

## 基于改进互补集成经验模态分解的脉搏波去噪

陈勇<sup>1\*</sup>, 姚知民<sup>1</sup>, 刘焕淋<sup>2</sup>, 廖钧鹏<sup>1</sup>, 许力<sup>1</sup>, 冯彦清<sup>1</sup><sup>1</sup>重庆邮电大学工业物联网与网络化教育部重点实验室, 重庆 400065;<sup>2</sup>重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065

**摘要** 针对脉搏波信号采集过程中存在噪声的问题,提出了基于改进互补集成经验模态分解的脉搏波去噪算法。利用光纤布拉格光栅传感器获取脉搏波信号,首先在互补集成经验模态分解算法中加入高斯白噪声,然后利用粒子群算法优化高斯白噪声幅值,以此来消除互补集成经验模态算法分解产生的模态混叠现象,并联合小波阈值函数对其处理后的脉搏波信号进行重构。实验结果表明,所提算法能够有效降低脉搏波信号中的噪声干扰,在信噪比、均方误差两个指标上均优于对比算法,为提取脉搏波的时域特征奠定了基础。

**关键词** 光纤布拉格光栅; 脉搏波; 信号去噪; 互补集成经验模态分解; 粒子群优化算法; 小波阈值

中图分类号 TP274

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231695

## 1 引言

心血管疾病已成为危害人类健康的重要因素<sup>[1-2]</sup>。脉搏波在临床实践中具有重要的应用价值,它可以评估健康状况,提供关于人体心血管系统的各种信息,并且与各种生理疾病有着密切的关系<sup>[3-4]</sup>。从人体手腕上获得的脉搏波已经被应用于身体健康评估。但是,通常获取的脉搏波信号中会存在运动伪影、肌电干扰和低频噪声等<sup>[5]</sup>。因此,脉搏波信号去噪是生理信号特征准确提取的关键。

为了解决脉搏波信号中存在噪声干扰的问题,杨勇等<sup>[6]</sup>提出了一种将离散小波变换与形态滤波相结合的新算法;2017年,Chakroun等<sup>[7]</sup>首先使用经验模态分解算法对脉搏波信号进行处理,然后去除高频噪声中的固有模态分量,最后进行信号重构,这种方法有效地提高了信号的质量;2018年,孙斌等<sup>[8]</sup>运用统计学的方法计算信号的峰度和偏度,并设置阈值判断伪影,再采用滑窗算法提取峰值信息,但该算法的复杂度较高;2019年,Sun等<sup>[9]</sup>首先对运动伪影作用下的光电容积脉搏波信号(PPG)序列进行分割,然后采用最小均方误差估计方法对受扰动的PPG信号的特征值进行估计,最后利用高斯函数合成高质量的PPG信号;2020年,张培玲等<sup>[10]</sup>提出了完全自适应噪声集合经验模态分解结合改进小波阈值的方法,有效地解决了噪声的问题,但对于解决模态混叠问题的效果不够理想;2021年,葛子阳等<sup>[11]</sup>提

出了改进的小波软阈值函数,但是不同小波基的选择可能会影响最终去噪效果;2023年,Zhang等<sup>[12]</sup>提出基于平移不变小波变换(TIWT)的去噪方法,这种方法改进了新阈值函数,并结合了TIWT变换,从而有效地抑制了伪吉布斯现象。

针对上述问题,本文设计了一种基于粒子群优化(PSO)算法优化互补集成经验模态分解(CEEMD),并联合改进的小波阈值函数(IWT)的方法。利用PSO算法的全局最优性,对加入集成经验模式分解(EEMD)中的白噪声幅值进行优化,再将优化后的高斯白噪声用于CEEMD中,并对原始脉搏波信号进行CEEMD处理,最后对其处理之后获得的本征模态函数(IMF)分量再利用IWT方法进行二次去噪,并对IMF分量进行重构获得平滑的脉搏波。

## 2 脉搏波去噪方法

目前测量脉搏的传感器主要是光电传感器,被广泛应用于可穿戴式运动心率检测设备中。然而,它却无法获得手腕脉压细微的变化,同时还会受到人体肤色、其他光源的干扰<sup>[13]</sup>。光纤布拉格光栅(FBG)传感器具有抗电磁干扰能力,体积小,与生物体相容性好,对人体更为安全,并且更易于消毒。上述特性使得FBG传感器在医疗领域中具有广泛的应用前景<sup>[14]</sup>。图1给出了本文提出的基于FBG传感器设计原理的脉搏波信号采集方案。该方法主要分为信号获取和信号去噪。

收稿日期: 2023-10-24; 修回日期: 2023-12-20; 录用日期: 2024-01-10; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(51977021)

通信作者: \*chenyong@cqupt.edu.cn

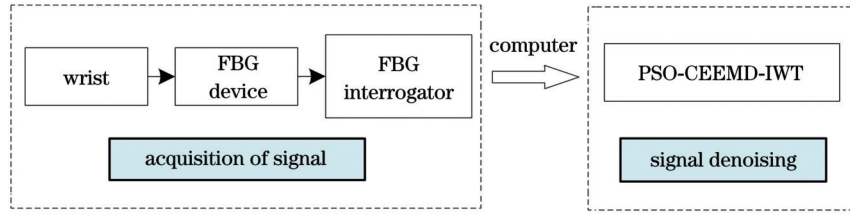


图 1 脉搏波信号采集方法

Fig. 1 Pulse wave signal acquisition method

### 2.1 脉搏波信号的获取

FBG 传感器的工作原理是将外界对 FBG 传感器的物理量变化转化为其自身中心波长  $\lambda_B$  的变化,这是受其有效折射率  $n_{\text{eff}}$  和光栅周期  $\Lambda$  所影响的。中心波长的表达式为

$$\lambda_B = 2n_{\text{eff}}\Lambda. \quad (1)$$

当 FBG 传感器受到外部应力  $\epsilon$  的影响时,会导致 FBG 传感器的中心波长  $\lambda_B$  发生变化,将该变化量记为  $\Delta\lambda_B$ 。通过测量中心波长变化量的大小来确定外部应力的,如下式所示:

$$\frac{\Delta\lambda_B}{\lambda_B} = (1 - p_e)\epsilon, \quad (2)$$

式中,  $p_e$  是 FBG 传感器的弹光系数。

FBG 传感器可以获取完整且连续的脉搏波信号,但脉搏波信号中可能存在基线漂移、高频噪声等干扰,需要对脉搏波信号进行去噪处理。

### 2.2 去噪算法设计

CEEMD 算法作为经验模态分解 (EMD) 算法的一种拓展,其目的就是为了解决 EMD 中存在的模态混叠问题,即通过 EMD 分解得到的各 IMF 分量之间的正交性较低<sup>[15]</sup>。对此,探讨在 CEEMD 中引入高斯白噪声来抑制 EMD 中出现的模态混叠现象。然而,若高斯白噪声幅值选取不当,抑制模态混叠的效果可能不理想,因此需要考虑引入一种优化算法来优化高斯白噪声幅值。PSO 算法的基本思想是通过群体共享信息,使得问题的解逼近最优解<sup>[16-17]</sup>。因此,本文引入 PSO 算法同时联合 IWT 设计了 PSO-CEEMD-IWT 算法,其步骤如下:

步骤 1: 设置初始化粒子种群个数为 50、惯性权重为 0.8、个体和全局学习因子分别为 0.4 和 0.6,并在高斯白噪声幅值为 0.1~0.4 范围内<sup>[15]</sup> 随机生成初始种群。每个粒子都是一个可能的解,表示一种可能的高斯白噪声幅值。即

$$\begin{cases} v_i^{t+1} = \omega_p v_i^t + s_1 r_1 [p_b^t - x_i^t] + s_2 r_2 [g_b^t - x_i^t], \\ x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^t \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $s_1$  代表局部学习因子;  $s_2$  代表全局学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  代表数值范围在 0 和 1 之间的随机数;  $\omega_p$  代表惯性因子,反应个体历史表现对当前影响的参数;  $p_b^t$  为粒子的历史最优位置;  $g_b^t$  为群体的历史最优位置;  $v_i^t$  为粒子的当前速度;  $v_i^{t+1}$  为粒子下一时刻的速度。

步骤 2: 对通过 FBG 传感器获取到的原始脉搏波信号,加入步骤 1 中得到的高斯白噪声幅值,并进行 EEMD,得到初始的  $N$  个 IMF 分量,计算初始的  $N$  个相邻 IMF 分量之间的互信息均值并作为目标函数,以此确定最优的高斯白噪声幅值。互信息的定义<sup>[18]</sup>为

$$M_I(x, y) = \frac{1}{2} \int \sum_{y=1}^n p(x) p(y) \left[ \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} - 1 \right]^2 dx, \quad (4)$$

式中:  $x$  和  $y$  是经过 EEMD 得到的某两个不同的 IMF 分量;  $p(x)$  和  $p(y)$  分别是分解得到的某个 IMF 分量的边缘概率;  $p(x, y)$  代表分解得到的某两个 IMF 分量的联合概率;  $n$  代表 IMF 分量的个数。

步骤 3: 在 CEEMD 中加入 PSO 算法优化后得到的高斯白噪声幅值,再将原始脉搏波信号经过 CEEMD 得到新的 IMF 分量,即

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \epsilon(t) \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中:  $\epsilon(t)$  为 PSO 算法优化后的高斯白噪声;  $x(t)$  为原始脉搏波信号;  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  分别为加入正、负白噪声后得到的两个新信号。

步骤 4: 对  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  进行 EMD 处理,得到两组结果:  $I_{\text{MF1}}$  和  $I_{\text{MF2}}$ ,并对两组 IMF 分量取平均值,得到最终的 IMF 分量如下式所示:

$$I_{\text{MF}} = \frac{I_{\text{MF1}} + I_{\text{MF2}}}{2}. \quad (6)$$

步骤 5: 对经过 CEEMD 后得到的 IMF 分量再进行 IWT 处理。本文中, IWT 所选取的阈值函数借鉴了文献 [19] 中改进的阈值函数,其函数表达式为

$$\hat{\omega}_{i,j} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{i,j}) \left\{ \omega_{i,j}^2 - \left[ \lambda / \exp\left(\frac{|\omega_{i,j}|}{\lambda} - 1\right) \right]^2 \right\}^{1/2}, & |\omega_{i,j}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{i,j}| < \lambda \end{cases}, \quad (7)$$

式中:  $\hat{\omega}_{i,j}$  是第  $i$  层的第  $j$  个估计系数,  $\omega_{i,j}$  是其真实系数;  $\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$  是选择的阈值, 其中  $\sigma = \text{median}(|\omega_{i,j}|) / 0.6745$  是噪声的标准方差,  $N$  代表信号长度。

步骤 6: 计算 IWT 分解后得到 IMF 分量与原始脉搏波信号之间的相关系数  $P$ , 确定 IMF 与原始脉搏波信号的相关性, 相关系数  $P$  的计算表达式为

$$P = \frac{\sum_{t=1}^n [f(t) - \bar{f}(t)][k(t) - \bar{k}(t)]}{\sqrt{\sum_{t=1}^n [f(t) - \bar{f}(t)]^2 \sum_{t=1}^n [k(t) - \bar{k}(t)]^2}}, \quad (8)$$

式中:  $f(t)$  为原始信号;  $\bar{f}(t)$  为原始信号均值;  $k(t)$  为 CEEMD 得到的 IMF 分量;  $\bar{k}(t)$  为 CEEMD 得到的 IMF 分量均值;  $n$  为原始信号采样点数。

