

基于 ICEEMDAN-MI-PE 联合小波包阈值的 超声信号处理方法

孙 娇¹ 李松松^{1*} 陈晓明² 张佳淇¹ 刘 璇¹

SUN Jiao LI Songsong CHEN Xiaoming ZHANG Jiaqi LIU Xuan

摘 要

针对超声兰姆波信号中的噪声干扰问题,文章提出了一种基于改进的自适应噪声完备集合经验模态分解(ICEEMDAN)、互信息(MI)、排列熵(PE)联合小波包阈值的信号处理方法。首先对信号进行 ICEEMDAN 模态分解得到有限数量的本征模态函数(IMF),然后根据互信息和排列熵值区分噪声、噪声主导和有用信号。最后将含噪分量经小波包阈值处理和有用信号进行重构,得到最终回波信号。利用仿真信号和实测信号进行实验分析,与自适应噪声完备集合经验模态(CEEMDAN)进行对比,信噪比提高了 33.53%,均方根误差降低了 45.36%,有效抑制噪声干扰的同时保持了信号的完整性。

关键词

超声兰姆波;互信息;排列熵;改进的自适应噪声完备集合经验模态;小波包阈值

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.019

0 引言

超声无损检测是一种通过向待测试件中发射超声波,并利用超声波与试件相互作用,以实现对试件内部宏观缺陷检测的技术。由于超声导波信号具有频散性和多模态性,且在检测过程中会受到不同程度噪声信号的干扰,导致接收到的回波信号非常复杂且信号的信噪比低,给信号的后期处理和评估缺陷带了误差,从而影响了无损检测结果的可靠性和精度的准确性。

在信号处理领域,存在小波变换、小波包分解、经验模态分解(EMD)、集合经验模态分解(EEMD)和完备集合经验模态分解(CEEMD)等方法^[1]。小波分析作为一种时域-频域多分辨分析方法,可以同时实现时域与频域高分辨局部定位^[2]。然而,小波变换只对信号低频成分实施更为精细的分解,而对于高频成分(细节部分)未能实现进一步的分解。针对该问题,吴金光等人^[3]在 2023 年提出了小波包的概念,小波包分析可以同时针对高低频部分进行分解。EMD 算法是一个筛分的过程,章佩佩等人^[4]提出了基于经验模态分解(EMD)来对非线性、非平稳性信号进行处理与分析,Boudraa 等人^[5]将 EMD 运用到信号滤波中,通过筛选固有模态分量(IMF)对信号进行去噪,但消噪效果不太理想,然而 EMD 存在计算效率低,容易产生模态混叠的问题^[6],针对以上问题,Wu

等人^[7]提出了 EEMD 算法,这是一种基于噪声辅助信号分析的新方法,其核心思想是通过在原始信号中多次叠加高斯白噪声,利用高斯白噪声在频域上均匀分布的统计特性,改变信号的极值点分布。随后,对每次添加不同幅度白噪声后得到的本征模态函数进行总体平均,以抵消引入的白噪声影响,从而有效缓解传统经验模态分解(EMD)中存在的模态混叠问题。蔡帮贵等人^[8]提出一种 EEMD 结合小波阈值的去噪方法,该方法有效地去除了心电信号的噪声,并完整地保留 QRS 特征。针对 EEMD 存在计算效率低及重构精度不足等问题,Yeh 等人^[9]于 2010 年提出了互补集合经验模态分解(CEEMD),该改进方法通过在原始信号中同时引入幅值相等、极性相反的白噪声对,利用噪声分量在集合平均过程中的相互抵消特性,解决上述问题。贺昊然^[10]利用 CEEMD 对微动特征信号进行提取。为了解决集合平均过程中本征模态函数分量对齐问题,Torres 等人^[11]于 2011 年对 CEEMD 进行了改进,提出了自适应噪声的完整集合经验模态分解(CEEMDAN)。该方法通过在分解过程中直接添加白噪声,减少了筛选次数的同时降低了残余噪声。然而,CEEMDAN 分解过程中包含残余噪声和“伪”模态,导致前几个 IMF 中包含大量噪声与信号的混合成分。针对上述问题,Colominas 等人^[12]提出了改进的自适应噪声完备集合经验模态分解(ICEEMDAN)。与 CEEMDAN 直接添加高斯白噪声不同,该方法在分解过程中引入的是白噪声经 EMD 分解后的第 K 阶 IMF 分量,有效解决了 CEEMDAN 中残留噪声和伪模态的问题,从而进一步提升分解的精度和可靠性。ICEEMDAN 算法虽然能解决残留噪声以及伪模态问题但容易造成有用信号的缺失,使得回波信号不完整。

