第 49 卷 第 4 期/2022 年 2 月/中国激光 研究论文

中国激光

基于光纤传感的呼吸与心跳信号采集方法

李玉环[1]，陈勇[1*]，刘焕淋[2]，江涛[1]

[1]重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室，重庆 400065；

[2]重庆邮电大学通信与信息工程学院，重庆 400065

摘要 为了实现无束缚式的居家健康生理信息检测，提出了一种基于光纤布拉格光栅传感器的呼吸与心跳信号采集方法。针对信号在测量过程中存在的噪声干扰问题，提出了一种变分模态分解联合改进小波阈值函数的降噪算法，首先利用变分模态分解去除信号中的大部分高频噪声，其次利用改进的小波阈值函数去除信号中的残余噪声。利用带通滤波器将降噪后信号中的呼吸与心跳信号分离并计算其频率。实验结果表明，该方法获得的心率的最大误差率为 8.75%，呼吸的最大偏差为 1 beat/min。

关键词 传感器；光纤布拉格光栅；变分模态分解；阈值函数；信号降噪；呼吸率；心率

中图分类号 TP274；R318 **文献标志码** A **doi**：10.3788/CJL202249.0406004

1 引 言

传感与数据处理技术的发展使居家健康检测成为可能[1-2]，心率与呼吸率作为重要的生理指标，可用于检测某些心血管和呼吸暂停等疾病[3]。心率与呼吸率的采集方式主要分为侵入式和非侵入式两种，侵入式检测需要将电极片等与人体接触以获取信息，因此束缚性较强、舒适性欠佳，非侵入式检测则避免了该问题，已逐渐成为居家健康检测的研究重点。

实施非侵入式检测时，信号易受工频噪声干扰以及肢体活动造成的运动伪影和基线漂移的影响[4-5]，从而检测的准确性降低。降噪处理技术在各个领域都得到了广泛的应用[6-7]。为了减少生理信号中存在的噪声干扰，文献[8]利用经验模态分解联合独立分量分析（EMD-ICA）方法去除信号中存在的高频噪声，该方法取得了较好的降噪效果，但EMD分解得到的固有模态函数（IMF）分量存在模态混叠和端点效应等问题；文献[9]利用集合经验模态分解（EEMD）去除信号中的高频噪声，但没有相关指标判断噪声信号与有用信号的分界点；文献[10]提出自适应噪声的完全集合经验模态分解（CEEMDAN）算法，有效消除了高频噪声和基线漂移的干扰，但该算法计算复杂度高，难以应用于实际；文献[11]提出利用自回归模型和维纳滤波器来重建包含运动伪影的信号片段，但重建信号的幅值与真实信号幅值之间存在一定偏差；文献[12]利用平滑度先验滤波算法和小波滤波来消除高频噪声的干扰，该方法取得了较好的结果，但需严格限制受试者的肢体活动；文献[13]采用小波变换和均方根滤波方法去除信号中的噪声和运动伪影，但易受分解层数的影响。目前的信号降噪处理方法去除了部分高频噪声或运动伪影噪声等，但信号内的残余噪声未得到完全去除。

针对以上问题，本文提出了一种变分模态分解（VMD）联合改进小波阈值函数（IWT）的降噪方法。首先利用所设计的光纤布拉格光栅（FBG）传感器阵列采集人体呼吸与心跳信号，选取有效的信号后，通过 VMD 算法将信号分解为一系列的 IMF 分量，并计算各分量与原始信号的相关系数，将信号分为有用信号和高频噪声信号，直接剔除高频噪声信号。其次，针对有用信号中的残余噪声，利用改进的小波阈值函数进行二次去噪。最后，判断信号中是否存在运动伪影并将其剔除，再次提取呼吸与心跳信号。

收稿日期：2021-06-15；**修回日期**：2021-07-09；**录用日期**：2021-07-21

基金项目：国家自然科学基金（51977021）、重庆市研究生科研创新项目（CYS20263）

通信作者：*chenyong@cqupt.edu.cn

2 基本原理

图 1 给出了本文所设计的信号采集方法框图，主要包含信号采集与信号处理两部分。使用多个 FBG 传感器组成阵列并将其放置于铁床上进行信号采集，使用光纤光栅解调仪对采集到的信号进行解调，并将解调结果保存至个人计算机端（PC）。信号处理部分包括信号降噪与信号分离。对于采集的信号，首先使用本文提出的算法进行降噪处理。其次，判断信号中是否存在由肢体活动等产生的运动伪影并去除含有运动伪影的信号片段。然后，使用带通滤波器分离出心跳和呼吸信号。最后，对这两种信号进行傅里叶变换（FFT），获得最终结果。

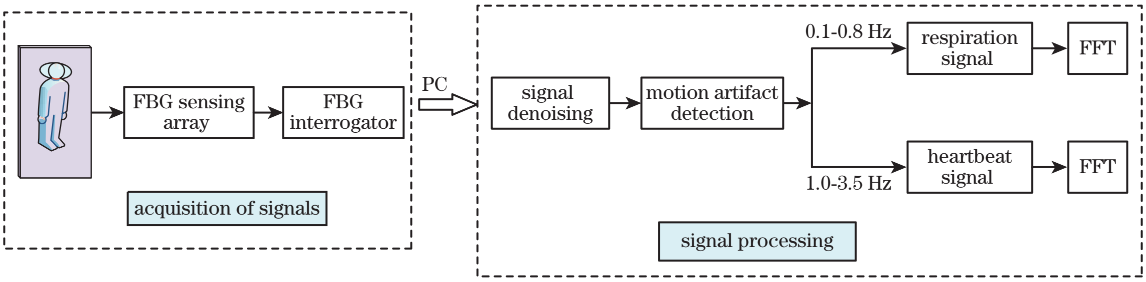

图 1 采集方法框图

Fig. 1 Block diagram of acquisition method

2.1 采集平台设计

FBG 传感器具有体积小、灵敏度高和易于复用等优点[14]，因此将其作为传感检测单元。其工作原理是将外界物理量转化为自身中心波长的变化，中心波长表达式为

$$\lambda_B = 2n_{eff}\Lambda, \tag{1}$$

式中：n_{eff}为光纤有效折射率；Λ 为光栅周期；λ_B 为中心波长。当外界应力 ε 作用于传感器上时，n_{eff} 与 Λ 会发生改变，从而导致 FBG 传感器中心波长发生漂移，将该漂移量记为 $\Delta\lambda$。因此，通过检测 $\Delta\lambda$ 的大小即可确定外界应力大小，公式为

$$\Delta\lambda/\lambda_B = (1-p_e)\varepsilon, \tag{2}$$

式中：p_e为光纤的弹光系数。

心脏跳动时会使人体产生微弱振动，呼吸时人体胸腔也会发生位移变化，当两者作用于 FBG 传感器时会使其产生形变，从而导致其中心波长发生漂移。通过检测 FBG 传感器中心波长漂移量 $\Delta\lambda$，便可以检测心跳与呼吸的变化情况。单个传感器检测的范围较小，因此不适用于在较大面积的床上进行生理信号的检测。为了解决这一问题，本文将三个传感器（其中心波长分别为 1547，1549，1550 nm）进行串联以扩大测量范围，同时，还设计了三个传感通道（CH1，CH2，CH3），每个通道之间的距离约为 10 cm。为了保护传感器，将连接好的传感器粘贴于聚碳酸酯板上，如图 2 所示，共使用了 9 个 FBG 传感器。信号采集板制作完成后，将其放置于床垫上方，受试者平躺于采集板上。与使用单个传感器的检测[15]不同，受试者平躺测量时不需要刻意将心脏靠近单一传感器固定的位置，只要平躺于采集板位置范围内即可完成信号采集，这增加了使用的便捷性。其中，位于人体背部下方的 FBG 传感器因呼吸与心跳活动，其中心波长发生漂移，利用与计算机相连的宽带宽光纤光栅解调仪（采样频率为 2 kHz，解调波长范围为 1525～1565 nm，分辨率为 1 pm）对其反射光谱进行解调，并将解调得到的数据保存至计算机。

