

基于NLMS-RIME-VMD的运动状态下RR间期提取方法研究

何康¹, 吴寒², 石胜源³, 罗铁清¹

(1. 湖南中医药大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410208;

2. 中南大学湘雅二医院医学心理中心, 湖南长沙 410011; 3. 上海雍恩医疗器械有限公司, 上海 201706)

摘要: 光电容积脉搏波(PPG)技术易受到运动伪差干扰。为了获取更加准确的RR间期, 提取心率变异性, 提出一种结合自适应滤波器和变分模态分解的运动状态下PPG信号去噪方法。首先, 利用加速度信号作为NLMS自适应滤波的参考信号, 以滤除运动伪差。其次, 通过霜冰算法(RIME)确定变分模态分解(VMD)的最佳参数 $[k, \alpha]$ 。最后, 将PPG信号分解成一系列固有模态分量(IMF), 并根据分量的相关系数进行信号重构, 以去除高频噪声和基线漂移。实验结果显示, 在4种不同运动状态下, 降噪后的PPG信号提取出的PP间期与基于心电信号(ECG)的标准RR间期相比, 平均绝对误差均值为0.034 s, 平均相对误差均值百分比为4.95%。表明该方法能够在运动状态下提取出较为准确RR间期, 有利于在日常环境中进行连续的健康监测。

关键词: PPG信号; 自适应滤波; 变分模态分解; 运动伪差; 心率变异性

DOI: 10.11907/rjdlk.241340

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2025)004-0093-08

Research on RR Interval Extraction Method During Exercise Based on NLMS-RIME-VMD

HE Kang¹, WU Han², SHI Shengyuan³, LUO Tieqing¹

(1. School of Informatics, Hunan University of Chinese Medicine, Changsha 410208, China;

2. Medical Psychological Center, The Second Xiangya Hospital, Central South University, Changsha 410011, China;

3. Shanghai Yong En Medical Equipment Co., Shanghai 201706, China)

Abstract: The photoplethysmography (PPG) technology is susceptible to motion artifact interference. In order to obtain more accurate RR intervals and extract heart rate variability, a motion state PPG signal denoising method combining adaptive filters and variational mode decomposition is proposed. This method first uses the acceleration signal as the reference signal for NLMS adaptive filtering to filter out motion artifacts. Secondly, the optimal parameters $[k, \alpha]$ for Variational Mode Decomposition (VMD) are determined using the Frost Ice Algorithm (RIME). Finally, the PPG signal is decomposed into a series of intrinsic mode components (IMF), and signal reconstruction is performed based on the correlation coefficients of the components to remove high-frequency noise and baseline drift. The experimental results showed that under four different motion states, the average absolute error mean of the PP interval extracted from the denoised PPG signal compared to the standard RR interval based on electrocardiogram (ECG) signal was 0.034 s, and the average relative error mean percentage was 4.95%. This indicates that the method can extract relatively accurate RR intervals during exercise, which is beneficial for continuous health monitoring in daily environments.

Key Words: PPG signal; adaptive filtering; VMD; motion artifact; heart rate variability

收稿日期: 2024-04-07

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 中南大学研究生校企联合创新项目(2023XQLH051)

作者简介: 何康(2000-), 男, 湖南中医药大学信息科学与工程学院硕士研究生, 研究方向为生物医学工程; 吴寒(1998-), 女, 中南大学湘雅二医院医学心理中心硕士研究生, 研究方向为应用心理学; 石胜源(1998-), 男, 上海雍恩医疗器械有限公司工程师, 研究方向为人工智能; 罗铁清(1966-), 男, 硕士, 湖南中医药大学信息科学与工程学院副教授、硕士生导师, 研究方向为软件工程。本文通讯作者: 罗铁清。

0 引言

心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)是指心率间的微小变化,体现了心脏跳动间隔(即RR间期)的波动。HRV是一个重要的生理指标,反映了自主神经系统对心脏功能的调控能力^[1]。自主神经系统包括交感神经和副交感神经,其在众多生理过程中起着平衡作用,近年来被广大研究者应用于心理压力、抑郁检测与评估中^[2]。

传统的测量设备采用心电图(Electrocardiogram, ECG)技术,但由于便携性较差,成本和操作复杂性较高,光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG)技术作为一种替代方案日益受到关注^[3]。PPG技术基于光学原理,通过监测血液流动引起的光学吸收变化来测量心率和血管活动,具有无创、低成本和方便易用的优势。相比于ECG,PPG设备更小巧、便携,可集成到智能手表、健身追踪器等可穿戴设备中,为用户提供实时的心率监测和HRV分析。