1. 大连海洋大学 辽宁大连 116000

2. 大连理工大学 辽宁大连 116000

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(51778104); 辽宁省教育厅科学研究项目(DL202005)

因此,本文提出了基于 ICEEMDAN-MI-PE 联合小波包阈值的超声信号处理方法,首先使用 ICEEMDAN 算法对原始信号进行分解,得到一组 IMF 分量;其次采用互信息和排列熵判断含噪和无噪分量;最后选择小波包合适的阈值函数,去除含噪声分量,获取最终降噪后的超声回波信号。本文提出的方法不仅能提高效率,减少分解时间,在消噪的同时也尽可能地保留了原始信号的特征。

1 基本原理

1.1 ICEEMDAN 理论

ICEEMDAN 选取 EMD 分解后的第 K 个 IMF 分量 $E_k(\omega^i)$ 作为特殊的白噪声加入原始信号,接着通过逐层分解,每层分解后获得 1 个特有的残差 $r_i(t)$ 。因此,残余噪声降低的同时也消除了伪模态问题。

ICEEMDAN 的具体分解步骤^[15]如下:

(1) 在原始信号 $f(t)$ 中添加白噪声 $\omega^{(i)}$, 添加第 i 个白噪声得到:

$$f_i(t) = f(t) + \beta_0 E_1(\omega^i) \quad (1)$$

式中: i 为加入高斯白噪声次数, $i = 1, 2, \dots, I$ 。

先求第一个 IMF 分量,使用 EMD 分解计算第 i 个白噪声 $f_i(t)$ 的局部均值,并取平均值得到第一个残差 $r_1(t)$, $r_1(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M[X^{(i)}]$, 此时 $\text{IMF}_1 = f(t) - r_1(t)$ 。

(2) 在残差 $r_1(t)$ 的基础上添加白噪声 $\omega^{(i)}$, 第 i 次加入白噪声的残差表达式为:

$$r_{1,i}(t) = r_1(t) + \beta_1 E_2(\omega^i) \quad (2)$$

求第二个 IMF 分量, $r_2(t) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M\{[r_1(t) + \beta_0 E_2(\omega^i)]\}$, 此时 $\text{IMF}_2 = r_1(t) - r_2(t)$ 。

(3) 同理根据公式 $\text{IMF}_k = r_{k-1}(t) - r_2(t)$, 计算出第 K 个 IMF 分量, 其中 $r_k(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N M[r_{k-1}(t) + \beta_{k-1} E_k(\omega^i)]$ 。

(4) 重复以上步骤直到残差 $r_n(t)$ 无法进行 EMD 分解为止, 得到信号 $f(t)$:

$$f(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i + r_n(t) \quad (3)$$

式中: n 为分解得到 IMF 分量的个数。

1.2 互信息和排列熵算法

1.2.1 互信息

互信息 (mutual Information, MI) 是信息论中的一个重要概念,用于量化两个随机变量之间的统计依赖关系。对于两个离散的随机变量 X 和 Y , 其定义^[16]为:

$$I(X; Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right) \quad (4)$$

在连续随机变量的情形下,求和被替换成了二重积分:

$$I(X; Y) = \int_Y \int_X p(x, y) \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right) dx dy \quad (5)$$

