \text{median}|M_{\max}| \quad (2)$$

$$C_{\min} = \text{median}(\text{Coefficient}(n)) + \text{median}|M_{\min}| \quad (3)$$

式中, $\text{Coefficient}(n)$ 表示第 n 层小波系数, median 表示求数组中值函数.

(3) 对各小波系数进行多分辨率阈值处理, 在阈值 C_{\min} 和 C_{\max} 范围内的值为心电信号分解后的小波系数, 在阈值 C_{\min} 和 C_{\max} 范围外的值为运动伪迹分解后的小波系数, 因此, 将阈值 C_{\min} 和 C_{\max} 之间的小波系数置零以获取运动伪迹.

多分辨率阈值处理后的小波系数即为运动伪迹成分, 将其逆平稳小波变换后便可重构低频运动伪迹. 最后, 移除心电信号中的低频运动伪迹, 得到心电信号 $Y1(n)$.

2.2 第二阶段:自适应阈值抑制高频与低频部分运动伪迹

2.2.1 QRS 波群平衡

含噪心电信号滤除低频运动伪迹后, 研究算法对 QRS 波群进行平衡, 采用不同滤波策略进一步处理 P 波、T 波所处的低频小波系数, 减少运动伪迹的影响. 高频运动伪迹主要集中在 QRS 波群, 通过分析 QRS 波群的内部和外部特征, 纠正运动伪迹所引起的 QRS 波形变形, 确保正常 QRS 波的真实性得到最大程度的保护. 内部特征涵盖了 Q 波波谷至 R 峰的垂直距离 d_{QR} 以及 R 峰至 S 波波谷的垂直距离 d_{RS} , 而外部特征则涉及

心电信号的周期性波动. 同一时间片段的心电信号中 QRS 波形形态相似, 本文对相邻 QRS 波的特征进行分析, 通过 QRS 波的相关性评估运动伪迹对 QRS 波形的影响, 对异常 QRS 波实施修正, 修复流程如图 2 所示.

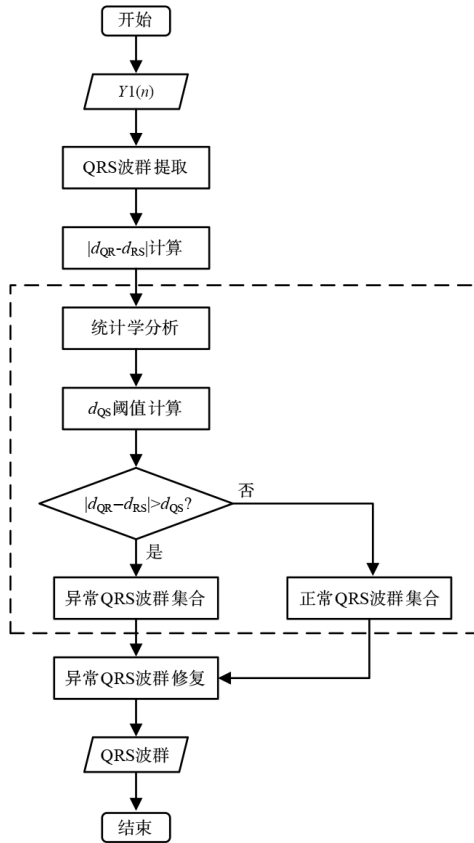


图2 QRS波群修复流程

首先, 根据描述的方法对心电信号 QRS 波进行定位, 提取信号 $Y1(n)$ 中的 QRS 波群. 其次, 利用心电信号的特点, 在 QRS 波群内分别测量 R 峰至 Q 波波谷和 S 波波谷的垂直距离, 分别标记为 d_{QR} 和 d_{RS} , 计算两者高度差的绝对值 $|d_{QR} - d_{RS}|$, 将这些高度差进行升序排列, 并将排序结果保存在数组 δ_{amp} 中. 然后, 通过箱线图设置 d_{QS} 阈值. 设置自适应阈值 d_{QS} 寻找数组 δ_{amp} 中的离散点, 本文对数组 δ_{amp} 进行箱线图分析, 设置自适应阈值 d_{QS} 规则为

$$d_{QS} = Q_3 + 1.5 \times IQR \quad (4)$$

式中, IQR 表示四分位距, Q_3 表示上四分位数. 当心电信号的 QRS 波中 $|d_{QR} - d_{RS}|$ 的高度差超出 d_{QS} 阈值时, 此波形识别为异常波形, 从而将正常的 QRS 波群与异常的 QRS 波群区分开.

最后, 进行 QRS 波群平衡, 具体做法如下:

(1) 将式(5)和式(6)应用于计算正常 QRS 波群

中 Q 波波谷和 S 波波谷的幅值差分, 并分别将计算结果记录在数组 $Q_amp_normal_diff$ 和 $S_amp_normal_diff$ 中.

$$Q_amp_normal_diff = \text{diff}(Q_amp_normal) \quad (5)$$

$$S_amp_normal_diff = \text{diff}(S_amp_normal) \quad (6)$$

式中, $\text{diff}()$ 表示差分运算函数.

(2) 根据式(7)和式(8)分别求取 Q 波波谷幅值与 S 波波谷幅值差分数组平均值的绝对值 Q_th 与 S_th , 其中 m 表示正常 QRS 波群数量.

$$Q_th = \left| \frac{\sum(Q_amp_normal_diff)}{m} \right| \quad (7)$$

$$S_th = \left| \frac{\sum(S_amp_normal_diff)}{m} \right| \quad (8)$$

(3) 正常 QRS 波群根据式(9)~(12)分别设置 Q 波波谷与 S 波波谷上下限:

$$Q_up = Q_normal_max + Q_th \quad (9)$$

$$Q_low = Q_normal_min - Q_th \quad (10)$$

$$S_up = S_normal_max + S_th \quad (11)$$

$$S_low = S_normal_min - S_th \quad (12)$$

式中, Q_up 与 Q_low 分别表示 Q 波波谷的上限与下限, S_up 与 S_low 分别表示 S 波波谷的上限与下限. Q_normal_max 与 Q_normal_min 分别表示正常 Q 波波谷幅值的最大值与最小值, S_normal_max 与 S_normal_min 分别表示正常 S 波波谷幅值的最大值与最小值.