PPG信号易受生理和环境噪声影响,包括由呼吸、体温变化引起的基线漂移、设备引入的高频噪声,以及用户活动导致的运动伪差等^[4]。目前,运动状态下PPG信号去噪方法主要有独立成分分析法(Independent Component Analysis, ICA)^[5]、小波变换法(Wavelet Transform, WT)^[6]、奇异值分解法(Singular Value Decomposition, SVD)^[7]、模态分解以及自适应滤波器等。Kim等^[8]利用PPG信号的准周期性,假设PPG信号与运动伪影信号之间存在独立性,通过独立成分分析结合低通滤波器消除运动伪影。杨刚等^[9]通过实时的小波变换进行信号去噪,并利用加速度信号对不同运动状态进行分类,对运动状态下的心率进行补偿,取得了不错的效果。Pang等^[10]提出一种基于经验模态分解的时域分析框架,该框架结合了方差特征系列(Variance Characterization Series, VCS)、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和Harr小波变换(Harr Wavelet Transform, HWT)等方法,在PhysioBank MIMIC II波形数据库进行测试,平均绝对误差取得了显著改进。韩庆阳等^[11]将总体平均经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)与排列熵相结合,同时消除了脉搏波信号中的高频噪声和基线漂移。耿读艳等^[12]结合归一化最小均方差(Normalized Least Mean Squares, NLMS)自适应滤波器和集合经验模态分解的优点对PPG信号进行降噪,以提高运动状态下心率测量的准确性。

根据以上研究,使用加速度信号作为参考来滤除运动伪影是可行的。同时,模态分解对于高频噪声以及基线漂移也有着很好的降噪效果。因此,本文提出一种基于归一化最小均方误差(Normalized Least Mean Square, NLMS)滤波算法结合变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)的运动状态下PPG信号降噪方法,利用霜冰优

化算法(Rime Optimization Algorithm, RIME)进行VMD分解参数的选取。通过NLMS自适应滤波器对运动伪影进行滤除,再将滤波后的信号经过VMD分解重构得到去除高频噪声和基线漂移后的信号,从而提取出准确的间期。

1 理论基础

1.1 NLMS滤波

NLMS算法是自适应滤波算法的一种,广泛应用于信号处理中的噪声消除、回声抑制和系统辨识等领域。NLMS滤波器通过迭代的方式,根据当前的输入信号、期望信号和滤波器的输出信号,动态调整滤波器的权重系数,以最小化输出信号与期望信号之间的误差,从而达到滤波目的。与传统的最小均方(Least Mean Square, LMS)算法相比,NLMS算法引入了步长的归一化处理,从而改善了算法的收敛速度和稳定性。算法具体原理如下:

假设输入信号为 $x(n)$,期望信号为 $d(n)$,滤波器的输出为 $y(n)$,则误差信号 $e(n)$ 定义为期望信号与输出信号之间的差。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1)$$

其中, $y(n)$ 是通过将输入信号 $x(n)$ 与滤波器权重 $w(n)$ 进行卷积得到的。

$$y(n) = w^T(n)x(n) \quad (2)$$

在NLMS算法中,滤波器权重的更新公式为:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{\epsilon + \|x(n)\|^2} e(n)x(n) \quad (3)$$

其中, $w(n+1)$ 是下一时刻的权重系数; μ 是步长参数,控制权重更新速度; ϵ 是一个很小的常数,可防止分母为零; $\|x(n)\|^2$ 是输入信号的能量,可实现步长的归一化。

1.2 霜冰优化算法

RIME算法由Su等^[13]于2023年2月提出,其受到雾凇生长机制的启发,通过模拟霜冰粒子的运动,提出一种用于算法搜索的霜冰搜索策略。算法主要包括应用软雾凇搜索策略和硬雾凇穿刺机制的两阶段。

(1)软雾凇搜索策略。公式如下:

$$R_{ij}^{new} = R_{best,j} + r_1 \cdot \cos\theta \cdot \beta \cdot (h \cdot (Ub_{ij} - Lb_{ij}) + Lb_{ij}), r_2 < E \quad (4)$$

其中:

$$\theta = \pi \cdot \frac{t}{10T} \quad (5)$$

$$\beta = 1 - \left[\frac{w \cdot t}{T} \right] / \omega \quad (6)$$

$$E = \sqrt{t/T} \quad (7)$$

上述公式中, R_{ij}^{new} 是更新粒子的新位置; i,j 表示第 i 个雾凇的第 j 个粒子; $R_{best,j}$ 是雾凇群体 R 中最佳雾凇的第 j 个粒子; r_1 是 $(-1,1)$ 范围内的随机数,控制粒子运动方向; $\cos\theta$ 将随着迭代次数而变化; β 是环境因子,通过模拟环境

温度变化调控算法收敛过程,用于保证算法的收敛性; h 是粘附度,其是 $(0,1)$ 范围内的随机数,用于控制两个雾凇粒子中心之间的距离; t 是当前迭代次数; T 是算法的最大迭代次数。

(2)通过对硬雾凇生长过程的模拟,提出硬雾凇穿刺机制。具体公式如下:

$$R_{ij}^{new} = R_{bestj}, r_3 < F^{norm}(S_i) \quad (8)$$

其中, $r_3 \in (-1, 1)$, $F^{norm}(S_i)$ 表示当前粒子适应度值的归一化值。

1.3 VMD分解

VMD是Konstantin等^[14]在2014年提出的一种信号处理技术,其能够将复杂信号分解为预定数量的一系列具有特定带宽的本征模态,使每个模态都围绕着一个中心频率振荡,且各个模态之间相互正交。VMD分解过程即是变分问题的求解过程,其算法主要包括变分问题构造和变分问题求解两部分^[15]。

VMD通过求解一个优化问题来实现信号的模态分解。具体来说,其旨在最小化重构误差和各个模态带宽的加权和,以此作为约束条件,从而提取出信号的本征模态函数。变分问题的构造公式如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\|_2^2 \right\} \quad (9)$$