式中: 联合概率密度函数 $p(x, y)$ 描述了随机变量 X 和 Y 的共同分布特性,而边缘概率密度函数为 $p(x)$ 和 $p(y)$ 。此外,互信息还可以表示为:

$$I(X; Y) = H(X, Y) - H(X|Y) - H(Y|X) \quad (6)$$

1.2.2 排列熵

排列熵 (permutation entropy, PE) 是由 Bandt 在文献 [17] 中提出能够定量评估信号序列中含有的随机噪声的算法,其运算过程如下:

对一组长度为 N 的时间序列 X 进行相空间重构,通过时间延迟嵌入法将其映射到高维相空间中得到重构矩阵 Y 。

$$Y = \begin{bmatrix} x(1)x(1+\tau)\dots x[1+(m-1)\tau] \\ x(2)x(2+\tau)\dots x[2+(m-1)\tau] \\ x(j)x(j+\tau)\dots x[j+(m-1)\tau] \\ \vdots \\ x(K)x(K+\tau)\dots x[K+(m-1)\tau] \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $K=N-(m-1)\tau$; $j = 1, 2, \dots, K$; m 为维数; τ 为时间。对矩阵 Y 的每一行按升序重新排列,并记录排序前下标顺序得到符号序列,用公式表示为:

$$S(l) = \{j_1, j_2, \dots, j_m\}, l = 1, 2, \dots, k \text{ 且 } k \leq m! \quad (8)$$

统计每一行的下标顺序出现的次数 $/m!$, 作为该行的概率,即 $\{P_1, P_2, \dots, P_k\}$, 时间序列 X 的排列熵的计算公式为:

$$H_{pe} = -\sum_{j=1}^k P_j \ln(P_j) \quad (9)$$

H_{pe} 大小能够表征 X 的随机程度及复杂程度: 越小表明时间序列具有更强的规律性特征,其结构组成相对简单; 越大则反之。经研究本文设置 $m=3$, $\tau=1$ 。

1.3 小波包阈值

小波包能同时分解信号中低频与高频成分,有更精细时频局部分析能力。因此小波包阈值广泛被应用在信号处理领域,具体步骤如下:

(1) 最优小波包基的选取: 根据兰姆波频散特性选择小波基函数 sym4, 最优分解层数为 2。

(2) 小波包分解系数阈值处理: 采用适当的阈值方法,对小波包分解得到的高频和低频系数进行阈值化处理,以抑制噪声并保留有效信号成分。

(3) 信号的小波包重构: 对阈值化后的信号分量通过小波包逆变换进行重构。

在小波包阈值分析中,阈值 λ 的选取尤为重要。如果 λ 选取过大,则有用信息丢失严重; 反之则噪声滤除不完全,效果变差。因此,选取的 λ 应大于噪声最大水平 $\sigma\sqrt{2\ln N}$ 。所以通常选取 $\lambda = \sigma\sqrt{2\ln N}$, 在实际应用中应用小波系数估计噪声强度, $\sigma = \text{median}(\sigma_j(k))/0.6745$, 根据此原理,本文选择 $\lambda = \frac{\sigma_j\sqrt{2\ln N}}{\ln(j+1)}$, 其中 σ_j 为第 j 层小波系数标准方差。阈值函数包括硬阈值和软阈值两种方法,其表达式为:

硬阈值函数表达式为:

$$\hat{\omega} = \begin{cases} \omega, & |\omega| \geq \lambda \\ 0, & |\omega| < \lambda \end{cases} \quad (10)$$

软阈值函数表达式为:

$$\hat{\omega} = \begin{cases} 0, & |\omega| < \lambda \\ \text{sgn}(\omega)(|\omega| - \lambda), & |\omega| \geq \lambda \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\hat{\omega}$ 表示经过处理后得到的小波系数; ω 表示小波系数; λ 表示给定阈值。

由此可以看出,硬阈值函数连续性差,易发生振荡,造成信号失真。因软阈值函数不可导性,致 ω 与 $\hat{\omega}$ 之间存在系统性误差。结合硬阈值和软阈值函数的优缺点,本文选择硬阈值函数进行分析。