(4) 利用正常 QRS 波群中 Q 波和 S 波波谷的上下限值, 对超出上下限的异常 QRS 波进行校正, 使其达到正常 QRS 波群的平均水平.

2.2.2 低频系数处理

不含噪声的心电信号各小波系数呈现出周期性变化特征. P 波与 T 波为心电信号低频成分, 其对应的小波系数主要分布于 $D_6 \sim D_8$ 和 A_8 . 为有效减少低频区域中剩余的运动伪迹, 本文对 $Y1(n)$ 进行平稳小波变换, 对变换后得到的小波系数进行细致调整, 进一步抑制心电信号低频中存在的运动伪迹.

首先, 获取心电信号 $Y1(n)$ 的全局样本熵 SampEn , 利用全局样本熵对剩余运动伪迹进行整体分析, 以评估这些残留伪迹对心电信号的影响程度, 确定系数 β 的值:

$$\beta = \begin{cases} 1.3, & \text{if SampEn} \leq 0.1 \\ 0.1, & \text{if SampEn} > 0.1 \end{cases} \quad (13)$$

其次, 对心电信号 $Y1(n)$ 使用 Haar 小波基函数再次进行 8 层平稳小波变换. 然后, 计算信号局部能量. 纯净心电信号的各小波系数进行周期性变化, 但由于运动伪迹的影响, 小波系数的周期性变化将被破坏, 系数

波形产生波动. 本文设置的小波系数局部窗口大小为 500 个采样点, 根据式(14)和式(15)获取小波系数的局部能量 energy_i 与平均值 $\overline{\text{energy}}$:

$$\text{energy}_i = \frac{\sum |X_i(n)|^2}{N} \quad (14)$$

$$\overline{\text{energy}} = \frac{\sum \text{energy}_i}{K} \quad (15)$$

式中, N 表示 1 s 信号的采样点个数, K 表示信号片段的数量. 根据信号局部的能量特征, 按式(16)划分系数 σ 的区间:

$$\sigma = \begin{cases} \beta \frac{\overline{\text{energy}}}{\text{energy}_i}, & \text{if } \text{energy}_i \geq 2 \overline{\text{energy}} \\ \beta \frac{\overline{\text{energy}}}{\text{energy}_i}, & \text{if } 2 \overline{\text{energy}} > \text{energy}_i \geq \overline{\text{energy}} \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (16)$$

之后, 计算 PT 阈值. 将小波系数分割成 1 s 的片段, 每个片段的最大值存于数组 Π_{\max} 中, 每个片段中的最小值存于数组 Π_{\min} 中. 根据式(17)和式(18)确定低频系数的上限阈值 PT_{\max} 与下限阈值 PT_{\min} :

$$\text{PT}_{\max} = \text{mean}(\sum \Pi_{\max}) \quad (17)$$

$$\text{PT}_{\min} = \text{mean}(\sum \Pi_{\min}) \quad (18)$$

式中, $\sum \Pi_{\max}$ 对数组 Π_{\max} 进行求和, $\sum \Pi_{\min}$ 对数组 Π_{\min} 进行求和.

最后, 调整系数 $D_6 \sim D_8, A_8$. 当小波系数位于阈值 PT_{\max} 和 PT_{\min} 之间时, 该系数视为不受运动伪迹或受运动伪迹影响较少予以保留, 处于 PT_{\max} 和 PT_{\min} 范围之外的小波系数 $D_6 \sim D_8, A_8$ 则根据式(19)实施调整:

$$Z_i(n) = \begin{cases} \sigma X_i(n), & X_i(n) > \text{PT}_{\max} \\ \sigma X_i(n), & X_i(n) < \text{PT}_{\min} \\ X_i(n), & \text{others} \end{cases} \quad (19)$$

式中, $X_i(n)$ 与 $Z_i(n)$ 分别表示调整前、后的小波系数.

2.2.3 获取降噪后的心电信号

经过调整的小波系数通过逆平稳小波变换处理, 生成了心电信号 $Y_2(n)$. 接着, 该信号原有 QRS 波群被调整后的 QRS 波群所替换. 此后, 通过 100 Hz 的低通滤波和 6 阶移动平均滤波, 消除 QRS 波群与 P 波及 T 波重叠导致的幅值剧烈波动. 最终, 获得了降噪平滑的心电信号.

3 数据与评价指标

3.1 数据库

本文描述的所有实验都是在 Matlab 2021b 上运行. 本研究中使用的心电信号来自 MIT-BIH 正常心律数据库 (MIT-BIH Normal Sinus Rhythm DataBase, MIT-BIH NSRDB)^[23]、MIT-BIH 心律失常数据库 (MIT-BIH Ar-

rhythmia DataBase, MIT-BIH ADB)^[24]、CU 室性心律失常数据库 (Creighton University ventricular tachyarrhythmia DataBase, CUDB)^[25]、MIT-BIH 房颤数据库 (MIT-BIH Atrial Fibrillation DataBase, MIT-BIH AFDB)^[26]、运动伪迹污染心电数据库 (Motion Artifact Contaminated ECG DataBase, MACEDB)^[27]、MIT-BIH 噪声压力测试数据库 (MIT-BIH Noise Stress Test DataBase, MIT-BIH NSTDB)^[28] 的心电数据, 数据的采样频率分别为 128 Hz、360 Hz、250 Hz、250 Hz、500 Hz、360 Hz.

MIT-BIH NSRDB 共有 18 条长期心电记录, 数据库每条记录均从健康人身上采集, 没有明显的心律失常发生; MIT-BIH ADB 包含 48 条 1/2 h 心电记录; CUDB 共有 35 条 8 min 的心电记录, 记录信息包含心室扑动和心室颤动等致死性心律; MIT-BIH AFDB 包含 25 条长时程心房颤动心电信号; MACEDB 包含 27 条时长 8 s 短持续时间心电信号, 记录了受试者站立、步行和单脚跳的心电数据; MIT-BIH NSTDB 包含基线漂移、肌电噪声和运动伪迹的 3 条典型噪声记录以及 12 条加入噪声的心电信号记录, 每条时长均为 1/2 h.