约束条件为:

$$\sum_{k=1}^K u_k(t) = f(t) \quad (10)$$

该优化问题旨在求取使各模态分量中心频率之和最小时的模态函数 u_k 及其中心频率 w_k , 其中 $u_k(t)$ 为第 k 个本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF), K 为模态总数, $f(t)$ 为原始信号。

在进行变分问题求解时,通过引入拉格朗日乘子 λ 和二次惩罚因子 α , 将问题转化为无约束问题。转化后的优化问题可以表述为:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_k(t) \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (11)$$

之后,通过交替方向乘子(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)交替优化每个模态函数和对应的中心频率,并更新拉格朗日乘子和惩罚因子以确保收敛。

2 去噪算法构建

本文提出的运动状态下的去噪算法主要包括两部分:基于NLMS自适应滤波算法的运动噪声滤除,以及基于RIME-VMD算法对滤波后的信号进行分解重构。算法整体流程如图1所示。

2.1 NLMS滤波去除运动伪差

运动伪差主要由用户的物理运动引起,如走路、跑步

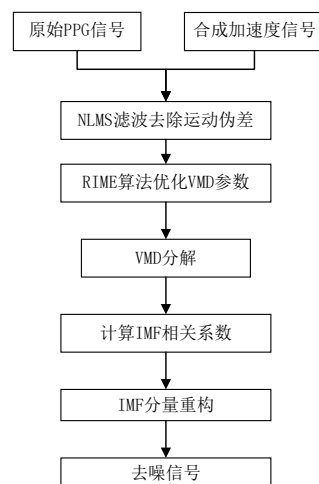


Fig. 1 Denoising algorithm process

图1 去噪算法流程

或手臂摆动等。运动会使皮肤、血管和传感器之间相对位置的变化,从而在PPG信号中引入运动伪差。加速度信号能够准确地捕捉到这些物理运动的特性,因此其与运动引起的PPG信号变化具有高度相关性。

使用自适应滤波时,最重要的是参考信号选择。自适应滤波器的目的是通过动态调整内部参数,使输出信号尽可能接近参考信号。使用加速度信号作为参考信号进行PPG信号运动伪差滤除的原理如下: $x(n)$ 是采集的原始PPG信号,其中混杂了运动噪声,将同步采集的三轴加速度信号合成为一维加速度信号,作为参考信号输入到滤波器中, NLMS滤波器会提取输入信号中与参考信号相关性强的部分,再用采样信号减去该部分,即能得到去除运动噪声后的信号。NLMS滤波器原理如图2所示。

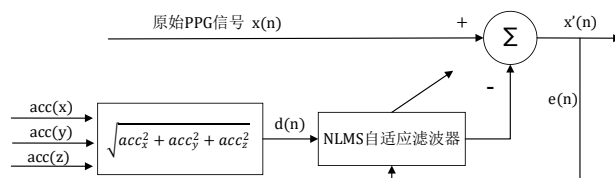


Fig. 2 Principle of NLMS filter

图2 NLMS滤波器原理

2.2 RIME-VMD算法

VMD有效解决了经验模态分解(EMD)可能出现的端点效应以及模态混叠问题^[16]。VMD分解需要建立在合适的模态数 K 值以及惩罚系数 α 的选取上^[17]。 K 值指定了解出的IMF数,如果 K 值过小,可能造成分解不充分,从而导致模态混叠;如果 K 值过大,又可能产生一些没用的虚假分量。惩罚系数 α 决定了IMF分量的带宽。 α 越小,各IMF分量的带宽则越大,过大的带宽会使得某些分量包含其他分量信号; α 值越大,各IMF分量的带宽则越小,过小的带宽会使被分解信号中的某些信号丢失^[18]。因此,需要确定最佳的参数组合 $[K, \alpha]$ 。

VMD参数选择优化的关键是适应度函数的设置,用来对分解效果制定量化指标来衡量参数选择的优劣。包络

熵在一定程度上反映了信号的稀疏特性。信号或模态函数中如果包含大量噪声或非特征性信息,其包络会表现出较高的不规则性和复杂度,导致较大的包络熵值。反之,如果一个模态函数包含噪声较少,并且主要由明显的特征信息构成,则具有较小的包络熵值。因此,本文使用RIME算法对VMD参数进行自动寻优,并且选取最小包络熵作为最佳的适应度函数^[19]。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据来源

本文采用的PPG信号源自麻省理工学院提供的心律失常数据库(MIT-BIH)中的运动状态下腕部脉搏波数据库,该数据集的PPG信号采样频率为256 Hz,每个记录的持续时间约为10 min。该数据集同步采集了PPG信号、ECG信号以及三轴加速度和陀螺仪信号^[20]。为确保数据质量,原始的ECG信号在采集过程中进行了一定处理,进一步排除了电源干扰,并应用50 Hz陷波滤波器进一步处

理信号,以保障数据的完整性以及后续作为参考RR间期计算的准确性。

本文选用S3号跑步状态下的数据进行实验,其原始PPG数据及三轴加速度数据时频图如图3所示。为衡量本文算法对于运动状态下PPG信号的降噪效果,实验选取相同时间段内的ECG信号及PPG信号分别计算出该时间段内的心跳间隔,也即RR间期和PP间期,并统计间期个数以及心率估计值。