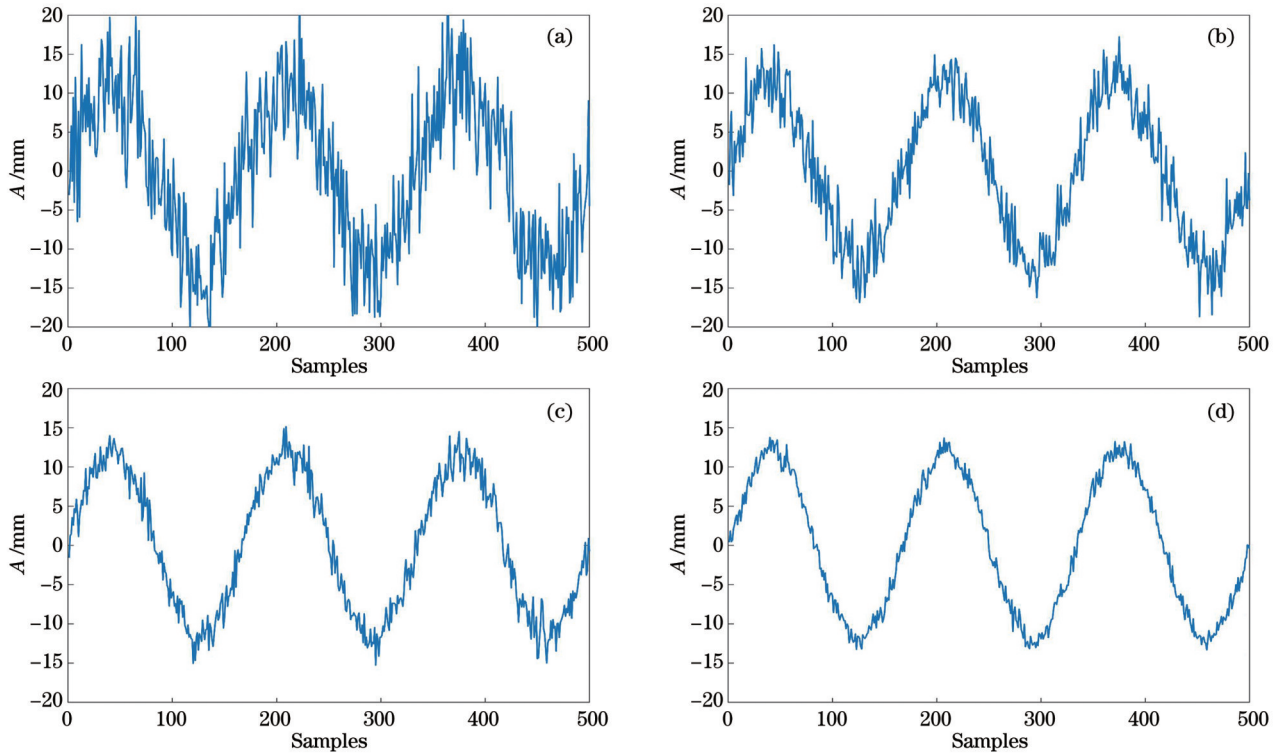


图 2 仿真信号图。(a) 含 5 dB 高斯白噪声的信号; (b) 含 10 dB 高斯白噪声的信号; (c) 含 15 dB 高斯白噪声的信号; (d) 含 20 dB 高斯白噪声的信号

Fig. 2 Simulated signal graph. (a) Signal with 5 dB Gaussian white noise; (b) signal with 10 dB Gaussian white noise; (c) signal with 15 dB Gaussian white noise; (d) signal with 20 dB Gaussian white noise

### 3.2 评价指标与对比算法

本文选取了信噪比(SNR)核均方根差(RMSE)作为评价去噪信号质量的指标。SNR(公式中用  $S_{NR}$  表示)越大, 降噪效果越好。SNR 的表达式为

$$S_{NR} = 10 \times \lg \frac{\sum_{t=1}^N f^2(t)}{\sum_{t=1}^N [f(t) - \hat{f}(t)]^2}. \quad (10)$$

步骤 7: 计算出相关系数后, 将其与设置的阈值进行比较, 如果该系数大于阈值, 那么将对应的 IMF 分量视为有效信号并保留; 如果该系数小于阈值, 则将其视为无效信号并进行剔除。最后, 对所有被认定为有效的信号进行重构, 从而得到最终的平滑脉搏波信号。

## 3 仿真分析

### 3.1 仿真实验

为了验证所提的 PSO-CEEMD-IWT 算法的有效性, 借鉴文献[19]中与脉搏信号近似的心跳与呼吸的合成信号, 如下所示:

$$y(t) = 12 \times \sin(2\pi \times 0.3t) + 0.3 \times \sin(2\pi \times 1.5t) + n(t), \quad (9)$$

式中,  $n(t)$  代表噪声信号。并添加信噪比为 5~25 dB 的高斯白噪声进行仿真, 如图 2 所示。

RMSE(公式中用  $R_{MSE}$  表示)越小, 代表去噪后与原始信号的误差越小, 去噪效果越好。RMSE 的表达式为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [f(t) - \hat{f}(t)]^2}. \quad (11)$$

式(10)~(11)中:  $f(t)$  为原信号;  $\hat{f}(t)$  为去噪后的信号;  $N$  为信号长度。

为了验证所提算法的有效性, 选取 CEEMD<sup>[20]</sup>、



IIWT<sup>[11]</sup>和TIWT<sup>[12]</sup>三种算法作为对比。文献[20]的CEEMD算法是将一对互为相反数的正负白噪声作为辅助噪声加入原信号中,以消除重构信号当中残留的辅助白噪声,从而减少分解所需的迭代次数,降低计算成本。文献[11]的IIWT算法是通过选取合适阈值,并通过实验选取合适的小波基提升了去噪算法的性能,同时保留了脉搏波信号的重要特征;文献[12]的TIWT算法则是提出了新的阈值函数并联合平移不变小波变换,有效地抑制了伪吉布斯现象,可以更好地保持脉搏波的几何特性。其中文献[20]属于脉搏波信号去噪领域中的经典算法,是该领域的重要参考。而文献[11]和文献[12]分别代表了近年来在脉搏波信号去

噪方面的研究成果。通过与这些研究成果进行对比,可以更好地展示本文算法在当前研究背景下的性能。

### 3.3 仿真分析

从图3中可以看出,EEMD首先筛选出的是高频信号,由于各IMF分量中存在模态混叠的问题,对此需要计算得到相邻IMF之间的互信息均值,确定最优的高斯白噪声幅值。在图4中显示了通过PSO算法在0.1~0.4范围内选择的几组高斯白噪声幅值。当高斯白噪声幅值为0.35时,对应的IMF互信息均值为0.8122,小于其他几组高斯白噪声幅值对应的IMF互信息均值。与按照经验选取的高斯白噪声得到的互信息均值相比,优化算法得到的互信息均值分别降低了