研究中使用的运动伪迹噪声信号来自 MIT-BIH NSTDB 编号为“em”的数据文件, 本文提出的算法针对 500 Hz 的心电信号设计. 因此, 对非 500 Hz 采样频率的心电信号和运动伪迹采用线性插值和抗混叠的 FIR 低通滤波器, 将其重新采样到 500 Hz. 在添加运动伪迹前需要对心电信号进行预处理, 滤除心电信号中原本存在的工频干扰、基线漂移和肌电噪声获取纯净心电信号, 滤波过程如下所示:

- (1) 采用 50/60 Hz 陷波滤波器去除工频干扰;
- (2) 心电信号重采样为 500 Hz;
- (3) 利用小波变换方法滤除基线漂移, 小波基函数取“sym6”, 分解层数取 8, 第 9 层近似系数置零, 然后重构剩余小波系数;
- (4) 使用 15 阶移动平均滤波器滤除肌电干扰.

一例纯净心电信号和添加 -2 dB 运动伪迹后的心电信号如图 3 所示, 图 3(a) 为纯净心电信号, 图 3(b) 为运动伪迹, 图 3(c) 为添加运动伪迹后的心电信号.

3.2 增加指定信噪比噪声的处理

本文通过对纯净心电信号增加运动伪迹研究算法的性能, 输入指定信噪比心电信号 γ 与运动伪迹 Noise 处理方式如下:

$$\gamma = X + \text{Noise}, \text{Noise}_i = \mu_i \cdot \sqrt{\frac{\sum x_i^2}{(\sum \mu_i^2) \cdot 10^{\text{SNR}/10}}} \quad (20)$$

式中, X 表示纯净 ECG 信号, μ_i 表示原始运动伪迹信号, SNR 表示信噪比, γ 表示添加运动伪迹后的 ECG 信

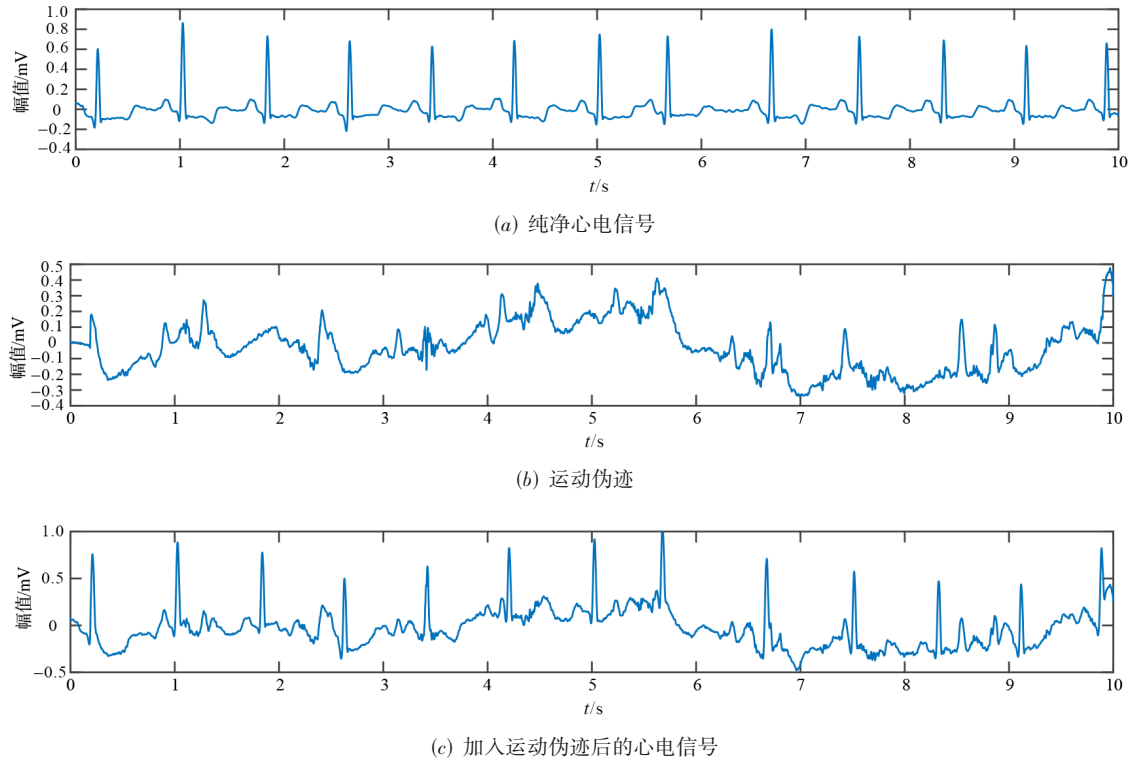


图3 MIT-BIH ADB 100号记录添加输入信噪比-2 dB的运动伪迹

号, Noise表示添加指定信噪比强度之后的运动伪迹噪声.

3.3 定量评价指标

3.3.1 信噪比提升

信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)表示信号能量和噪声能量之间的关系,并且是从能量角度量化信号质量的标准指标. 信噪比提升(Signal-to-Noise Ratio improvement, SNR_{imp})表示降噪后的信号与原始输入信号之间的差异, SNR_{imp}表示滤波前后信号信噪比的提升,并且是ECG去噪中常用的性能度量. 信噪比提升越大,降噪性能越好,公式为

$$\text{SNR}_{\text{in}} = 10 \cdot \lg \frac{\sum_{k=1}^N (x_i)^2}{\sum_{k=1}^N (x_n - x_i)^2} \quad (21)$$

$$\text{SNR}_{\text{out}} = 10 \cdot \lg \frac{\sum_{k=1}^N (x_i)^2}{\sum_{k=1}^N (x_r - x_i)^2} \quad (22)$$

$$\text{SNR}_{\text{imp}} = \text{SNR}_{\text{out}} - \text{SNR}_{\text{in}} \quad (23)$$

式中, SNR_{in}为输入信号信噪比, SNR_{out}为输出信号信噪比, SNR_{imp}为信噪比提升.

3.3.2 相关系数

相关系数反映了降噪前后信号之间的相关性,可以量化降噪效果,相关系数作为一种指标,越高的相关

系数所描述的对象相似性越高,公式为

$$C_R = \frac{\sum_{k=1}^N (x_r - \bar{x}_r)(x_i - \bar{x}_i)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (x_r - \bar{x}_r)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^N (x_i - \bar{x}_i)^2}} \quad (24)$$

式中, C_R 表示相关系数, x_i 表示原始信号, x_n 表示噪声信号, x_r 表示降噪后的信号, \bar{x}_r 和 \bar{x}_i 分别表示相应信号平均值, N 表示信号中的采样点数.