3.2 信号处理

由图3可知,跑步状态下的PPG信号无法识别出准确的间期,通过分析频谱图,受运动伪差影响下的PPG信号和三轴加速度信号频域存在重合,无法得出准确的心率谱峰。加速度信号记录了运动相关信息,与运动引起的PPG信号变化具有高度相关性。因此,可以使用三轴加速度信号作为参考信号,通过自适应滤波来滤除运动伪差。经过NLMS滤波之后的PPG信号时频图如图4所示。运动伪差引起的谱峰在一定程度上得到抑制,凸显了真实心率所对应的谱峰。

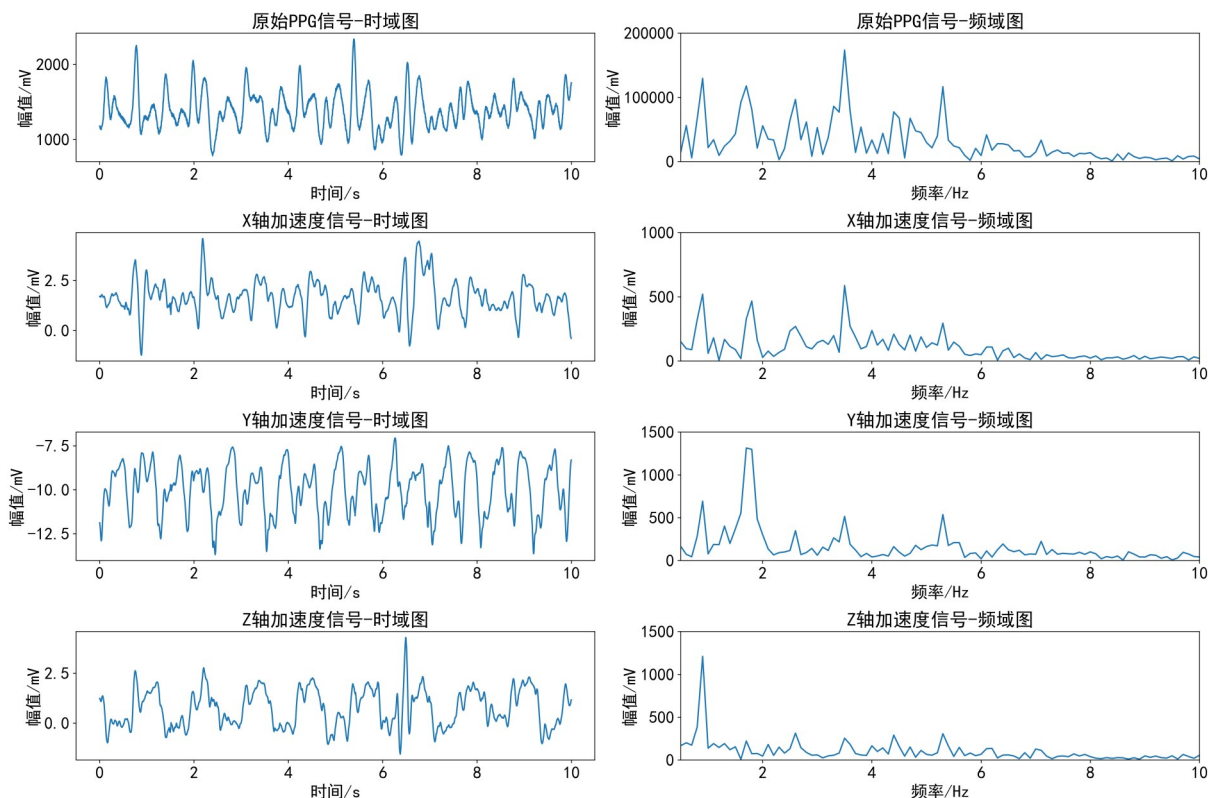


Fig. 3 Running PPG and 3-axis acceleration sensor signals

图3 跑步状态PPG与三轴加速度传感器信号

PPG信号经NLMS滤波后,采用RIME算法对VMD的关键参数进行全局寻优,确定最优参数 K 和 α 。在RIME算法中,设置种群规模为10,最大迭代次数为10, K 的迭代上下界为 $[3, 10]$, α 迭代范围为 $[100, 2500]$ 。RIME算法的适应度函数收敛曲线如图5所示。经过RIME算法寻优后得到最佳的 $K=8$, $\alpha=490$ 。将参数代入VMD进行信号分

解,结果如图6所示。

计算IMF分量与滤波后PPG信号的相关系数,结果如表1所示。相关系数越高,表明IMF分量与信号的相关性越强,因此可以选择相关系数大的分量进行重构。可以看出,IMF1对应的相关系数为0.827 2,远大于其他分量,是PPG信号的主要成分。剩余分量的相关系数基本都很小,