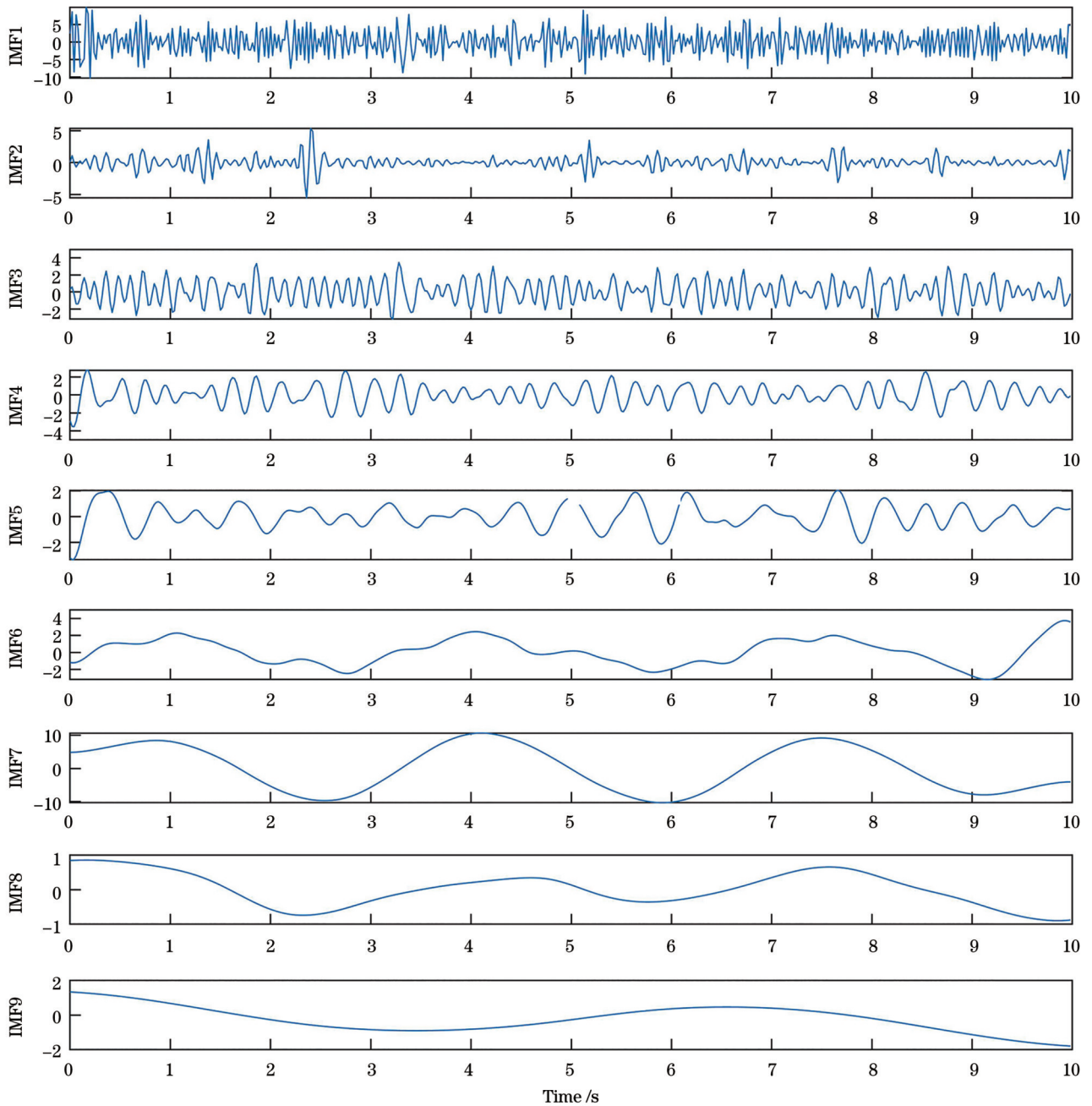


图3 5 dB仿真信号分解图  
Fig. 3 Decomposition diagram of 5 dB simulation signal

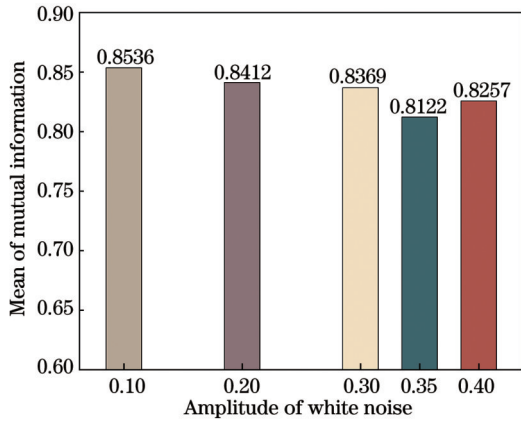


图 4 5 dB 仿真信号不同白噪声幅值的互信息均值  
Fig. 4 Mean mutual information of different white noise amplitudes for 5 dB simulation signal

4.8%、3.4%、2.9% 和 1.6%。仿真结果证明,当选取的高斯白噪声幅值为 0.35 时,去噪效果是优于其他几组高斯白噪声幅值的。

从表 1 和表 2 看出,当添加 5 dB 噪声时,所提算法的 SNR 值能够达到 15.785 dB, RMSE 低到 1.251; 当添加 25 dB 噪声时,所提算法的 SNR 值为 31.959 dB, RMSE 为 0.215。仿真结果表明,所提算法在各评价指标上均优于 CEEMD<sup>[20]</sup>、IWT<sup>[11]</sup> 和 TIWT<sup>[12]</sup> 对比算法。

表 1 不同算法的 SNR 结果  
Table 1 SNR results for different algorithms

Original /dB	CEEMD <sup>[20]</sup>	IWT <sup>[11]</sup>	TIWT <sup>[12]</sup>	Proposed
5	9.574	9.885	13.311	15.785
10	13.551	15.110	19.826	20.458
15	18.638	20.261	25.750	27.653
20	19.785	23.922	28.411	29.526
25	20.569	28.816	29.328	31.959

表 2 不同算法的 RMSE 结果

Table 2 RMSE results for different algorithms

Original /dB	CEEMD <sup>[20]</sup>	IWT <sup>[11]</sup>	TIWT <sup>[12]</sup>	Proposed
5	2.913	2.719	1.833	1.251
10	2.045	1.491	0.865	0.793
15	1.523	0.823	0.437	0.305
20	0.978	0.541	0.322	0.296
25	0.746	0.308	0.291	0.215

## 4 实验验证

### 4.1 实验平台

图 5 给出了所设计的 FBG 脉搏波检测装置。首先,将 FBG 传感器安装在由尼龙制成的腕带中,然后将腕带固定在左手的桡动脉部位。由于脉搏的振动会导致皮肤变形,这种形变将会转化为 FBG 轴向的应变,使反射光的中心波长发生相应的变化。最后,通过解调仪进行解调,从而得到相应的脉搏波信号。实物图如图 6 所示。本实验受试者为 5 名 24 岁左右的健康男性,采集时间为 1 min。