4 结果及讨论

4.1 心电信号与运动伪迹频谱图

频率<1 Hz的运动伪迹会造成心电信号的基线漂移,纯净心电信号与运动伪迹频谱图如图4所示,其中图4(a)和图4(d)为纯净心电信号及其频谱图,图4(b)和图4(e)为运动伪迹及其频谱图,图4(c)和图4(f)为添加运动伪迹后含噪心电信号及其频谱图. 图4(b)和图4(e)为在频率<1 Hz也存在运动伪迹,如图4(c)和图4(f)所示,当纯净心电信号受运动伪迹噪声影响后需要对<1 Hz的运动伪迹进行滤除.

4.2 含噪心电信号的平稳小波变化

图5所示为对含运动伪迹心电信号经过8层平稳小波变换后的各小波系数波形. 其中,小波系数 $D_1 \sim D_5$ 波形变化快速,是心电信号中QRS波群以及运动伪迹中快速振荡部分. 小波系数 $D_6 \sim D_8$ 、 A_8 缓慢变动对应于

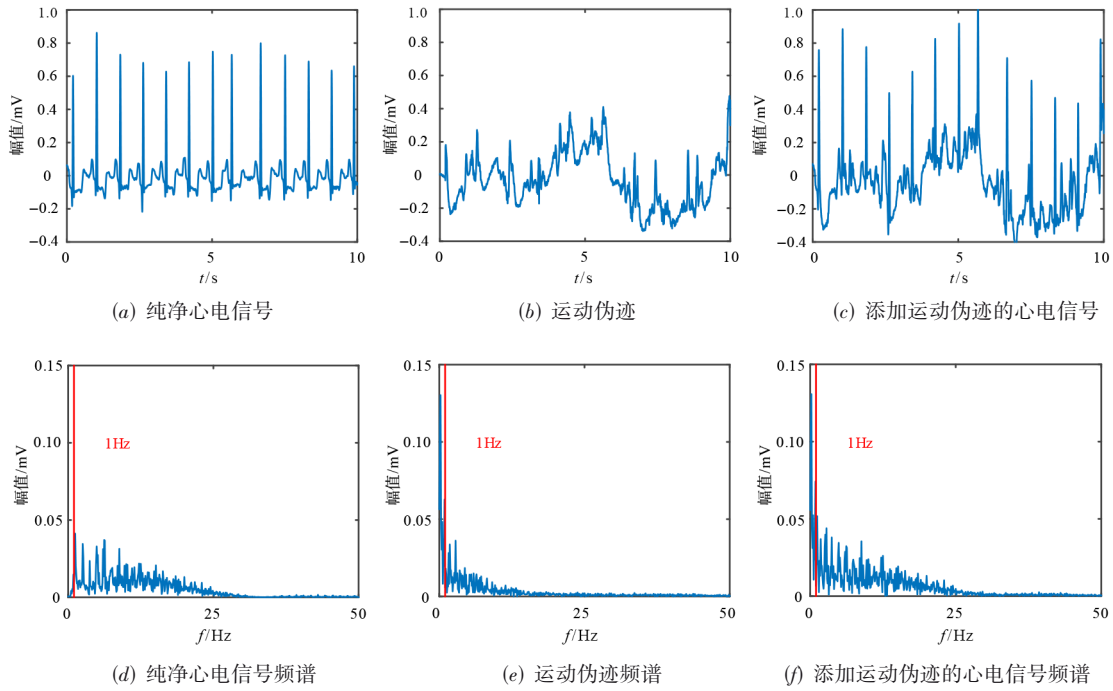


图4 纯净心电信号与运动伪迹频谱图

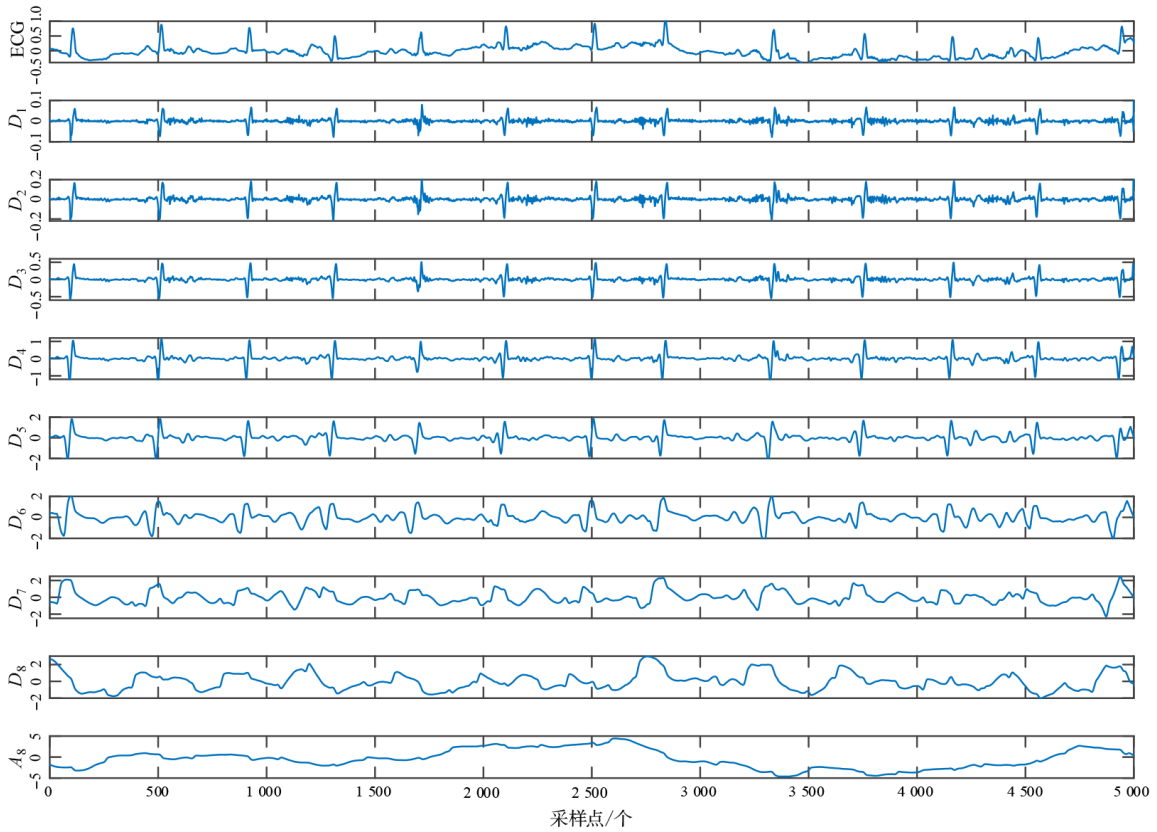


图5 含噪心电信号平稳小波变换

P波与T波,以及因运动伪迹所导致心电信号的缓慢变化部分.