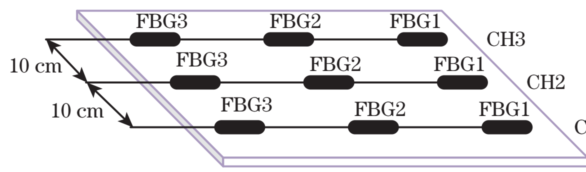

图 2 检测平台结构简图

Fig. 2 Simplified structure of testing platform

位于人体背部不同位置的传感器所采集到的信号振动幅度不同[16]，振幅越大表示信号的能量越大。为了从 9 个 FBG 传感器中选取有用的信号，本文参考文献[16]的方法，从这些信号中各选取一段稳定的信号片段并计算其能量大小，计算公式为

$$E = \sum_{n=0}^{L-1} |x(n)|^2, \tag{3}$$

式中：x 为所选信号片段第 n 个点所取的值；L 为采样点数；E 为该段信号的能量。根据计算得到的各个信号的能量值，选取该值最高的两个信号取均值并进行去趋势项处理，然后利用本文所提出的信号处理方法计算得到呼吸率与心率。

2.2 降噪算法设计

由于信号在采集过程中易受噪声的干扰，而现

有的降噪算法无法较好地去除信号中的噪声，因此本文提出了一种变分模态分解联合改进小波阈值函数(VMD-IWT)的信号降噪算法。

VMD 算法可将信号分解为一系列具有稀疏特性且从低频到高频排列的 IMF 分量，每个 IMF 分量具有相应的中心频率和带宽[17]。VMD 的实质是在满足各分量之和等于原始输入信号的约束条件下寻找 k_1 个模态，同时使得模态带宽和最小。

VMD 获得的 IMF 分量包含有用信号与噪声信号，因此需要将有用信号选取出来。相关系数可表征信号之间的相关性，IMF 分量与原信号的相关系数越大，则 IMF 分量包含的有用信息越多。若计算获得的相关系数 P 大于所设定的阈值，则保留该 IMF 分量并将其视为有用信号，否则视为无效信号，直接舍弃。VMD 算法可去除信号中的大部分高频噪声，但仍存在未完全去除的残余噪声。因此，本文对小波阈值函数进行了改进，使用改进后的算法对信号进行二次降噪。

小波阈值函数降噪的原理就是在选定的小波基函数下对含噪信号进行 N 层分解[18]，每层信号可分解为低频系数和高频系数两个部分。对于分解出的每一层，对其低频系数继续进行分解，对高频系数使用阈值函数进行降噪，后续各层继续执行该操作。当分解层数达到设定值后，进行信号重构。

阈值函数分为硬阈值与软阈值两种[19]，硬阈值函数在设定的阈值 λ 处不连续，信号重构时会产生伪吉布斯现象；而软阈值函数能较好地避免该问题，但使用软阈值函数会使重构信号存在恒定的幅值偏差。为了解决该问题，本文提出了一种改进的阈值函数，以减少估计系数与真实数之间的幅值偏差，即

$$\hat{\omega}_{j,k}=\begin{cases}\operatorname{sign}(\omega_{j,k})\left\{\omega_{j,k}^{2}-\left[\lambda/\exp\left(\dfrac{|\omega_{j,k}|}{\lambda}-1\right)\right]^{2}\right\}^{1/2}, & |\omega_{j,k}|\geqslant\lambda\\ 0, & |\omega_{j,k}|<\lambda\end{cases},\tag{4}$$

式中：$\hat{\omega}_{j,k}$、$\omega_{j,k}$ 分别为第 j 层第 k 个估计系数、真实系数；$\lambda=\sigma\sqrt{2\lg(N_1)}$ 为设定的阈值，其中 $\sigma=\mathrm{median}(|\omega_{j,k}|)/0.6745$ 为噪声的标准方差，N_1 为信号长度。

该阈值函数的连续性证明为

$$\begin{cases}\lim\limits_{\omega_{j,k}\to\lambda^{+}}\hat{\omega}_{j,k}=\lim\limits_{\omega_{j,k}\to\lambda^{+}}\operatorname{sign}(\lambda^{+})\left\{(\lambda^{+})^{2}-\left[\lambda/\exp\left(\dfrac{|\lambda^{+}|}{\lambda}-1\right)\right]^{2}\right\}^{1/2}=0\\ \lim\limits_{\omega_{j,k}\to\lambda^{-}}\hat{\omega}_{j,k}=\lim\limits_{\omega_{j,k}\to\lambda^{-}}\operatorname{sign}(\lambda^{-})\left\{(\lambda^{-})^{2}-\left[\lambda/\exp\left(\dfrac{|\lambda^{-}|}{\lambda}-1\right)\right]^{2}\right\}^{1/2}=0\end{cases},\tag{5}$$

式中：λ^{+} 表示大于且无限趋近于 λ；λ^{-} 表示小于且无限趋近于 λ。可以看出，本文改进的阈值函数克服了硬阈值函数在 λ 处不连续的缺点。

该阈值函数的偏差性证明为

$$\lim_{\omega_{j,k}\to\pm\infty}\hat{\omega}_{j,k}=\lim_{\omega_{j,k}\to\pm\infty}\left[\omega_{j,k}^{2}-(\lambda/\infty)^{2}\right]^{1/2}=\omega_{j,k}。\tag{6}$$

由(6)式可知，本文改进的阈值函数在一定程度上克服了软阈值函数存在恒定偏差的缺点。

本文将改进的阈值函数与软阈值函数、硬阈值函数、文献[20]和文献[21]所提方法进行对比，仿真结果如图 3 所示(选取第一象限)。可以看出，随着 $\omega_{j,k}$ 的逐渐增大，使用本文提出的阈值函数处理后，得到的估计系数 $\hat{\omega}_{j,k}$ 能更快速地逼近真实 $\omega_{j,k}$，且在一定程度上克服了软阈值函数存在恒定偏差的缺点。与所选取的其他阈值函数相比，本文提出的阈值函数幅值偏差更小且模型逼近真实幅值的速度更快，其具有一定的优越性。