### 4.2 脉搏波信号去噪

#### 1) 预处理

图 7(a)展示了 2 号受试者的信号片段,选择了一个持续 10 s 的部分进行分析。在脉搏采集过程中,由 FBG 传感器采集得到的脉搏信号不可避免地会受到被测者呼吸和伪影运动等因素的污染,因此,首先去除基线漂移,本文采用三次样条插值(CSI)算法对原始信号进行基线漂移处理<sup>[21-22]</sup>。从图 7(a)中可以看出,未经过处理的原始脉搏波信号存在轻微的上下波动,影响信号的准确性,不利于后续对脉搏波信号的应用。图 7(b)是去除基线漂移后的效果,可以看出脉搏波信号更加稳定,有利于后续对其进行去噪处理。

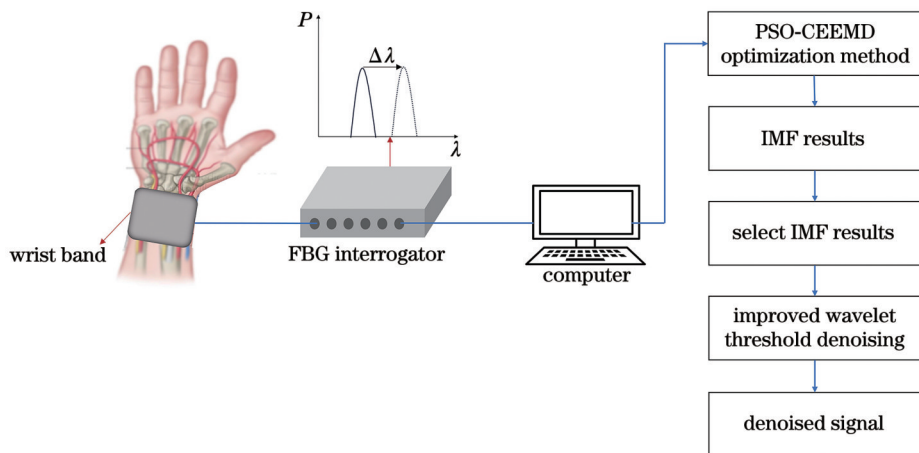


图 5 脉搏波去噪流程图  
Fig. 5 Pulse wave denoising flow chart

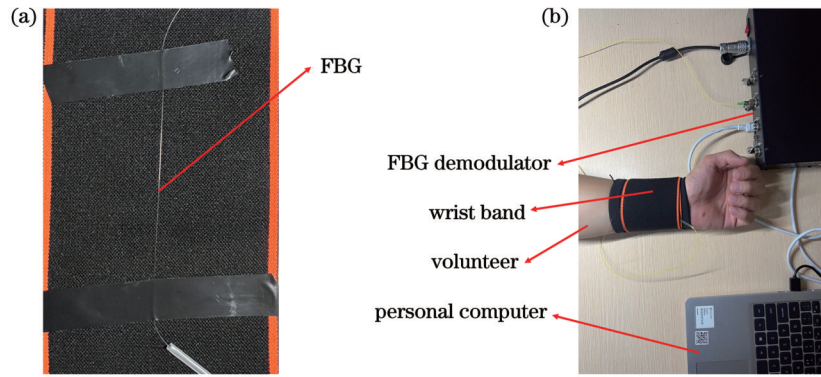


图 6 FBG 脉搏波检测装置实物图。(a)腕带;(b)脉搏波检测装置  
Fig. 6 FBG pulse wave detection device photo. (a) Wrist band; (b) pulse wave detection device

表 3 参与者的基本生理信息  
Table 3 Basic physiological data of participants

Characteristic	Number or mean±SD
Number <i>n</i>	5
Age /a	24.3±2.1
Height /cm	173±5.1
Weight /kg	72±12.3
BMI / (kg/m <sup>2</sup> )	20.6±4.2
Systolic/diastolic blood pressure /mmHg	113.5/72.1±17.2/5.8

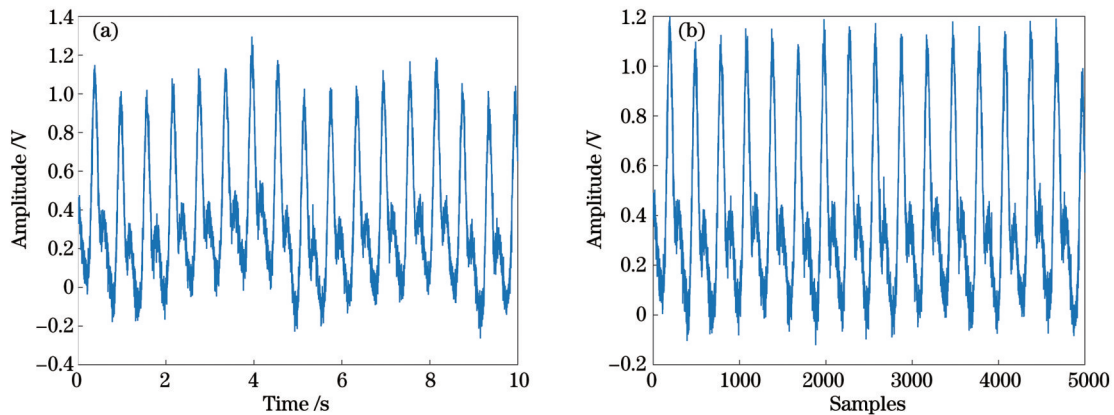


图 7 CSI 算法处理原始脉搏波信号。(a)原始脉搏波信号;(b)处理后的脉搏波信号  
Fig. 7 CSI algorithm for processing original pulse wave signal. (a) Original pulse wave signal; (b) processed pulse wave signal

2) 去噪处理

利用所设计算法,对经过去除基线漂移后的脉搏波信号进行去噪。首先,利用 EEMD 算法对脉搏波信号进行分解得到了 12 个 IMF 分量如图 8 所示,并计算相邻 IMF 分量之间的互信息均值。如表 4 所示,当加入的高斯白噪声幅值为 0.35 时,其分解得到的 IMF 分量之间互信息均值是最低的;再利用 IWT 对 CEEMD 得到的 IMF 分量进行二次去噪,并计算出 IMF 分量与原始脉搏波信号的相关系数。如表 5 所示,IMF1、IMF2、IMF3 和 IMF4 分量的相关系数均超过 0.2。因此,将相关系数大于 0.2 的 IMF 分量视为有效分量。当相关系数小于 0.2 的 IMF 分量视为高频噪声信号并