4.3 去噪结果定性分析

鉴于心电信号与运动伪迹在频谱上的重合,使用单一滤波技术难以兼顾消除噪声与保持最大化心电信号关键信息的需求.因此,本文研究在多分辨率阈值方法的基础上,结合心电信号周期性、样本熵、信号能量以及相邻心拍的相似性特点,提出一种自适应阈值滤波方法,更有效地处理运动伪迹信号.

本文使用式(20)将输入信噪比为0 dB和5 dB的真

实运动伪迹添加到干净心电信号中.图6(a)与图6(b)分别表示增加信噪比为0 dB的正常心电信号、心律失常心电信号的去噪结果,图6(c)与图6(d)分别为增加信噪比为5 dB正常心电信号、心律失常心电信号的去噪结果.图7(a)~(c)分别表示了对数据库 Motion Artifact Contaminated ECG DataBase 中进行单脚跳运动时受运动伪迹影响的心电信号去噪结果.图8(a)~(c)分别表示右束支传导阻滞心电信号、房颤、室性早搏3种心律失常心电信号添加运动伪迹后输入信噪比为0 dB时的去噪结果.

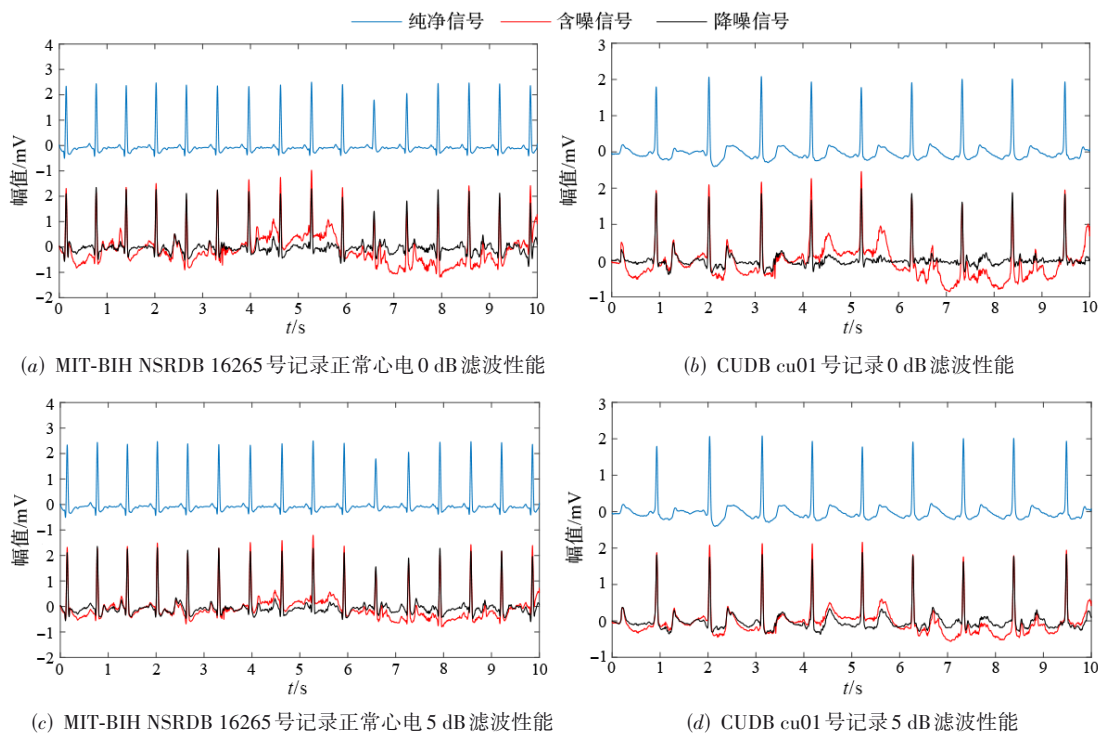


图6 不同输入信噪比运动伪迹滤波性能图

本文选择不同的数据库评估所提算法的性能,验证其在正常心电信号、异常心电信号以及实际采集的含运动伪迹的动态心电信号中的滤波性能.从图6与图7中可以发现,本文方法可有效去除心电信号中的运动伪迹,尤其是对正常心律类型与局部片段受运动伪迹影响的心电信号.心电信号的细节未被破坏,恢复局部心电信号波形的同时保留主要形态特征.心律失常类型与正常心电信号波形具有差异性,图8(a)存在右束支传导阻滞,图8(b)存在房颤,图8(c)存在室性早搏.从这些图中可以看出,所提出的方法在右束支传导阻滞、房颤、室性早搏等心律失常心电中依然表现良好,能有效去除噪声且信号失真程度保持在可接受范围内.在具有严重噪声的环境中,输入信噪比为0 dB时,本文的方法也能够抑制动态心电信号中的运动伪

迹,保留心电信号大部分细节,同时关注心电信号的形态特征,并产生具有良好的视觉效果.