1.4 ICEEMDAN-MI-PE 联合小波包阈值去噪

本文提出的一种基于 ICEEMDAN-MI-PE 联合小波包阈值的超声信号处理技术,结合 ICEEMDAN 消除模态混叠和伪模态,MI-PE 更好地区分 IMF 分量,小波包可以分解高低频分量的特点,不仅减少了分解时间,提高了分解效率,并且去噪的同时有效地保留了原始信号的特征。本文流程图如图 1 所示。

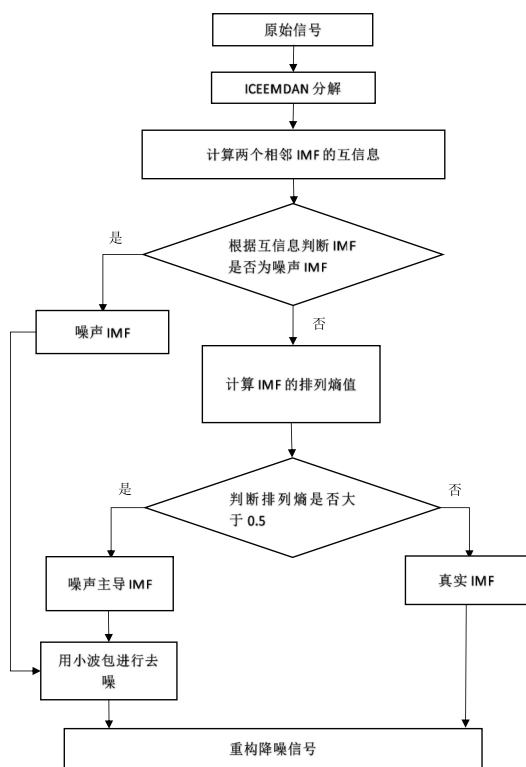


图 1 本文方法流程图

具体操作步骤如下:

- (1) 对信号进行 ICEEMDAN 分解,得到有限数量的 IMF。
- (2) 采用互信息和排列熵判断噪声分量和有用分量。
- (3) 选择小波包合适的阈值函数去除噪声和噪声主导分量。
- (4) 重构经小波包阈值处理的含噪分量和有用分量,得到最终兰姆波信号。

2 实验验证

2.1 仿真信号处理

根据超声无损检测信号的一般调频模式,建立 $f(t)$:

$$f(t) = v_1 + v_2 + v_3 + 0.3 \times \text{randan}(\text{size}(v_1)) \quad (12)$$

$$v_1 = \cos(2\pi \times \omega_1 \times t) \quad (13)$$

$$v_2 = \cos(2\pi \times \omega_2 \times t) \quad (14)$$

$$v_3 = \cos(2\pi \times \omega_3 \times t) \quad (15)$$

仿真信号的采样频率为 10 kHz,主要包括 3 个频率分量: $\omega_1=4$ Hz、 $\omega_2=54$ Hz、 $\omega_3=164$ Hz, $\text{randan}(\text{size}(v_1))$ 作为噪声加入信号中,仿真信号及其频谱图如图 2 所示。

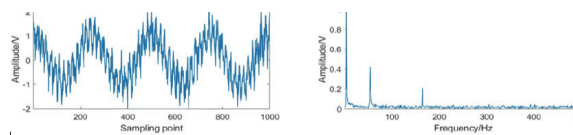
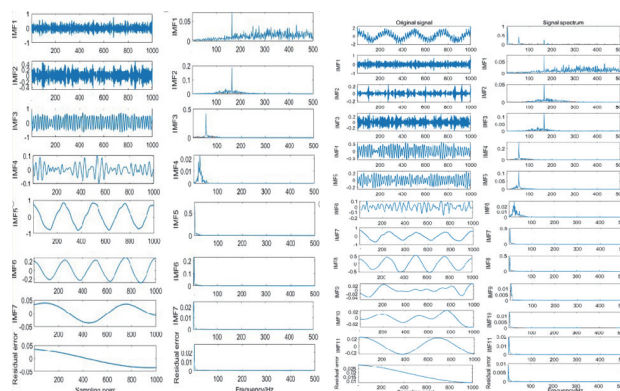