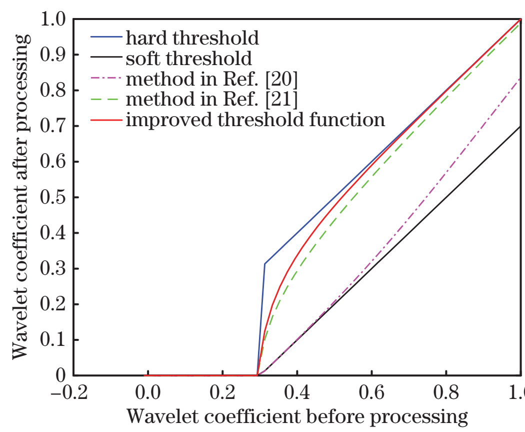

图 3 改进阈值函数的性能

Fig. 3 Performance of improved threshold function

基于上述研究，设计的 VMD-IWT 算法流程如图 4 所示。首先利用 VMD 将采集到的生理信号分

解为一系列 IMF 分量($I_1, I_2, \cdots, I_{k'}$)，计算各分量与原信号的相关系数并选出有用的 IMF 分量，其次利用改进的小波阈值函数对有用信号进行二次降噪处理，最后得到降噪后的信号。

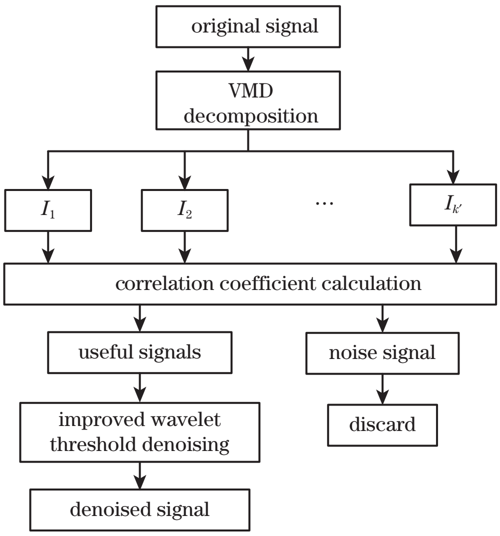

图 4　VMD-IWT 的降噪原理

Fig. 4　Denoising principle of VMD-IWT

2.3　呼吸与心跳信号提取

采集过程中受试者可能会出现肢体运动，这会使信号发生畸变即运动伪影，如图 5 所示。由于运动伪影的信号幅值远大于呼吸或心脏跳动的信号幅值，因此，首先将降噪后的信号分割成长度为 1 s 的片段，依次判断信号幅值是否大于设定的阈值，若检测到信号中存在运动伪影则舍弃该片段，否则继续检测后续片段是否存在运动伪影，待检测完成后再执行后续的处理步骤。

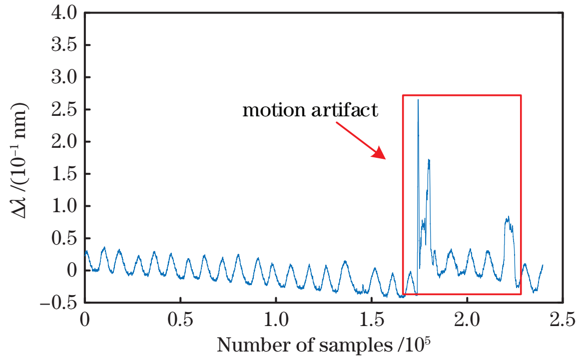

图 5　信号中的运动伪影

Fig. 5　Motion artifact in signal

由于心跳与呼吸信号的频率范围不同，因此可以利用带通滤波器将信号进行分离。其中，呼吸信号的滤波范围为 0.1～0.8 Hz，心跳信号的滤波范围为 1.0～3.5 Hz。因此本文通过 FFT 将信号由时域转换到频域进行计算。心跳与呼吸率分别为

$$\begin{cases} R_{\mathrm{HR}} = 60 \times \max[\mathrm{FFT}(H)] \\ R_{\mathrm{BR}} = 60 \times \max[\mathrm{FFT}(B)] \end{cases}, \tag{7}$$

式中：R_{HR} 为心率；R_{BR} 为呼吸率；H 为心跳信号；B 为呼吸信号。

3　仿真分析

3.1　仿真环境设置

为了验证本文提出的降噪算法的有效性，参照文献[22]构建了心跳与呼吸的合成信号，如图 6(a)所示，其中 A 代表信号幅值。呼吸频率设置为 0.3 Hz，

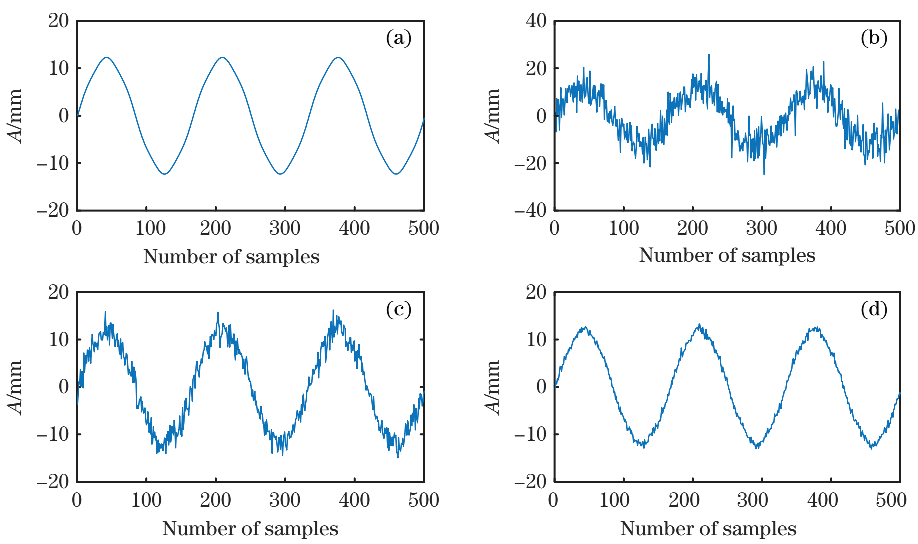

图 6　仿真信号。(a)纯净信号；(b)添加了 5 dB 高斯白噪声后的信号；(c)添加了 15 dB 高斯白噪声后的信号；(d)添加了 25 dB 高斯白噪声后的信号

Fig. 6　Simulated signals. (a) Pure signal; (b) signal after adding 5 dB Gaussian white noise; (c) signal after adding 15 dB Gaussian white noise; (d) signal after adding 25 dB Gaussian white noise

振幅为 12 mm，心跳频率设置为 1.5 Hz，振幅为 0.3 mm。实际呼吸与心跳不一定为振幅均匀的正弦信号，为了更好地模拟实际信号，本文在仿真信号中添加了 5 dB～25 dB 的高斯白噪声。加入噪声后的信号表达式为

$$y(t)=12\times\sin(2\pi\times 0.3t)+0.3\times\sin(2\pi\times 1.5t)+n(t)\,,\tag{8}$$