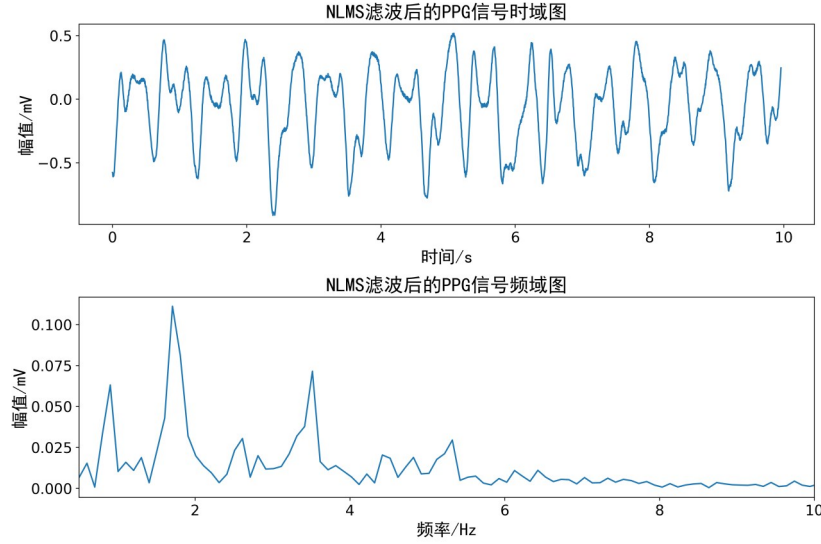


Fig. 4 NLMS filtered PPG signal and its spectrum

图4 NLMS滤波后的PPG信号及其频谱

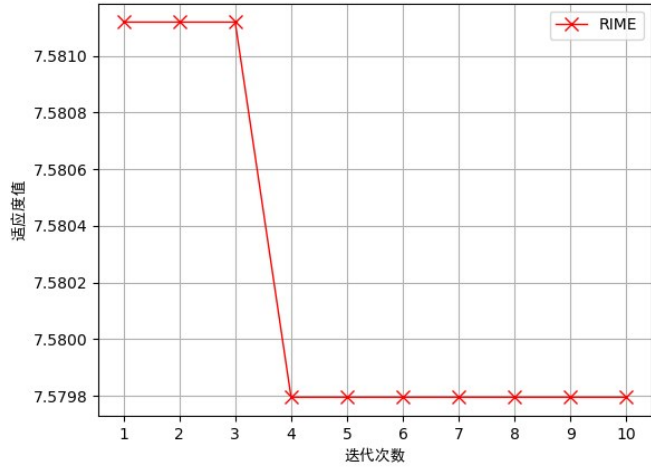


Fig. 5 Fitness function convergence curve of RIME algorithm

图5 RIME算法适应度函数收敛曲线

为噪声所主导的分量。

对分量进行重构得到的PPG信号如图7所示。由图7可以看到,对比同步采集的ECG信号,重构后的信号有着一致的间期数量,且信号更加光滑,主峰突出明显,有利于对间期的识别。

3.3 评价指标

实验采用间期长度、由间期转化成的心率以及降噪前后信噪比作为信号降噪效果的评价指标。

RR间期(RR Interval, RRI)表示心跳之间的间隔,心率计算公式为:

$$HR = \frac{60}{RRI} \quad (12)$$

对信号进行傅里叶变换,分析其频域特性。滤波后,信号的主要频率成分更为突出,而噪声成分被减弱。在干净PPG信号以及噪声信号未知的情况下,信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)可通过分别估计真实心率信号频段与噪声频段的功率谱密度,并计算二者的功率积分比值获得。

正常人体在运动状态下的心率一般在每分钟60~200次,对应的频率为1~3.33 Hz。将心率信号频段内的功率谱密度值相加,得到信号的总功率Pfund。将其他部分作为噪声频带,计算整个功率谱的总和,得到噪声的总功率total-Noise。SNR计算公式如下:

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{Pfund}{totalNoise} \right) \quad (13)$$

3.4 实验结果分析

为了验证本文提出的NLMS-RIME-VMD算法在运动状态下对PPG信号去噪的有效性,比较了使用合成加速度作为参考信号的NLMS自适应滤波算法、VMD算法以及NLMS-RIME-VMD 3种算法的去噪效果。处理后的PPG信号如图8所示。经过本文方法降噪后的信号,频谱图中的干扰谱峰得到有效抑制,标记了真实心率所对应的谱峰得到凸显。

比较不同方法下获得的PP间期,以及同步采集下ECG信号得出的RR间期,分别计算其平均间期、平均心率与信噪比。由表2可知,本文提出的NLMS-RIME-VMD算法具有更好的降噪效果,计算出的信噪比更高,且间期、心率更加接近。

为进一步验证本文算法的鲁棒性,实验进一步选取步行、低阻骑行、高阻骑行、跑步状态下的4组数据,采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和平均相对误差(Mean Relative Error, MRE)作为RR间期与PP间期一致性的评价指标。平均绝对误差定义为:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |RR_{ecg}(i) - RR_{ppg}(i)| \quad (14)$$

其中, $RR_{ecg}(i)$ 表示由ECG信号提取出RR间期, $R_{ppg}(i)$ 表示由PPG信号提取出的PP间期。

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{|RR_{ecg}(i) - RR_{ppg}(i)|}{RR_{ppg}(i)} \quad (15)$$