4.4 去噪结果定量分析

将本文方法与文献[17~20]等基于分解算法的先进方法进行比较.文献[17]采用离散小波变换对非平稳心电信号进行去噪分解,然后采用软阈值的方法对信号噪声进行抑制,最后重构心电信号实现滤除运动伪迹.文献[18]结合平稳小波变换和多分辨率阈值的方法,针对心电信号中低频部分的运动伪迹噪声进行处理,提高算法的鲁棒性.此外,为实现心电信号低频与高频运动伪迹的最佳分离,文献[19]提出了平稳小波变换结合水平阈值的两阶段运动伪迹滤波算法,即SWT-LT(Stationary Wavelet Transform with Level Thresholding)算法.该算法采用两阶段处理方式,

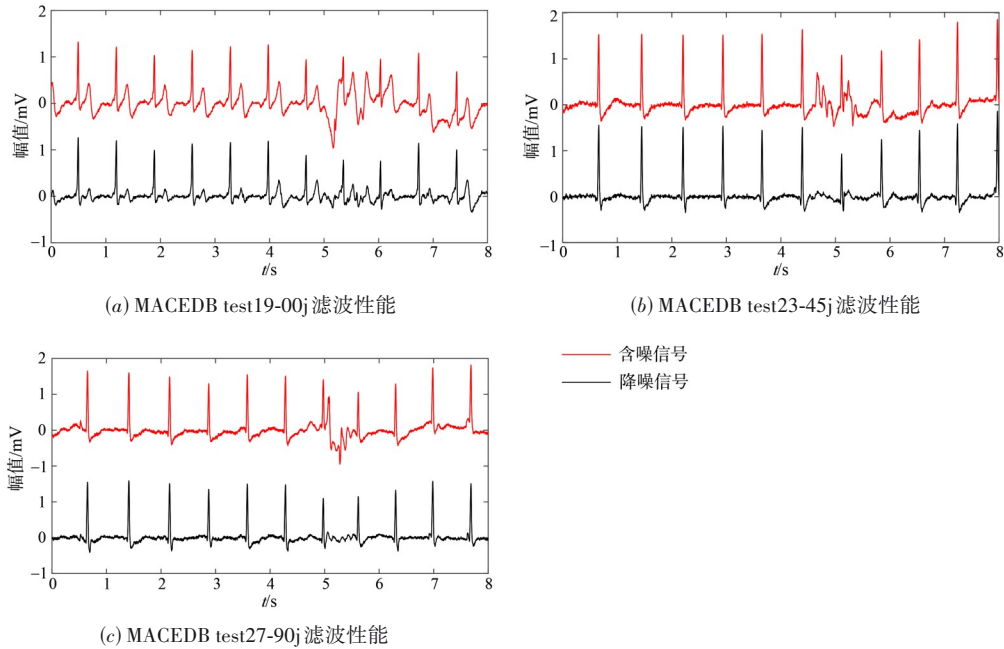


图7 数据库 MACEDB 中心电片段滤波性能图

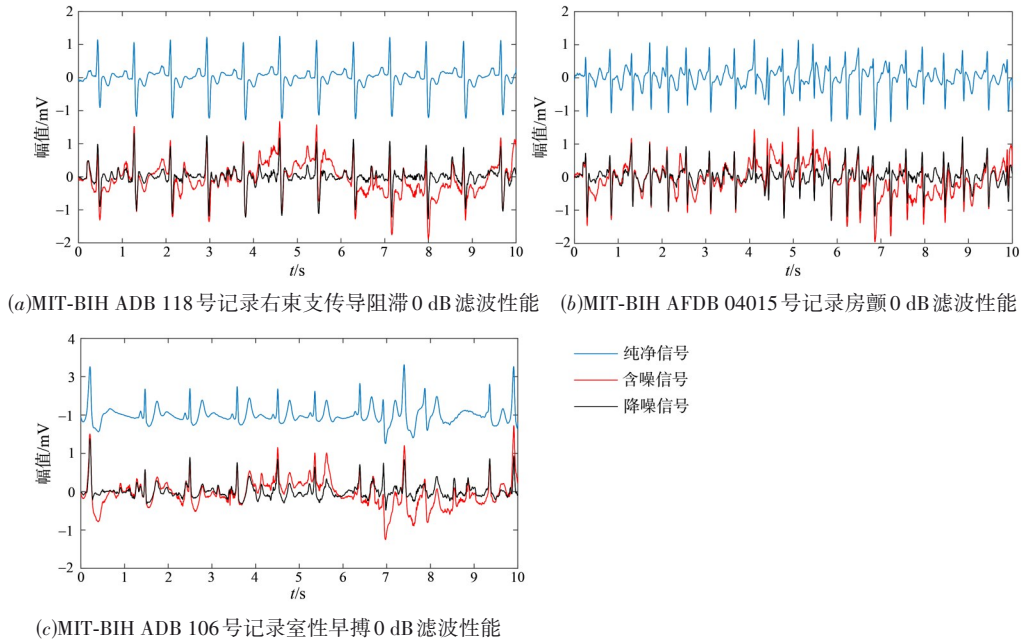


图8 输入信噪比 0 dB 异常心电类型滤波性能图

分别针对心电信号中的高频部分和低频部分的运动伪迹进行最佳滤波. 文献[20]根据信号能量, 结合心电信号周期性变化的特点提取 QRS 波群, 然后将定位后的 QRS 波群与 P 波、T 波分别置零以滤除叠加在心电信号中的运动伪迹.

本文使用 2 个数据库进行测试, 从 MIT-BIH Arrhythmia DataBase 中 100 号记录中提取 10 s 心电片段, 从 MIT-BIH Noise Stress Test DataBase 提取 50 段时长为

10 s 的运动伪迹片段. 选择 10 s 心电信号在添加运动伪迹噪声之前应不含运动伪迹及其他噪声, 若原始数据含有噪声, 算法不仅可以消除添加的运动伪迹, 还能消除原始数据集中存在的噪声. 去除原始噪声降低输出信号和原始信号之间的相关系数, 算法的合理性评估将受到影响. 评估时在输入信噪比以 1 dB 为步长, 从 -10 ~ 10 dB 共 21 个不同的输入信噪比情况下滤波前后信噪比提升和相关系数.

图9(a)~(c)表示使用不同滤波方法获得的心电信号信噪比提升平均值,心电信号相关系数平均值以及提取运动伪迹与原运动伪迹相关系数平均值.