式中：$n(t)$为噪声信号；t 为时间。

3.2 评价指标与对比方法

本文选取的信噪比（SNR）、均方根差（RMSE）和均方根差百分比（PRD）是评价信号质量的重要指标。SNR 为信号与噪声功率之比，SNR 值越大表示降噪效果越好，其计算公式为

$$R_{\mathrm{SNR}}=10\lg\frac{\sum_{i'=1}^{L}s^{2}(i')}{\sum_{i'=1}^{L}[s(i')-\hat{s}(i')]^{2}},\tag{9}$$

式中：$s(i')$为原信号；$\hat{s}(i')$为降噪后的信号；i'为采样点编号。

RMSE 主要用来衡量期望输出值与实际值之间的偏差，RMSE 值越小表示降噪效果越好，其计算公式为

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{L}\sum_{i'=1}^{L}[s(i')-\hat{s}(i')]^{2}}\,。\tag{10}$$

PRD 通过计算原信号与降噪后信号之间的误差来表征降噪性能，PRD 越小代表降噪效果越好，其计算公式为

$$P_{\mathrm{PRD}}=\sqrt{\frac{\sum_{i'=1}^{L}[s(i')-\hat{s}(i')]^{2}}{\sum_{i'=1}^{L}s^{2}(i')}}\times 100\,。\tag{11}$$

本文选取 EMD-ICA[8]、EEMD[9]、CEEMDAN[10] 三种降噪算法进行对比。由于直接观察降噪后的信号图形无法准确判断降噪效果的优劣，因此需要利用相关指标对算法的降噪效果进行评价。其中，本文所提算法中的 VMD 的层数是根据 EMD 算法自适应分解得到的，为了获得分解后有用的 IMF 分量，在添加 25 dB 高斯白噪声的仿真实验环境下，VMD 的层数设置为 7，并计算各 IMF 分量与原信号的相关系数，结果如表 1 所示。当选取相关系数大于 0.1 的 IMF 分量时，即 I_1 和 I_2 作为有用信号，再进行二次降噪，计算得到 SNR、RMSE、PRD 分别为 30.2870、0.2597、3.0595；当加入相关系数小于 0.1 的 I_3 分量时，降噪后信号的 SNR、RMSE、PRD 分别为 29.3606、0.2889、3.4038。由计算结果可知，当加入 I_3 分量时，信号质量下降，即 I_3 为无效分量，可视为噪声信号。根据仿真实验结果，相关系数的阈值设定为 0.1。

表 1 仿真信号相关系数的计算结果

Table 1 Calculation results of correlation coefficients of simulated signal

IMF component	Correlation coefficient
I_1	0.7905
I_2	0.6771
I_3	0.0250
I_4	0.0228
I_5	0.0246
I_6	0.0234
I_7	0.0227

3.3 仿真结果与分析

表 2～4 分别为 4 种算法在不同信噪比下各评价指标的计算结果。可以看出，当加入不同信噪比的噪声时，本文所提算法的各评价指标结果均优于其他三种算法，即使在加入 5 dB 噪声的情况下，利用本文算法降噪后的 SNR 值达到 15.8232 dB。当加入噪声为 25 dB 时，降噪后的 SNR 为 30.287，RMSE 为 0.2597，PRD 为 3.0595，相较于其他三种算法，本文所提算法的降噪性能最好。

表 2 SNR 的计算结果

Table 2 Calculation results of SNR

Input noise /dB	EEMD	CEEMDAN	EMD-ICA	Ours
5	9.8856	13.3112	10.0905	**15.8232**
10	15.1102	19.8262	15.383	**20.1452**
15	20.2611	25.7508	17.069	**27.9937**
20	23.9229	28.4108	18.2128	**29.4352**
25	28.8165	29.3288	18.6396	**30.2870**

表 3 RMSE 的计算结果

Table 3 Calculation results of RMSE

Input noise /dB	EEMD	CEEMDAN	EMD-ICA	Ours
5	2.7197	1.8333	2.6563	**1.3729**
10	1.4904	0.8659	1.4443	**0.8347**
15	0.8237	0.4378	1.1895	**0.3382**
20	0.5403	0.3223	1.0427	**0.2864**
25	0.3076	0.2900	0.9927	**0.2597**

表 4 PRD 的计算结果

Table 4 Calculation results of PRD

Input noise /dB	EEMD	CEEMDAN	EMD-ICA	Ours
5	32.0419	21.5993	31.2949	**16.1748**
10	17.5586	10.2021	17.0157	**9.8342**
15	9.7038	5.1578	14.01337	**3.9839**
20	6.3658	3.7972	12.2846	**3.3747**
25	3.6239	3.4163	11.6956	**3.0595**

为了便于观察，将上述计算指标的结果转换成直方图的形式，如图 7 所示。可直观看出，EMD-ICA 算法的降噪效果最差，其各指标均低于其他三种算法，而本文所提算法的指标值最好。

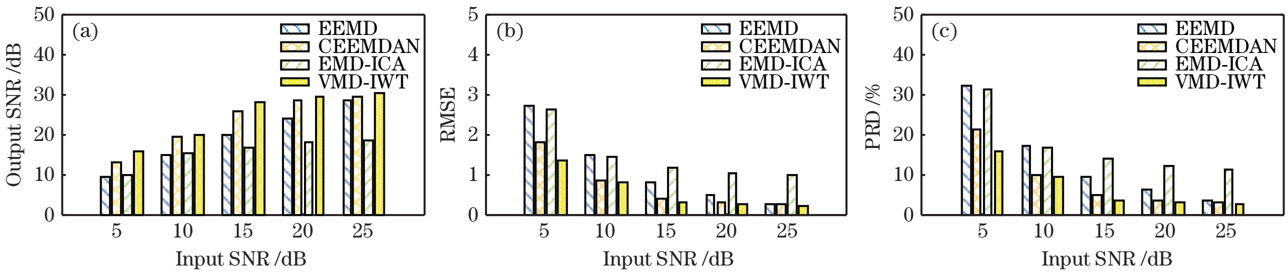

图 7 各评价指标对比图。(a) SNR 指标；(b) RMSE 指标；(c) PRD 指标

Fig. 7 Comparison chart of each evaluation metric. (a) SNR metric; (b) RMSE metric; (c) PRD metric

4 实验验证

4.1 实验设计

本实验在恒温的室内环境下进行呼吸与心跳信号的采集并结合本文的降噪算法进行处理，降噪后的信号用于呼吸率与心率的计算。实验采集系统如图 8 所示，将布置好的 FBG 传感器阵列放置于床上，受试者平躺于信号采集板上方，采集到的信号经解调仪解调后被保存至电脑端；同时，为了验证检测方法的准确性，将检测心电图(ECG)信号的电极片粘贴于受试者胸部以同时记录心电信号，并将其作为参考值。共招募了 6 名健康的受试者，年龄在 23～27 岁范围内，体重在 52～80 kg 范围内，每位受试人员采集的时间约为 5 min。