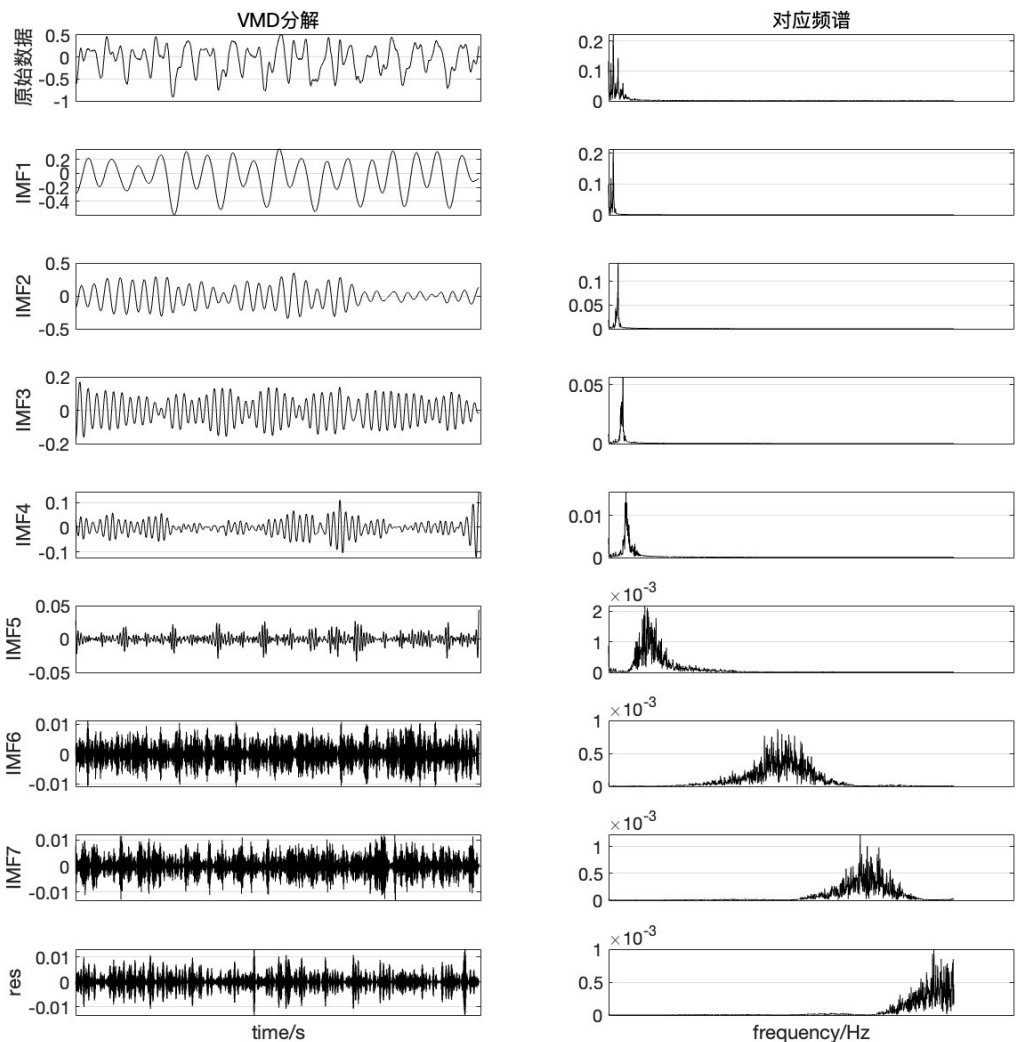


Fig. 6 VMD decomposition diagram

图 6 VMD 分解图

Table 1 Correlation coefficients of IMF components

表 1 IMF 分量相关系数

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
数值	0.827 2	0.570 0	0.336 2	0.203 1	0.069 3	0.020 3	0.017 4	0.014 0

经过本文算法去噪后,计算出每组数据的RR间期和

PP间期以及两者的平均绝对误差、平均相对误差如表3所示。由表中数据可知,本文算法在步行、低阻骑行这类动作幅度较小的运动上有着更好的降噪效果,在跑步以及高阻骑行上效果较差。4种运动状态下计算出的MAE均值为0.034 s,MRE均值为4.95%,表明该算法使用PPG信号计算出的间期具有较高准确性,在一定程度上可用来代替