图 2 仿真信号及其频谱图

原信号 $f(t)$ 经 CEEMDAN 和 ICEEMDAN 分解后的结果如图 3 所示,其中 CEEMDAN 和 ICEEMDAN 中添加的白噪声幅度分别为 0.6 和 0.9,分解次数分别为 90 和 70,最大迭代次数均为 5 000,以确保分解过程的收敛性。



(a) CEEMDAN 方法 (b) ICEEMDAN 方法

图 3 两种方法的分解图及频谱图

从图 3 (a) 看出,本征模态分量存在许多虚假模态,而且分解的数量也较多,然而,与 CEEMDAN 分解相比,ICEEMDAN 分解能够更有效地将仿真信号分解为不同尺度且数量更少的 IMF,解决了 CEEMDAN 中存在的伪模态问题,提高了运算的效率。

表 1 是两个相邻 IMF 之间的互信息,根据两个有噪声的 IMF 的 MI 明显小于两个无噪声的 IMF 的 MI,得到 IMF_1 为噪声分量,表 2 是计算剩余的 IMF 排列熵值。

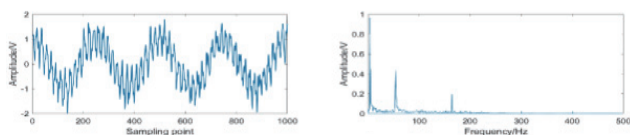
表 1 两个 IMF 之间的互信息

MI_1	MI_2	MI_3	MI_4	MI_5
0.165 1	0.035 6	1.018 9	0.064 7	0.167 0

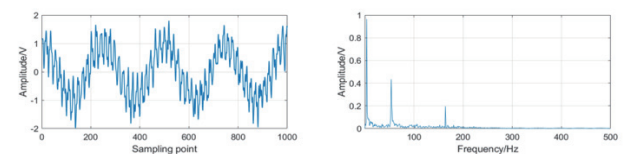
表 2 IMF 的排列熵值

IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇
0	0	0.624 4	0.618 9	0.513 0	0.418 4	0.418 2

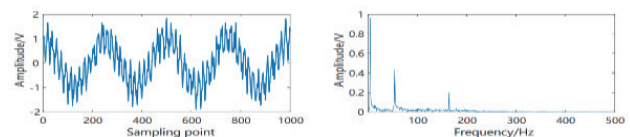
经过多次演算,选取 $PE > 0.5$ 的 IMF 为噪声主导分量。然后用小波包阈值对含噪分量进行处理,将处理后的信号与有用信号进行重构,如图 4 所示。



(a) CEEMDAN 重构图及频谱图



(b) ICEEMDAN 重构图及频谱图



(c) ICEEMDAN-MI-PE-WPT 重构图及频谱图

图 4 仿真信号重构图及频谱图

根据图 4 看出,经 CEEMDAN 分解的重构信号,无法保留原始信号的波形趋势以及完整性,分解效果不太好。经 ICEEMDAN 分解在小波包处理的重构信号,波形的趋势与原始信号基本一致,且相比于前者波形更加平滑。

为更有效地评估降噪效果,可以通过比较降噪信号与原始信号之间的相似性。本文用信噪比 (SNR) 和均方根误差 (RMSE) 作为评价指标,对降噪性能进行比较。

SNR 定义:

$$SNR = 20 \times \log_{10}(\text{norm}(n)/\text{norm}(m-n)) \quad (16)$$

RMSE 定义:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (m-n)^2}{N}} \quad (17)$$

式中: n 为原始信号; m 为重构信号; N 为采样点数。

通常信噪比越大,信号占比越大,处理效果越明显,均方根误差恰好相反。采用式 (16) ~ (17) 计算图 4 三种算法重构信号的 SNR 和 RMSE,如表 3 所示。