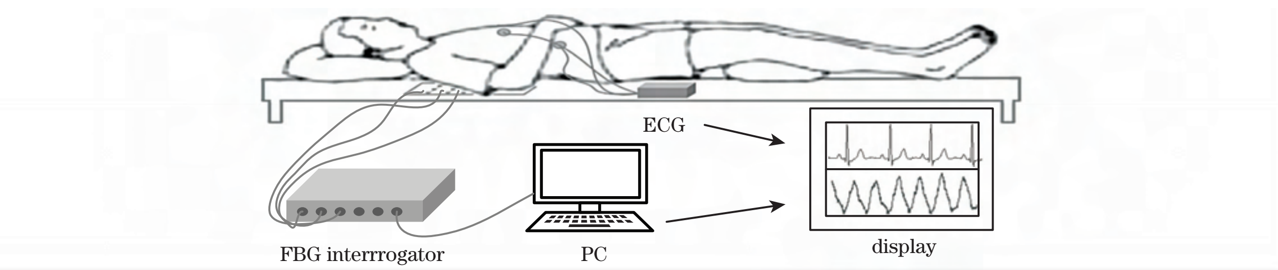

图 8 呼吸与心跳信号采集实验

Fig. 8 Respiration and heartbeat signal acquisition experiment

4.2 信号降噪处理

图 9 为 1 号受试者的 1 min 信号片段。可以看出，采集到的信号中存在毛刺及高频噪声等干扰，同时，由于呼吸信号的幅值远大于心跳信号，心跳信号被淹没在呼吸信号中。因此，需要对信号进行降噪处理。

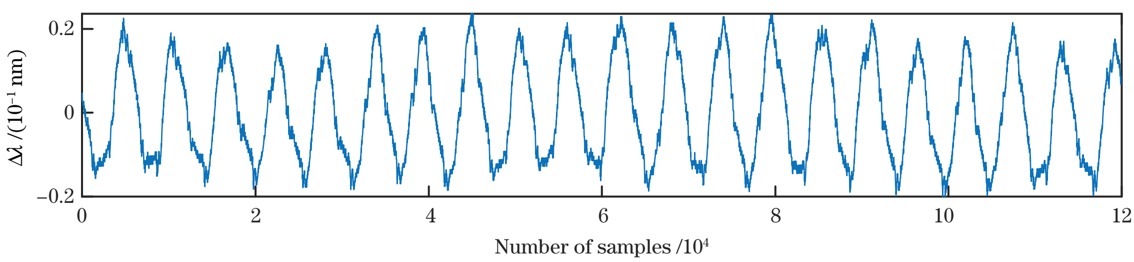

图 9 呼吸与心跳的混合信号

Fig. 9 Respiration and heartbeat mixed signal

首先利用 VMD 算法将信号分解成 11 个 IMF 分量，如图 10 所示。计算各分量与原信号的相关系数，结果如表 5 所示，相关系数越大则包含的有用信号越多。设定的相关系数阈值为 0.1，相关系数值大于 0.1，则将该 IMF 分量视为有用信号，小于 0.1 则为高频噪声信号。可以发现，I_1 和 I_2 分量的相关系数较大，分别为 0.9853 和 0.2143，因此将这两个 IMF 分量视为有用信号，其余 IMF 分量视为高频噪声分量进行剔除。最后，利用改进的小波阈值函数对有用信号进行二次降噪，得到最终降噪后的信号。

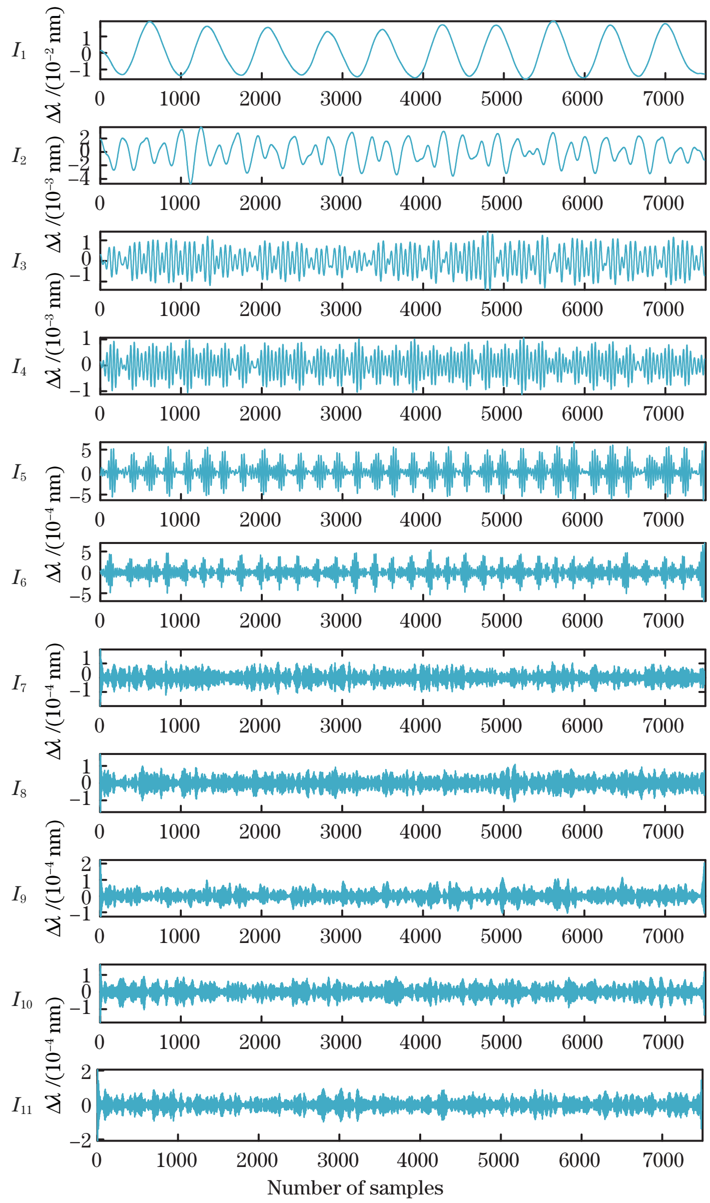

图 10 VMD 分量图

Fig. 10 Component diagrams of VMD

表 5 采集信号相关系数的计算结果

Table 5 Calculation results of correlation coefficients of acquisition signal

IMF component	Correlation coefficient
I_1	0.9853
I_2	0.2143
I_3	0.0702
I_4	0.0564
I_5	0.0337
I_6	0.0247
I_7	0.0079
I_8	0.0056
I_9	0.0053
I_{10}	0.0049
I_{11}	0.0046

图 11 分别为经 EEMD、CEEMDAN、EMD-ICA 和本文所提算法降噪后的效果图，图 12(a)～(d)分别为图 11(a)～(d)方框中的信号细节放大图。从图 12(a)中可以看出，EEMD 算法的降噪效果较差，这是由于该算法没有准确地判断噪声与有效信号的分离点，因此只去除了信号前几层的高频噪声，信号剩余层中存在残留的噪声。图 12(b)为 CEEMDAN 算法降噪后的信号波形图，可以看出，该方法可以去除信号中的大部分噪声且对毛刺的去除效果较好，但信号中仍存在残余噪声，导致信号不平滑。图 12(c)为 EMD-ICA 算法降噪后的信号波形图，由于 EMD 在信号分解时存在模态混叠和端点效应等问题，因此降噪后的信号幅值失真，其降噪