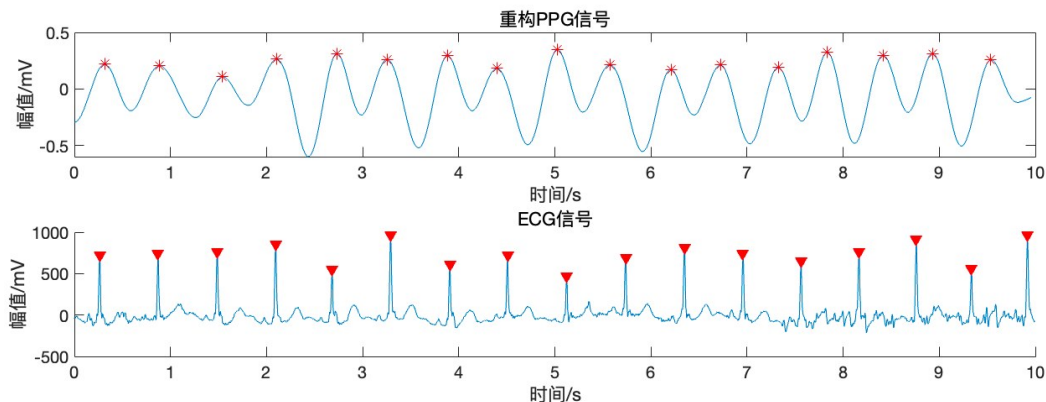


Fig. 7 Synchronous comparison of PPG and ECG

图 7 PPG 与 ECG 同步对比

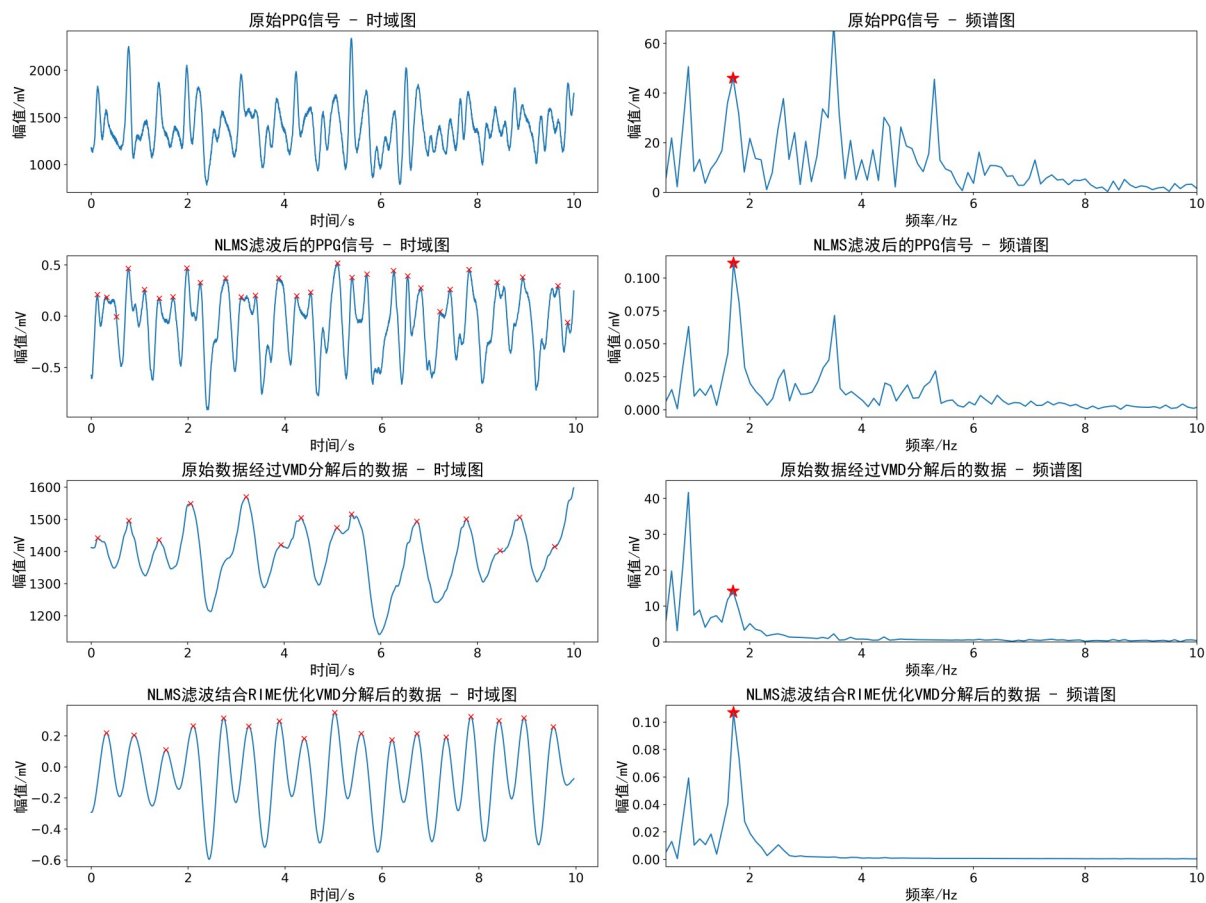


Fig. 8 Comparison of PPG signal denoising effects under running conditions
图8 跑步状态下PPG信号去噪效果比较

Table 2 Comparison of extraction interval results using different methods				
表2 不同方法提取间期结果比较				
	间期个数	平均间期/s	平均心率/ BPM	信噪比/dB
原始 PPG 信号	32	0.30	200	3.242
NLMS	27	0.36	167	9.474
VMD	13	0.73	82	15.686
NLMS-RIME-VMD	16	0.58	103	28.982
ECG 信号对比	16	0.60	100	

ECG 信号提取出的标准间期。

Table 3 Interval extraction results under different motion states				
表3 不同运动状态下的间期提取结果				
运动状态	RR 间期/t/s	PP 间期/s	平均绝对误 差/s	平均相对误 差/%
跑步	0.603±0.012	0.576±0.049	0.038	6.4
步行	0.690±0.023	0.701±0.042	0.022	3.2
低阻骑行	0.805±0.029	0.811±0.022	0.012	1.4
高阻骑行	0.768±0.045	0.756±0.131	0.064	8.8

4 结语

本文将 NLMS 自适应滤波与 VMD 分解相结合,利用 RIME 算法进行 VMD 参数优化,提出基于 NLMS-RIME-

VMD 的运动状态下 PPG 信号间期提取方法。该方法使用加速度信号作为参考信号,通过 NLMS 滤波去除运动伪影,再利用 VMD 分解滤波后的信号得到模态分量,并根据相关系数进行 PPG 相关信号重构。重构后的信号间期识别效果明显,有利于心率和心率变异性指标计算。未来还需要针对不同运动强度下的多种运动状态进行实验,进一步提升算法在动态干扰场景下的泛化性能,同时优化实时计算效率,以便应用到可穿戴设备中,实现工作、锻炼、学习等日常生活场景下的实时 HRV 监测。

参考文献:

[1] KOCH C, WILHELM M, SALZMANN S, et al. A meta-analysis of heart rate variability in major depression[J]. Psychological Medicine, 2019, 49 (12): 1948-1957.