当添加真实运动伪迹噪声时,本文方法 SNR_{imp} 平均值从10.912 2 dB下降到4.391 2 dB,滤波后心电信号相关系数从0.687 6~0.978 3,提取的运动伪迹相关系数从0.953 0下降到0.802 9.与几种先进方法对比,本文方法无论是在轻微噪声还是严重噪声的情况下均表现良好.在严重的噪声情况下,输入信噪比 ≤ 0 dB时,本文方法相较于其他方法优势明显.如图9(a)~(c)所示,输入信噪比为-10 dB和0 dB时,降噪后的心电信号与原始心电信号信噪比提升平均值分别为10.912 2 dB和8.314 6 dB,降噪后的心电信号与原始心电信号分别能够

保持0.687 6和0.923 3的平均相关性,算法提取的运动伪迹与原运动伪迹的相关性分别为0.953 0和0.920 9,性能优于其他算法.随着输入信噪比的提升,运动伪迹对心电信号的影响程度呈现下降趋势,本文方法提取的运动伪迹与原运动伪迹的平均相关性也呈现下降趋势.在受到运动伪迹轻微影响时,输入信号信噪比 >0 dB时,降噪后的心电信号与原始心电信号相关系数平均值均 >0.92 .这些结果表明,本文算法能够判断运动伪迹的影响程度,确定最佳阈值进而最大程度保留心电信号的主要信息.

如图9(a)~(c)所示,滤除含运动伪迹的心电信号时,Strasser方法与基于分解的先进方法比较,对心电信号局部片段受运动伪迹干扰情况下滤波效果好,能有效滤除该运动伪迹.但对受长时程运动伪迹影响的动态心电信号滤波效果差,由于其未考虑运动伪迹造成心电信号的基线漂移以及未对心电信号QRS波群的运动伪迹进行抑制.Strasser方法只能滤除部分低频运动伪迹,未对QRS波群的运动伪迹进行处理,所以,随着输入信噪比增加,其信噪比提升变化趋势接近水平且提升不明显.

Nagai滤波方法与Berwal滤波方法总体变化趋势相近,噪声越严重去噪效果越好,Nagai滤波方法与Berwal滤波方法整体性能明显优于Strasser方法.如图9(b)所示,在轻微噪声时,当输入信噪比 >7 dB时,含噪心电信号与纯净心电信号的相关系数平均值 >0.91 ,二者在滤波前的相关性高度一致.Nagai滤波方法与Berwal滤波方法在轻微运动伪迹与严重运动伪迹时对含噪心电信号采取无差别滤波方法将破坏信号质量,易造成信号失真.如图9(a)与图9(b)所示,在输入信噪比为10 dB时,二者信噪比提升平均值呈现负值,分别为-0.290 6 dB与-2.313 4 dB.含噪心电信号与纯净心电信号的相关系数平均值为0.954 6,Nagai滤波方法与Berwal滤波方法心电信号相关系数平均值为0.953 5和0.958 5,分别低于与略高于滤波前的心电信号相关系数平均值.从严重运动伪迹到轻微运动伪迹,本文提出的方法在相关性能指标上保持性能良好,与其他方法相比,证明其优越性.

在输入信噪比为-10 dB时,只有Lin方法在信噪比提升指标上与本文算法接近,但是,Lin方法在滤波前后心电信号相关性为0.605 2,低于本文方法.随着输入信噪比的增加,Lin方法在信噪比提升指标上快速下降,在心电信号滤波前后的相关性上趋于平缓,当噪声较大时,Lin方法能较为有效滤除运动伪迹.当输入信噪比 >2 dB时,滤波后心电信号与纯净心电信号的相关性低于滤波前心电信号与纯净心电信号相关性.当输入信噪比 >4 dB时,滤波前后信噪比提升呈现负值.因

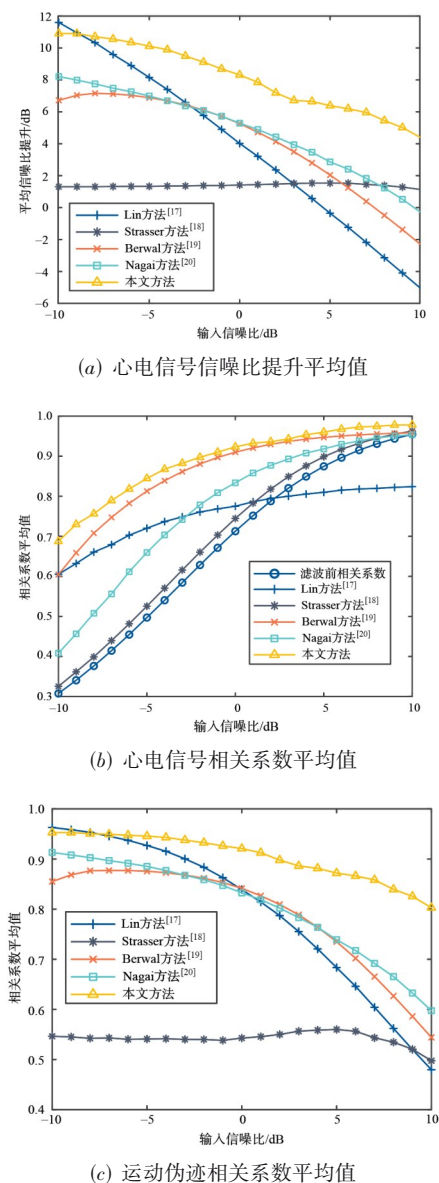


图9 去噪结果定量比较指标图

此, Lin 方法对运动伪迹的滤除具有局限性, 在轻微运动伪迹影响下易造成心电信号的严重失真. 如图 9(c) 所示, 从严重运动伪迹到轻微运动伪迹, 本文方法提取的运动伪迹与原运动伪迹的相关系数始终 >0.8 , 在信噪比提升指标与相关系数指标上保持着良好优势, 与其他方法相比, 证明了优越性.

本文算法基于 SWT 变换对心电信号的运动伪迹进行滤除, R 峰检测是算法的关键. 如果心电片段漏检 R 峰, 在使用多分辨率阈值滤除心电信号中低频运动伪迹时, 漏检的 QRS 波群将被视为心电信号的低频部分, 从而影响多分辨率阈值的设置, 导致信噪比提升值与相关性指标降低. 所以, 通过更先进的 R 峰检测算法降低该问题发生的概率.

5 结论

为滤除运动伪迹噪声并最大程度保留心电信号特征, 本文提出一种将心电信号高频 QRS 波群和低频 P 波、T 波小波系数分离的运动伪迹抑制算法, 通过多分辨率阈值方法可有效滤除心电信号低频部分中的部分运动伪迹. 对于低频部分残留运动伪迹, 通过样本熵、信号能量以及系数周期变化的特点设置自适应阈值; 对于高频中存在的运动伪迹, 通过心拍周期性变化以及相邻心拍相似的特点设置自适应阈值. 算法结合多分辨率阈值与自适应阈值的特点, 避免使用固定阈值, 有效减少心电信号的信息损失, 信号失真, 适应不同环境等潜在破坏, 减小对心电信号的影响, 消除心电信号中的运动伪迹.