表 3 三种算法比较

评价方法	CEEMDAN	ICEEMDAN	ICEEMDAN-MI-PE-WPT
SNR	10.041 2	11.348 8	11.585 9
RMSE	0.089 8	0.083 3	0.082 2

从表 3 看出,相比其他 2 种方法,本文方法 SNR 在三者中最高,且 RMSE 最小,因此降噪效果是最好。

2.2 实测信号处理

采用由超声换能器激发的实测信号验证。兰姆波是在 1 mm 铝板表面及内部传播,并且遇到边界时发生反射最终形成的信号,激发频率为 657 kHz,如图 5 所示。

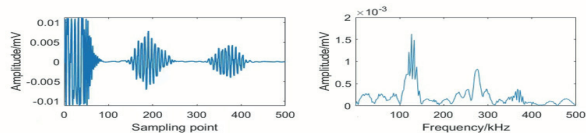
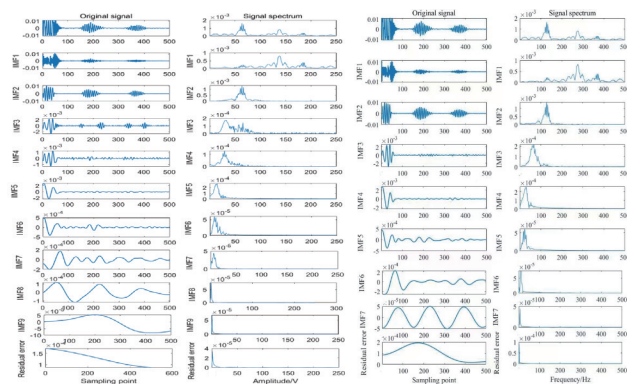


图 5 电磁超声采集实测信号

实测信号分别通过 CEEMDAN 和 ICEEMDAN 进行处理,得到如图 6 所示的分解图和频谱图。



(a) CEEMDAN 方法 (b) ICEEMDAN 方法

图 6 两种方法分解图及其频谱图

根据图 6 看出,与 CEEMDAN 分解相比,ICEEMDAN 分解会产生更少的 IMF 分量,因此降低了运算的时间,提高了运算效率。接下来计算各个 IMF 分量之间的互信息和排列熵,具体数值如表 4 和表 5 所示。

表 4 IMF 之间的互信息

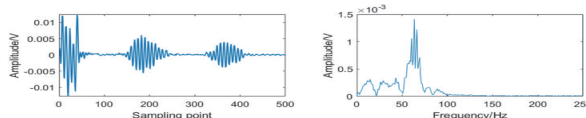
MI ₁	MI ₂	MI ₃	MI ₄	MI ₅	MI ₆	MI ₇
0.2190	0.362 1	0.504 9	0.473 7	0.505 0	0.732 8	1.178 3

由表 4 可知,IMF2 是噪声分量和噪声主导分量的分界点。

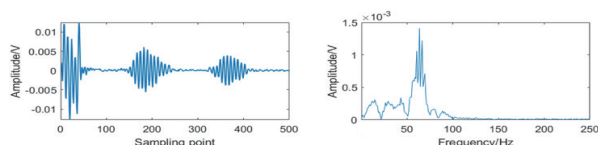
表 5 IMF 的排列熵值

IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆	IMF ₇
0	0.852 9	0.726 9	0.584 6	0.504 7	0.433 6	0.407 2

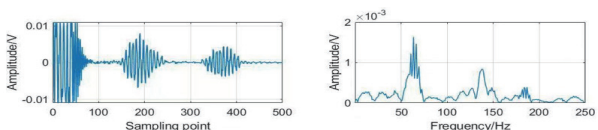
由表 5 可知,IMF₅ 是噪声主导分量和有用信号分量的分界点,本文按照选择的阈值及阈值函数将 IMF₁~IMF₅ 进行小波包阈值处理得到重构信号如图 7 所示。



(a) CEEMDAN 重构图及频谱图



(b) ICEEMDAN 重构图及频谱图



(c) 本文方法重构图及频谱图

图 7 三种算法的实测信号重构图

由图 7 可以看出,相比其他两种算法,本文方法信号处理的效果最明显,提升了平滑度,有效减少了超声信号因降噪引发的失真并且保留了实测信号的波形,弥补了 CEEMDAN 高频有用信息的不足。表 6 为 3 种算法重构信号的 SNR 和 RMSE。