效果受到影响。图 12(d)为本文所提算法降噪后的效果，可以看出，本文所提算法能使降噪后的波形更为平滑且很好地去除了信号中的毛刺和高频噪声，这是由于 VMD 避免了 EMD 在分解过程中的模态混叠和端点效应等问题，且本文改进的小波阈值函数能较好地去除信号中的残余噪声。

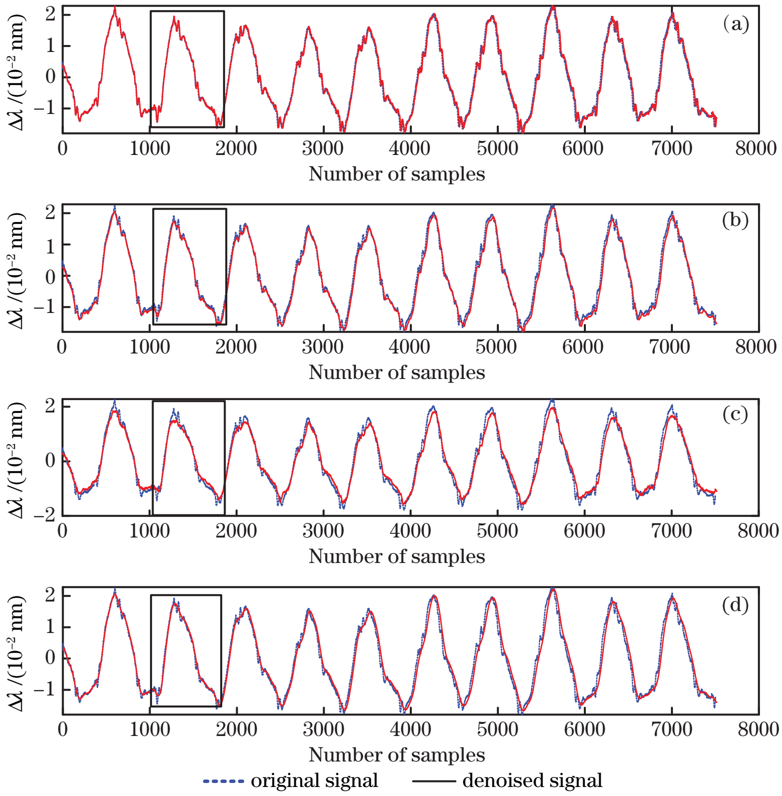

图 11　各算法降噪后的效果图。(a) EEMD 算法；(b) CEEMDAN 算法；(c) EMD-ICA 算法；(d)本文算法

Fig. 11　Effect plots of each algorithm after denoising. (a) EEMD algorithm; (b) CEEMDAN algorithm; (c) EMD-ICA algorithm; (d) proposed method

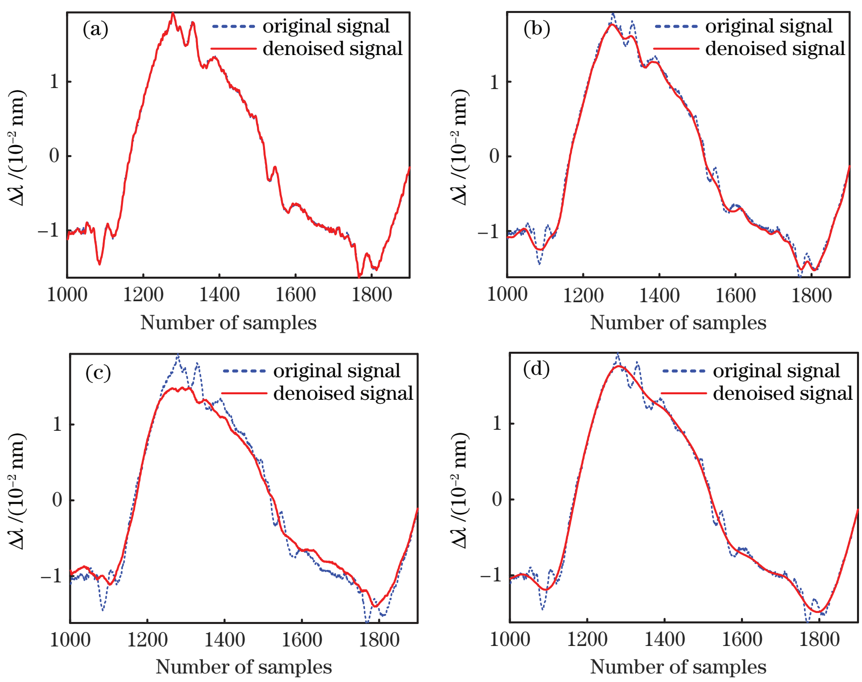

图 12　信号细节图。(a) EEMD 算法；(b) CEEMDAN 算法；(c) EMD-ICA 算法；(d) 本文算法

Fig. 12　Detailed plots of signals. (a) EEMD algorithm; (b) CEEMDAN algorithm; (c) EMD-ICA algorithm; (d) proposed method

4.3 信号的提取实验

为了将呼吸与心跳信号从采集到的混合信号中提取出来，本文利用带通滤波器将降噪后的信号进行分离，如图 13 所示。图 13(a)为原始采集的信号，图 13(b)为降噪后的信号，图 13(c)为分离得到的呼吸信号。可以看出，人体的呼吸呈规律性的变化，且每次呼吸都有明显的波峰。图 13(e)为心跳信号，由于心脏的收缩与舒张具有复杂的力学特性，采集到的由心跳活动引起的人体微弱振动信号与 ECG 测得的波形图有所不同，但也呈现出规律的变化。将两信号分离后，利用快速傅里叶变换获得心率与呼吸率。图 13(d)所示为通过频域变换得到的呼吸信号频谱图，其频率为 0.39 Hz，即该受试者每分钟呼吸 23 次。图 13(f)为心跳信号频谱图，其心跳频率为 1.133 Hz，即每分钟心跳次数为 68，表明该方法能有效检测到呼吸与心跳信息。