进行剔除。对此,将前四个 IMF 作为有效分量并对它们进行重构,从而得到最终的去噪信号。

4.3 对比算法分析

从图 9(a)中可以看出,CEEMD 算法的去噪效果较差,该算法由于引入了高斯白噪声会使分解得到的 IMF 分量存在新的谐波分量,破坏了信号的完整性;如图 9(b)所示,IIWT 算法去噪后的信号较为平滑,能有效地消除脉搏波信号中的高频噪声。然而,信号仍然存在幅值失真的问题。这可能是由于在处理过程中,分解尺度和小波基的选择欠合理所导致的;图 9(c)为 TIWT 算法去噪后的信号波形图,去噪效果不错,但是存在波形失真,这可能是由于算法的阈值函



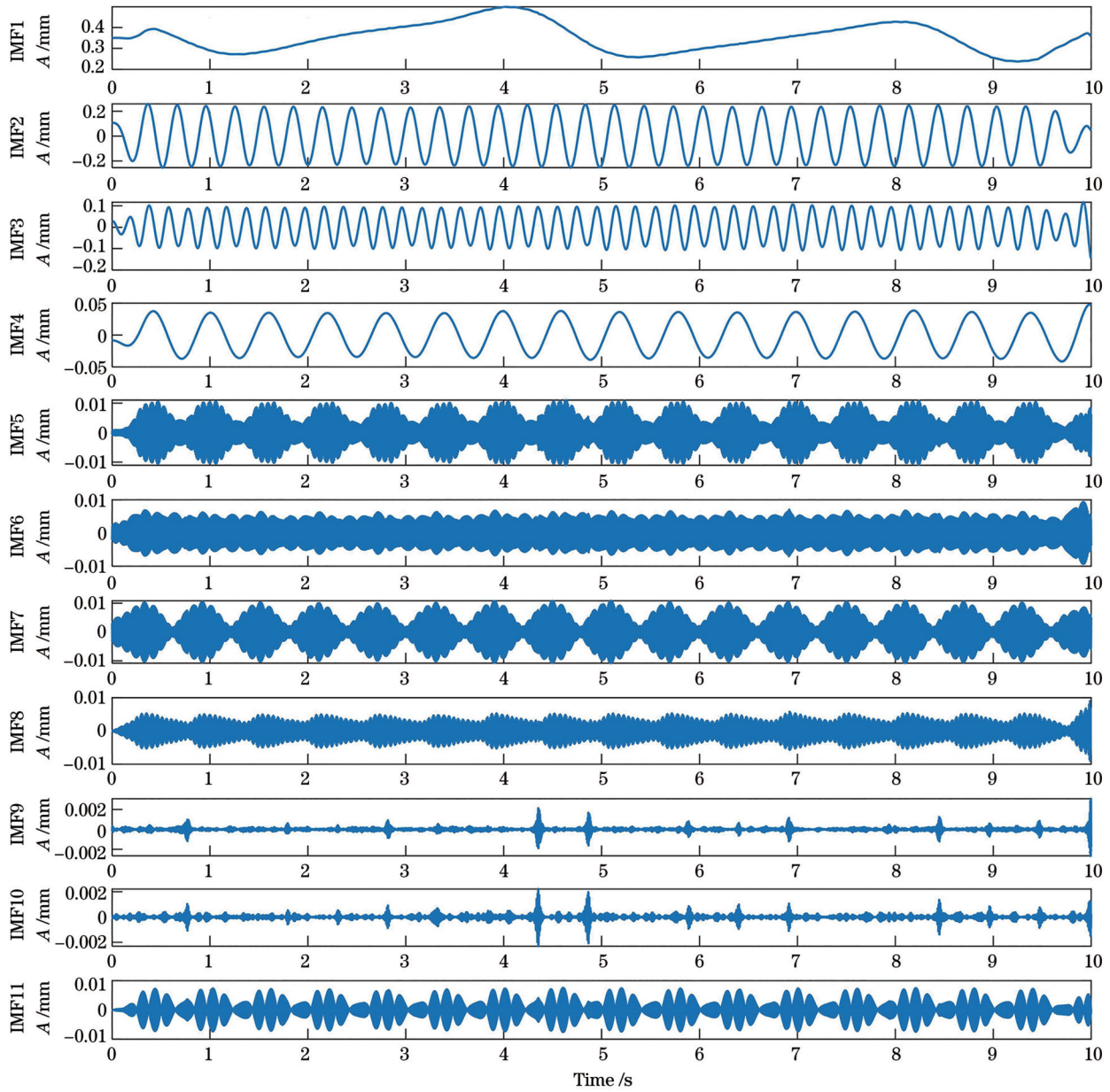


图 8 EEMD 得到的初始 IMF 分量

Fig. 8 Initial IMF component obtained by EEMD

表 4 不同白噪声幅值对应的 IMF 分量的互信息均值

Table 4 Mutual information mean values of IMF components corresponding to different white noise amplitudes

Amplitude of white noise	Mean value of mutual information
0.10	0.852
0.20	0.834
0.30	0.821
0.35	0.785
0.40	0.806

表 5 IMF 分量与原始脉搏波信号的相关系数

Table 5 Correlation coefficients between IMF components and original pulse wave signals

IMF component	Correlation coefficient	IMF component	Correlation coefficient
IMF1	0.2311	IMF7	0.0089
IMF2	0.8767	IMF8	0.0047
IMF3	0.8895	IMF9	0.0043
IMF4	0.9234	IMF10	0.0035
IMF5	0.0312	IMF11	0.0033
IMF6	0.0269	—	—