[2] BEAUCHAINE T P, THAYER J F. Heart rate variability as a transdiagnostic biomarker of psychopathology[J]. International Journal of Psychophysiology, 2015, 98(2): 338-350.

[3] CHEN C, LI C, TSAI C W, et al. Evaluation of mental stress and heart rate variability derived from wrist-based photoplethysmography [C]//2019 IEEE Eurasia Conference on Biomedical Engineering, Healthcare and Sustainability, 2019: 65-68.

[4] COUCEIRO R ,CARVALHO P ,PAIVA P R, et al. Detection of motion artifact patterns in photoplethysmographic signals based on time and period domain analysis[J]. Physiological Measurement, 2014, 35 (12) : 2369-

- 2388.
- [5] PENG F L, ZHANG Z B, WANG W D, et al. Motion artifact removal from photoplethysmographic signals by combining temporally constrained independent component analysis and adaptive filter[EB/OL]. <https://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/1475-925X-13-50>.
 - [6] SHUTO N, DAISUKE A, WANG J Q. Motion artefact removals for wearable ECG using stationary wavelet transform[J]. Healthcare Technology Letters, 2017, 4(4): 138-141.
 - [7] ROJANO J F, ISAZA C V. Singular value decomposition of the time-frequency distribution of PPG signals for motion artifact reduction[J]. International Journal of Signal Processing Systems, 2016, 4(6): 475-482.
 - [8] KIM B S, YOO S K. Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(3): 566-568.
 - [9] YANG G, XUE T, GAO W. Real-time heart rate extraction method of anti-motion interference[J]. Computer Engineering and Applications, 2019(5): 244-250.
杨刚, 薛挺, 高伟. 一种抗运动干扰的实时心率提取方法[J]. 计算机工程与应用, 2019(5): 244-250.
 - [10] PANG B, LIU M, ZHANG X, et al. A novel approach framework based on statistics for reconstruction and heartrate estimation from PPG with heavy motion artifacts[J]. Science China (Information Sciences), 2018(2): 182-193.
 - [11] HAN Q Y, WANG X D, LI B Y, et al. Using EEMD to eliminate high frequency noise and baseline drift in pluse blood-oximetry measurement simultaneously[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(6): 1384-1388.
韩庆阳, 王晓东, 李丙玉, 等. EEMD在同时消除脉搏血氧检测中脉搏波信号高频噪声和基线漂移中的应用[J]. 电子与信息学报, 2015(6): 1384-1388.
 - [12] GENG D Y, ZHAO J, WANG C X, et al. Research on heart rate extraction algorithm in motion state based on normalized least mean square combining ensemble empirical mode decomposition[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020(1): 71-79.
耿读艳, 赵杰, 王晨旭, 等. 基于归一化最小均方差联合集合经验模态分解的运动状态下心率提取算法研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2020(1): 71-79.
 - [13] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. RIME: a physics-based optimization[J]. Neurocomputing, 2023, 532: 183-214.
 - [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
 - [15] TAO S. Research on speech enhancement algorithm based on variational mode decomposition[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021.
陶帅. 基于变分模态分解的语音增强算法的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
 - [16] WANG J. Speech signal denoising based on VMD decomposition and wavelet threshold[J]. Software Guide, 2017, 16(10): 12-14.
王晶. 基于VMD分解和小波阈值的语音信号去噪[J]. 软件导刊, 2017, 16(10): 12-14.
 - [17] LIU J C, QUAN H, YU X, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and sample entropy[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(3): 808-819.
刘建昌, 权贺, 于霞, 等. 基于参数优化VMD和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 808-819.
 - [18] QI T Y, WEI H R, FENG G R, et al. Denoising method of transient electromagnetic detection signal based on WOA-VMD algorithm[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021(11): 3885-3898.
戚庭野, 卫会汝, 冯国瑞, 等. 基于WOA-VMD的瞬变电磁探测信号降噪方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021(11): 3885-3898.
 - [19] FENG Z Z, XIONG X, WANG X D. Early fault diagnosis method of check valve based on mean dispersion negentropy infograph[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(13): 211-219.
冯泽仲, 熊新, 王晓东. 基于均值散布负熵信息图的单向阀早期故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(13): 211-219.
 - [20] JARCHI D, CASSON J A, ARSANJANI J J. Description of a database containing wrist PPG signals recorded during physical exercise with both accelerometer and gyroscope measures of motion[EB/OL]. <https://www.mdpi.com/2306-5729/2/1/1>.

(责任编辑:黄健)