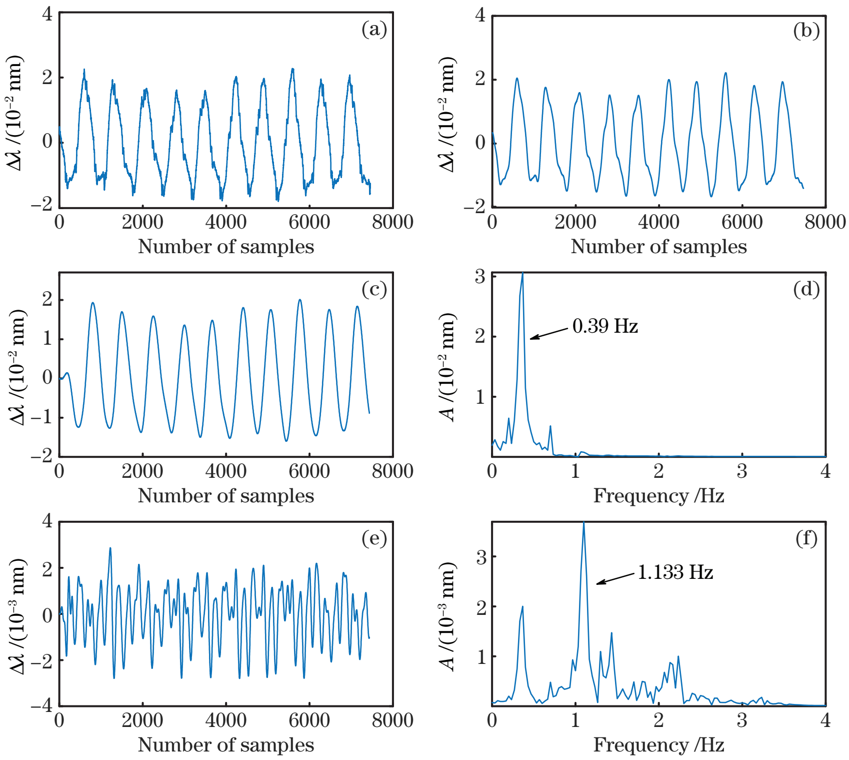

图 13　信号分离及频率计算。(a)原始信号；(b)降噪后的信号；(c)呼吸信号；(d)呼吸频谱图；(e)心跳信号；(f)心跳频谱图

Fig. 13　Signal separation and frequency calculation. (a) Original signal; (b) denoised signal; (c) respiratory signal; (d) respiratory spectrogram; (e) heartbeat signal; (f) heartbeat spectrogram

表 6 为 6 位受试者的呼吸率与心率的计算结果及其参考值，根据医疗器械心电监护仪检测标准[23]，测量结果与参考值之间的误差率为

$$\delta_i = \frac{F_i - F_0}{F_0}, \tag{12}$$

式中：F_i 为计算值；F_0 为参考值；i 为第 i 个受试者。

结果表明，本文方法获得的呼吸率与参考值基本一致，其中呼吸次数最大偏差为 1 beat/min，心跳次数与参考值的最大误差率为 8.75%。根据心率测量准确度要求[23]，误差不超过输入心率的±10%或 5 beat/min，本文方法的误差率满足要求。表明所设计方法可较准确地检测呼吸率与心率，具有一定的实用性。

表 6　呼吸与心率的计算结果

Table 6　Calculation results of respiration and heart rate

Subject	R_{HR}			R_{BR}		
	Calculation value /(beat•min^{-1})	Reference value /(beat•min^{-1})	Error /%	Calculation value /(beat•min^{-1})	Reference value /(beat•min^{-1})	Error /(beat•min^{-1})
1	68	70	2.86	23	22	1
2	70	71	1.41	13	12	1
3	62	65	4.62	20	20	0
4	88	82	7.32	18	18	0
5	73	80	8.75	14	14	0
6	62	63	1.59	16	16	0

5 结 论

提出了一种基于 FBG 传感器的呼吸与心跳信号采集方法。针对信号中存在的噪声干扰问题,提出了一种 VMD-IWT 联合降噪算法。仿真实验结果表明,所提算法的 SNR、RMSE 等指标较好,降噪后的信号更平滑。提取降噪后的呼吸与心跳信号,计算结果表明,与参考值相比,采集的心率最大误差率为 8.75%,呼吸与参考值的最大偏差为 1 beat/min,证明所提方法具有较好的准确性,为居家健康检测提供了一种更为便捷经济的方式。未来工作将继续研究受试者在说话或打鼾情况下的心率与呼吸率的准确测量。

参 考 文 献

[1] Xie Q S, Wang M, Zhao Y, et al. A personalized beat-to-beat heart rate detection system from ballistocardiogram for smart home applications[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2019, 13(6): 1593-1602.

[2] Lu C Y, Wu S, Jiang C X, et al. Weak harmonic signal detection method in chaotic interference based on extended Kalman filter [J]. Digital Communications and Networks, 2019, 5(1): 51-55.

[3] Lokavee S, Tantrakul V, Pengjiam J, et al. A sleep monitoring system using force sensor and an accelerometer sensor for screening sleep apnea[C]// 2021 13th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST), January 21-24, 2021, Bangsaen, Chonburi, Thailand. New York: IEEE Press, 2021: 208-213.

[4] Bicen A, Whittingslow D C, Inan O T. Template-based statistical modeling and synthesis for noise analysis of ballistocardiogram signals: a cycle-averaged approach[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 23(4): 1516-1525.

[5] Zhang H B, Huang Q, Li F W, et al. A network security situation prediction model based on wavelet neural network with optimized parameters[J]. Digital Communications and Networks, 2016, 2(3): 139-144.

[6] Yang J H, Zhang L J, Chen G W, et al. Error analysis and noise reduction of MEMS gyro based on SVD/wavelet[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2020, 32(2): 322-328.
杨菊花, 张琳婧, 陈光武, 等. 基于 SVD/小波的 MEMS 陀螺误差分析及降噪处理[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2020, 32(2): 322-328.

[7] Lü J R, Luo X G, Qi S F, et al. Improved non-local means image denoising algorithm using visual features based on fuzzy metric [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018, 30(3): 408-415.
吕俊瑞, 罗学刚, 岐世峰, 等. 基于模糊度量视觉特征的非局部均值去噪[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2018, 30(3): 408-415.

[8] Jiang X, Geng D Y, Zhang Y Y, et al. BCG signal de-noising method research based on EMD-ICA[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2019, 38(2): 138-145.
姜星, 耿读艳, 张园园, 等. 基于 EMD-ICA 的心冲击信号降噪研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2019, 38(2): 138-145.

[9] Chang K M. Ensemble empirical mode decomposition for high frequency ECG noise reduction [J]. Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering, 2010, 55(4): 193-201.

[10] Geng D Y, Wang C X, Zhao J, et al. Research on BCG signal de-noising method based on CEEMDAN and PE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 155-161.
耿读艳, 王晨旭, 赵杰, 等. 基于 CEEMDAN-PE 的心冲击信号降噪方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 155-161.

[11] Alivar A, Carlson C, Suliman A, et al. Motion artifact detection and reduction in bed-based ballistocardiogram [J]. IEEE Access, 2019, 7: 13693-13703.

[12] Kong L Q, Wu Y H, Pang Z G, et al. Measurement of heart rate based on ballistocardiography [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(2): 0207042.
孔令琴, 吴育恒, 庞宗光, 等. 基于心冲击描记术的心率检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(2): 0207042.

[13] Wen X, Huang Y Q, Wu X M, et al. A feasible feature extraction method for atrial fibrillation detection from BCG[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24(4): 1093-1103.