数的选择影响了去噪效果;如图 9(d)所示,所提算法去噪后的信号波形较为平滑,幅值没有失真并且去除了毛刺,这是因为 PSO 算法优化了加入 CEEMD 中的

高斯白噪声幅值,克服了 CEEMD 在分解过程中的模态混叠问题。

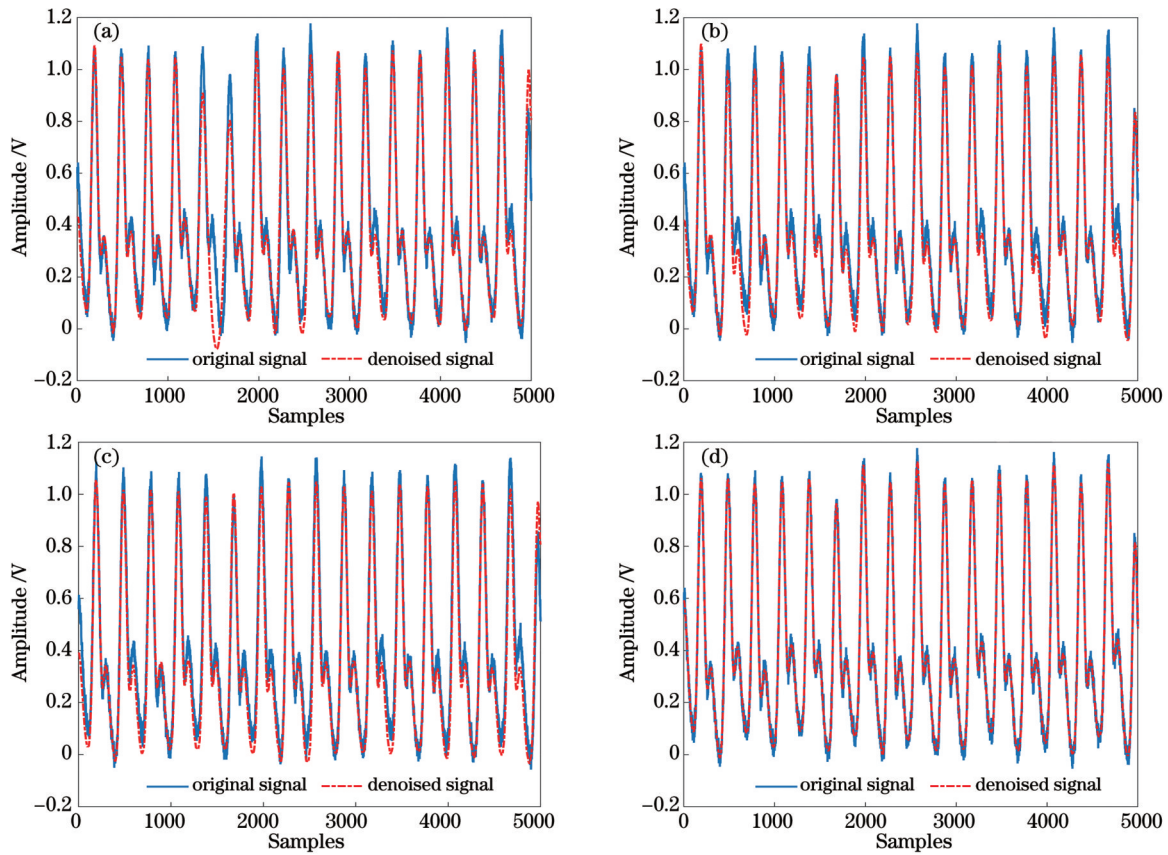


图 9 不同算法的去噪效果。(a) CEEMD; (b) IWT; (c) TIWT; (d) 提出算法

Fig. 9 Denoising effects of different algorithms. (a) CEEMD; (b) IWT; (c) TIWT; (d) proposed algorithm

## 5 结 论

本文提出了一种基于FBG传感器的脉搏波信号采集方法,并针对脉搏波信号中的噪声干扰问题,设计了一种PSO-CEEMD-IWT去噪算法。在仿真信号和实测信号中加入了不同幅值的高斯白噪声,通过所提算法发现,当加入CEEMD中的高斯白噪声幅值为0.35时,能有效地抑制模态混叠现象。实验结果显示,所提算法去噪后的信号波形平滑,没有出现波形、幅值失真的情况。这证明了本文提出的脉搏波去噪算法的有效性,为获取高质量脉搏波信号提供了一种参考。

### 参 考 文 献

- [1] 孔令琴, 赵跃进, 董立泉, 等. 基于成像光电容积描记技术的非接触式生理参数检测及其应用[J]. 光学学报, 2023, 43(15): 1512002.  
Kong L Q, Zhao Y J, Dong L Q, et al. Non-contact physiological parameter detection and its application based on imaging photoplethysmography[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(15): 1512002.
- [2] Ullah I, Qian S Y, Deng Z X, et al. Extended Kalman Filter-based localization algorithm by edge computing in Wireless Sensor Networks[J]. Digital Communications and Networks, 2021, 7(2): 187-195.
- [3] Nie J, Ji M N, Chu Y, et al. Human pulses reveal health conditions by a piezoelectric sensor via the approximate entropy analysis[J]. Nano Energy, 2019, 58: 528-535.
- [4] 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.  
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.
- [5] Jin J, Geng X G, Zhang Y T, et al. Pulse wave analysis method of cardiovascular parameters extraction for health monitoring[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2023, 20(3): 2597.
- [6] 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.  
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.
- [7] Chakroun I, Haber T, Ashby T J. SW-SGD: the sliding window stochastic gradient descent algorithm[J]. Procedia Computer Science, 2017, 108: 2318-2322.
- [8] 孙斌, 王成超, 陈建飞, 等. 受运动伪影干扰PPG序列的优质信号提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 171-178.  
Sun B, Wang C C, Chen J F, et al. Algorithm for extracting high quality signals from PPG sequence with motion artifact[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 171-178.
- [9] Sun B, Wang C C, Chen X H, et al. PPG signal motion artifacts correction algorithm based on feature estimation[J]. Optik, 2019, 176: 337-349.
- [10] 张培玲, 李小真, 崔帅华. 基于改进小波阈值-CEEMDAN算