参考文献

- [1] 林金朝, 李必禄, 李国权, 等. 基于 EWT 和结构特征提取的心电信号 R 波识别算法[J]. 电子学报, 2021, 49(6): 1217-1223.
- [2] LIN J Z, LI B L, LI G Q, et al. Recognition algorithm of R wave in ECG based on EWT and structure feature extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(6): 1217-1223. (in Chinese)
- [3] DIAS D, CUNHA J P S. Wearable health devices-vital sign monitoring, systems and technologies[J]. Sensors, 2018, 18(8): 2414.
- [4] LIU C Y, ZHANG X Y, ZHAO L N, et al. Signal quality assessment and lightweight QRS detection for wearable ECG smart vest system[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 1363-1374.
- [5] LI C J, WU Y C, LIN H J, et al. ECG denoising method based on an improved VMD algorithm[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(23): 22725-22733.
- [6] HOU B R, YANG J Y, WANG P, et al. LSTM-based auto-encoder model for ECG arrhythmias classification[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(4): 1232-1240.
- [7] SIRTOLI V G, LIAMINI M, LINS L T, et al. Removal of motion artifacts in capacitive electrocardiogram acquisition: A review[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2023, 17(3): 394-412.
- [8] GAN Y J, RAHAJANDRAIBE W, VAUCHE R, et al. A new method to reduce motion artifact in electrocardiogram based on an innovative skin-electrode impedance model[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 76: 103640.
- [9] XIONG F, CHEN D Y. CEEMDAN-IMFx-PCA-CICA: An improved single-channel blind source separation in multimedia environment for motion artifact reduction in ambulatory ECG[J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(3): 2555-2569.
- [10] YOON S W, MIN S D, YUN Y H, et al. Adaptive motion artifacts reduction using 3-axis accelerometer in e-textile ECG measurement system[J]. Journal of Medical Systems, 2008, 32(2): 101-106.
- [11] LIM C Y, JANG K J, KIM H W, et al. A wearable healthcare system for cardiac signal monitoring using conductive textile electrodes[C]//2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway: IEEE, 2013: 7500-7503.
- [12] LILIENTHAL J, DARGIE W. Comparison of reference sensor types and position for motion artifact removal in ECG[C]//2021 29th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Piscataway: IEEE, 2021: 1296-1300.
- [13] SINGH P, PRADHAN G. A new ECG denoising framework using generative adversarial network[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2021, 18(2): 759-764.
- [14] XIONG P, WANG H R, LIU M, et al. A stacked contractive denoising auto-encoder for ECG signal denoising[J]. Physiological Measurement, 2016, 37(12): 2214-2230.
- [15] 吴龙文, 聂雨亭, 张宇鹏, 等. 基于变分模态分解的自适应滤波降噪方法[J]. 电子学报, 2021, 49(8): 1457-1465.
- [16] WU L W, NIE Y T, ZHANG Y P, et al. An adaptive filtering denoising method based on variational mode decomposition[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(8): 1457-1465. (in Chinese)
- [17] HAN G, LIN B, XU Z. Electrocardiogram signal denois-

- ing based on empirical mode decomposition technique: An overview[J]. *Journal of Instrumentation*, 2017, 12(3): P03010.
- [16] 高清维, 李海鹰, 庄镇泉, 等. 基于平稳小波变换的心电信号噪声消除方法[J]. *电子学报*, 2003, 31(2): 238-240.
GAO Q W, LI H Y, ZHUANG Z Q, et al. De-noising of ECG signal based on stationary wavelet transform[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(2): 238-240. (in Chinese)
- [17] LIN H Y, LIANG S Y, HO Y L, et al. Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals[J]. *IRBM*, 2014, 35(6): 351-361.
- [18] STRASSER F, MUMA M, ZOUBIR A M. Motion artifact removal in ECG signals using multi-resolution thresholding[C]//2012 Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Piscataway: IEEE, 2012: 899-903.
- [19] BERWAL D, C R V, DEWAN S, et al. Motion artifact removal in ambulatory ECG signal for heart rate variability analysis[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(24): 12432-12442.
- [20] NAGAI S, ANZAI D, WANG J Q. Motion artefact removals for wearable ECG using stationary wavelet transform[J]. *Healthcare Technology Letters*, 2017, 4(4): 138-141.
- [21] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [22] LI Y R, SU Z C, CHEN K, et al. Application of an EMG interference filtering method to dynamic ECGs based on an adaptive wavelet-Wiener filter and adaptive moving average filter[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 72: 103344.
- [23] GOLDBERGER A L, AMARAL L A, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. *Circulation*, 2000, 101(23): E215-E220.
- [24] MOODY G B, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine: the Quarterly Magazine of the Engineering in Medicine & Biology Society*, 2001, 20(3): 45-50.
- [25] NOLLE F M, BADURA F K, et al. A new concept in computerized arrhythmia monitoring systems[J]. *Computers in Cardiology*, 1986, 13: 515-518.
- [26] TATENO K, GLASS L. A method for detection of atrial fibrillation using RR intervals[C]//*Computers in Cardiology 2000*. Piscataway: IEEE, 2000: 391-394.
- [27] BEHRAVAN V, GLOVER N E, FARRY R, et al. Rate-adaptive compressed-sensing and sparsity variance of biomedical signals[C]//2015 IEEE 12th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN). Piscataway: IEEE, 2015: 1-6.
- [28] MOODY G B, MULDROW W E, MARK R G. A noise stress test for arrhythmia detectors[J]. *Computers in Cardiology*, 1984, 11: 381-384.

作者简介



吕建行 男, 1995年3月出生, 福建莆田人, 福州大学电气工程与自动化学院硕士研究生, 主要研究方向为心电信号降噪与智能识别技术。
E-mail: 1129153613@qq.com



李玉榕 女, 1973年2月出生, 福建莆田人, 福州大学电气工程与自动化学院教授、博士生导师, 主要研究方向为多模态电生理信号建模与智能康复技术研究与应用。
E-mail: liyurong@fzu.edu.cn