[14] Chen Y, Chen Y W, Liu Z Q, et al. A gear fault detection method based on a fiber Bragg grating sensor[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(3): 0304007.
陈勇, 陈亚武, 刘志强, 等. 基于光纤布拉格光栅传感的齿轮故障检测方法[J]. 中国激光, 2020, 47(3): 0304007.

[15] Fang Z, Bai Z R, Chen X X, et al. Unconstrained accurate beat-to-beat heart rate extraction based on piezoelectric ceramics sensor [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2021, 43

(5): 1472-1479.
方震，白忠瑞，陈贤祥，等．基于压电陶瓷传感器的非接触式精准逐拍心率提取方法研究[J]．电子与信息学报，2021，43(5)：1472-1479.

[16] Zhao L, Peng M, Yang X Y, et al. Detection method of sleep information based on piezoceramic [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(7): 245-252.
赵林，彭敏，杨翔宇，等．基于压电陶瓷的睡眠信息检测方法[J]．仪器仪表学报，2018，39(7)：245-252.

[17] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[18] Yang Y, Fang Z, Fang H B, et al. An algorithm for random error calibration of MEMS gyroscope based on wavelet denoising [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2020, 32(1): 99-104.
杨勇，方针，方海斌，等．基于小波去噪的 MEMS 陀螺仪随机误差校准算法[J]．重庆邮电大学学报(自然科学版)，2020，32(1)：99-104.

[19] Li X, Wang L X, Duan Z Q. Application of improved adaptive wavelet noise reduction in laser gyroscope signal processing [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(21): 210401.
李想，汪立新，段志强．改进自适应小波降噪在激光陀螺仪信号处理中的应用[J]．激光与光电子学进展，2020，57(21)：210401.

[20] Chen Y, Cheng Y N, Liu H L. Application of improved wavelet adaptive threshold de-noising algorithm in FBG demodulation[J]. Optik, 2017, 132: 243-248.

[21] Yin L, Chen F M, 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.
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.

[22] Leal A G, Jr, Díaz C R, Leitão C, et al. Polymer optical fiber-based sensor for simultaneous measurement of breath and heart rate under dynamic movements[J]. Optics & Laser Technology, 2019, 109: 429-436.

[23] Guo J, Chen Y H, Wang L R, et al. Non-contact respiratory rate and heart rate signal acquisition system[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(6): 1354-1361.
郭健，陈雨行，王丽荣，等．非接触式呼吸与心率信号采集系统[J]．光学 精密工程，2019，27(6)：1354-1361.

Respiration and Heartbeat Signal Acquisition Method Based on Fiber Optic Sensing

Li Yuhuan[1], Chen Yong[1*], Liu Huanlin[2], Jiang Tao[1]

[1] *Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Network Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing* 400065, *China*;

[2] *Shool of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing* 400065, *China*

Abstract

Objective As important physiological indicators of human body, respiration and heart rate can reflect the presence of certain diseases including heart diseases. Photoelectric sensors are more resistant to electromagnetic interference and have a longer service life, which now have a wide range of applications and are used by many researchers to detect physiological parameters. The corresponding measurement methods are mainly divided into two types: non-invasive and invasive. An invasive measurement requires the devices such as electrode pads to contact with body, which can be extremely constricting for the subject and not be easily used in daily life. In contrast, the non-invasive measurement avoids this problem. It is a convenient and comfortable way to measure at home. Since electronic sensors are susceptible to electromagnetic interference, they are not suitable for long-term measurements. Therefore, we need to select a proper sensor to detect physiological information. When a non-invasive physiological information measurement is implemented, the signal is easily disturbed by high-frequency noises and motion artifacts, which reduces the detection accuracy. In order to improve the detection accuracy, one needs to process the acquired signals for de-noising.

Methods We design a signal acquisition platform based on fiber Bragg grating(FBG) sensors, which contains three detection channels, each containing three sensors linked in series. Firstly, the detection device is placed on the bed to collect the signals and demodulate them. This design is to allow subjects to be free from the limitation of lying flat positions. Second, we select the signals acquired by two sensors with the highest energy from the nine detected signals to find the average value of these two sensor output signals and de-trend them. Third, the noise in the signals is removed by using variational mode decomposition (VMD) combined with the improved wavelet threshold function algorithm. The signals are decomposed into a series of intrinsic mode function (IMF) components by using the VMD algorithm. We calculate the correlation coefficient between each component and the original signal, and use the coefficient to determine whether each component is valid or not. The effective IMF components are de-noised again using an improved wavelet threshold function. Finally, we determine whether the motion artifacts are present in the signal or removed, separate the respiratory signal from the heartbeat signal using a band-pass filter, and calculate the respective frequencies using Fourier transform.

Results and Discussions We use a denoising method based on VMD combined with an improved wavelet threshold function. Compared with other threshold functions, the estimated wavelet coefficient amplitudes obtained from the processing of our designed threshold function have less deviation from the true amplitudes (Fig. 3). The speed of approximating the true amplitude is faster. It proves to be superior. To verify the performance of the proposed method, we select three comparative algorithms to conduct simulation experiments. We use signal to noise ratio (SNR), root mean squared error (RMSE), and percent root mean square difference (PRD) to evaluate the denoising performance. The 5 dB–25 dB Gaussian white noise is added to the simulated signal. The denoising performance is also verified in the actual acquired signals. From the simulation results (Tables 2, 3, and 4), the SNR after denoising is 30.287 by adding the 25 dB noise. At the same time, the RMSE and PRD are 0.2597 and 3.0595, respectively. The proposed method is superior in these three indicators compared with other methods. The calculated SNR value after de-noising can reach 15.8232 dB with additional 5 dB noise. Even if the signal has a low signal-to-noise ratio, the proposed algorithm still has a good de-noising performance. Results of the actual experiment can be seen in Figs. 11 and 12. The signal obtained after denoising by the proposed algorithm is smooth and the burrs in the signal have been removed. This is due to the fact that VMD overcomes the mode aliasing and endpoint effects of empirical mode decomposition (EMD) in the decomposition process. It has a good decomposition effect on low frequency signals. And we use the correlation coefficient to select the valid and invalid signals, and successfully remove most of the invalid signals (Table 5). The improved wavelet threshold function in this paper can well remove the residual noise in the signal. In general, the proposed algorithm can remove the noise in the signal better than other algorithms.

Conclusions We propose a method to acquire respiration and heartbeat signals based on FBG sensors. A combined variational mode decomposition with improved wavelet threshold function (VMD-IWT) noise reduction algorithm is used to remove noise interference existing in signals. The simulation results show that our proposed algorithm realizes the best SNR, RMSE, and other indicators, and makes actual signals smoother after noise reduction. We use a band-pass filter to separate signals and calculate their frequencies. The maximum error rate of heart rate is 8.75% with respect to the reference value, and the maximum deviation of respiration rate from the reference value is 1 bpm, which proves the better accuracy of the proposed method. This provides a more convenient and economical way to monitor health at home.

Key words sensors; fiber Bragg grating; variational mode decomposition; threshold function; signal denoising; respiration rate; heart rate