- 法的 ECG 信号去噪研究[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(11): 2067-2072.
- Zhang P L, Li X Z, Cui S H. An improved wavelet threshold-CEEMDAN algorithm for ECG signal denoising[J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42(11): 2067-2072.
- [11] 葛子阳, 王彦, 赵慧, 等. 柔性基体光纤光栅脉搏传感器特性[J]. 光子学报, 2021, 50(12): 1206002.
- Ge Z Y, Wang Y, Zhao H, et al. Characteristics of flexible fibre Bragg grating pulse wave sensor[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(12): 1206002.
- [12] Zhang J, Geng X G, Zhang Y T, et al. Application of translation wavelet transform with new threshold function in pulse wave signal denoising[J]. Technology and Health Care, 2023, 31(S1): 551-563.
- [13] 陈真诚, 吴贤亮, 赵飞骏. EEMD 结合小波阈值的光电容脉搏波信号降噪[J]. 光学精密工程, 2019, 27(6): 1327-1334.
- Chen Z C, Wu X L, Zhao F J. Denoising and implementation of photoplethysmography signal based on EEMD and wavelet threshold[J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(6): 1327-1334.
- [14] 张治胜, 万生鹏, 吕纬龙, 等. 基于光纤光栅的呼吸测量及分类研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(11): 1106030.
- Zhang Z S, Wan S P, Lü W L, et al. Research on respiratory measurement and classification based on fiber Bragg grating[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(11): 1106030.
- [15] Lu Y, Liu L, Gu J Y, et al. EA-DFPSO: an intelligent energy-efficient scheduling algorithm for mobile edge networks[J]. Digital Communications and Networks, 2022, 8(3): 237-246.
- [16] 胡劲华, 郑炳理, 邓玉静, 等. 基于 CWT-PSO 算法的光纤布拉格光栅传感网络重叠光谱分类及解调[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(21): 2106002.
- Hu J H, Zheng B L, Deng Y J, et al. Overlapping spectrum classification and demodulation of fiber Bragg grating sensing network based on CWT-PSO algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(21): 2106002.
- [17] 文大鹏, 梁西银, 苏茂根, 等. 激光诱导击穿光谱技术结合 PCA-PSO-SVM 对矿石分类识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(23): 2314006.
- Wen D P, Liang X Y, Su M G, et al. Classification of ores using laser-induced breakdown spectroscopy combined with PCA-PSO-SVM[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(23): 2314006.
- [18] Cover T M. Elements of information theory[M]. Singapore: John Wiley & Sons, 1999.
- [19] 李玉环, 陈勇, 刘焕淋, 等. 基于光纤传感的呼吸与心跳信号采集方法[J]. 中国激光, 2022, 49(4): 0406004.
- Li Y H, Chen Y, Liu H L, et al. Respiration and heartbeat signal acquisition method based on fiber optic sensing[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(4): 0406004.
- [20] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.
- [21] 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.
- 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.
- [22] Ma Y H, Zhao Y L, Liu L, et al. Pulse wave measuring via fingertip-like sensor to analyze and identify pulse-rate status[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(3): 3147-3158.

## Pulse Wave Denoising Based on Improved Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition

Chen Yong<sup>1\*</sup>, Yao Zhimin<sup>1</sup>, Liu Huanlin<sup>2</sup>, Liao Junpeng<sup>1</sup>, Xu Li<sup>1</sup>, Feng Yanqing<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Network Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

<sup>2</sup>School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

### Abstract

**Objective** The cardiovascular health status of the human body can be reflected through pulse waves. Important physiological parameters such as heart rate, blood pressure, and the degree of vascular sclerosis can be obtained through the analysis of these waves. The sensor predominantly used for pulse measurement is the photoelectric sensor, which is capable of detecting pulses at various measurement positions, thus making it extensively used in wearable sports equipment for heart rate detection. However, during the process of measuring pulse waves with photoelectric sensors, there are often various noise interferences such as motion artifacts, power interference, and respiratory effects. Moreover, this measurement method is primarily invasive, which can make people uncomfortable. Therefore, it is necessary to select appropriate sensors to avoid discomfort to the human body during the measurement process and denoise the collected signals.

**Methods** We designed a pulse wave signal acquisition platform based on fiber Bragg grating (FBG) sensors. The platform was composed of FBG sensors embedded in nylon wristbands. Initially, the FBG wristband was secured at the radial artery

of the left hand to gather pulse wave signals for demodulation. The collected pulse wave signals were subject to baseline drift. Hence, integrated empirical mode decomposition (EMD) and cubic spline interpolation were used for detrending prior to denoising. Subsequently, the amplitude of Gaussian white noise added to the complementary ensemble EMD (CEEMD) was optimized using particle swarm optimization (PSO) algorithm. The CEEMD algorithm decomposed the pulse wave signal into a series of intrinsic mode function (IMF) components. An improved wavelet threshold function was then applied to process these IMF components. The correlation coefficient between each IMF component and the original pulse wave signal was calculated, and this coefficient was used to determine the effectiveness of each component. Finally, all effective signals were reconstructed to obtain a smooth pulse wave signal.

**Results and Discussions** To validate the performance of the method proposed in this study, simulation experiments are conducted using three comparative algorithms. The denoising performance is evaluated using signal noise ratio (SNR) and root-mean-square error (RMSE). Gaussian white noise with an SNR ranging from 5 to 25 dB is added to the simulation signal. The denoising performance is also verified on actual collected pulse wave signals. The simulation results (Table 1 and Table 2) show that even when 5 dB noise is added, the SNR after denoising can still reach 15.785 dB, and RMSE can be reduced to 1.251. When 25 dB noise is added, the SNR after denoising is 31.959 dB, and RMSE is 0.215. Even if the SNR is low, compared with other methods, the algorithm proposed in this study performs better on these two evaluation indicators and has better denoising performance. The results of determining the amplitude of Gaussian white noise (Fig. 4) intuitively display that when the amplitude of Gaussian white noise added in CEEMD is 0.35, the average mutual information of IMF components is the lowest. This indicates that the denoising effect is the best at this time. The actual experimental results are shown in Fig. 9. The signal obtained after denoising by the proposed algorithm is smoother; the amplitude is not distorted, and it effectively removes spikes and high-frequency noise in the signal. This is because the PSO algorithm optimizes the amplitude of white noise added to CEEMD, overcoming problems such as modal aliasing, endpoint effects, and new harmonic components introduced by inappropriate Gaussian white noise in the decomposition process of CEEMD. Using correlation coefficients to select valid and invalid signals successfully removes most invalid signals (Table 5). In general, the proposed algorithm can better remove noise in signals than other algorithms.

**Conclusions** We propose a method for collecting pulse wave signals using FBG sensors. By considering the various noise interferences in the pulse wave signal, a joint denoising algorithm of PSO-CEEMD-IWT is proposed. Different amplitudes of white noise are added to both the simulation signal and the actual signal. We determine 0.35 as the optimal amplitude of white noise added to CEEMD, which further suppresses the modal aliasing phenomenon, compared with the amplitude selected based on experience. The average mutual information obtained by the method in this paper is lower than that obtained by selecting the white noise amplitude according to experience. The results show that the SNR, RMSE, and other indicators obtained by the proposed algorithm are the best; there is no waveform and amplitude distortion, and the denoised signal is smoother, which proves that the performance of the pulse wave denoising proposed in this paper is more outstanding. The signal has a higher degree of restoration to the pulse wave signal, which is of great significance for later combination with feature extraction and objectification of pulse diagnosis. We also propose a feasible way to obtain high-quality pulse waves.

**Key words** fiber Bragg grating; pulse wave; signal denoising; complementary ensemble empirical mode decomposition; particle swarm optimization algorithm; wavelet threshold