表 6 三种算法比较

评价方法	CEEMDAN	ICEEMDAN	ICEEMDAN-MI-PE-WPT
SNR	22.425 1	22.593 9	33.741 2
RMSE	0.009 7	0.009 6	0.005 3

经计算,采用 ICEEMDAN-MI-PE-WPT 处理后重构信号的信噪比为 23.259 5,相较于 CEEMDAN 和 ICEEMDAN 分别提高了 0.656 4 dB、0.215 1 dB。均方根误差是四者中最小值,信号最为稳定。因此本文降噪方法最优。

3 结论

针对超声兰姆波信号中的噪声干扰问题,本文提出了一种基于改进的自适应噪声完备集合经验模分解 (ICEEMDAN)、互信息 (MI)、排列熵 (PE) 联合小波包阈值的方法。首先用 ICEEMDAN 分解得到有限数量的 IMF,其次 MI-PE 区分含噪分量,最后小波包阈值进行降噪处理,具体结论如下:

- (1) ICEEMDAN 分解,去除伪模态提高了分解速度。MI-PE 比相关系数法选取 IMF 更精确。
- (2) 小波包阈值比小波阈值具有更加精细的局部分析能力。因能同时分解高低频使得信号的有用信息完整。
- (3) 采用 CEEMDAN 和 ICEEMDAN 与本文方法相比,本文所提方法的信噪比最高,均方根误差最低,降噪效果最优。

参考文献:

[1] 李诗楠,凌威,梁竹关,等.基于 ICEEMDAN 与小波包分解的脉搏信号联合去噪[J].电子测量技术,2022,45(18): 41-48.
 [2] 程海林,孙杰,马冉冉,等.光谱测量数据降噪处理滤波器设计[J].天津理工大学学报,2012,28(1): 45-50.
 [3] 吴金光,王凝碧.基于小波包变换的谐波检测仿真分析[J].工业控制计算机,2023,36(3): 48-50.

[4] 章佩佩.超声无损检测信号处理方法的研究[D].淮南:安徽理工大学,2018.
 [5] BOUDRAA A O, CEXUS J C. EMD-based signal filtering[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2007, 56(6): 2196-2202.
 [6] SINGH D S, ZHAO Q. Pseudo-fault signal assisted EMD for fault detection and isolation in rotating machines[J]. Mechanical systems and signal processing, 2016, 81: 202-218.
 [7] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode composition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in adaptive data analysis, 2011, 1(1): 1-41.
 [8] 蔡帮贵,朱雨男,王彪. EEMD 与改进小波阈值结合应用于心电信号去噪研究[J].现代电子技术,2023,46(12): 137-140.
 [9] YE H 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.
 [10] 贺昊然.基于 CEEMD 的人体微动信息提取信号处理方法[J].工业控制计算机,2023,36(3): 66-69.
 [11] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE, 2011:4144-4147.
 [12] COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, TORRES M E. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing[J]. Biomedical signal processing and control,2014,14: 19-29.
 [13] 曹焱,赵斌,邢志明,等.基于 ICEEMDAN 与样本熵的脑血氧信号去噪方法研究[J].电子科技,2024,37(6):44-50.
 [14] DUNCAN T E. On the calculation of mutual information[J]. SIAM journal on applied mathematics, 1970, 19(1): 215-220.
 [15] LI C W, ZHAN L W, SHEN L Q. Friction signal denoising using complete ensemble EMD with adaptive noise and mutual information[J]. Entropy, 2015,17(9):5965-5979.
 [16] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series[J]. Physical review letters, 2002, 88: 174102.

【作者简介】

孙娇(2000—),女,山东潍坊人,硕士研究生,研究方向:无损检测信号处理。

李松松(1973—),通信作者(email:lisongsong@dlou.edu.cn),女,辽宁丹东人,博士,教授,研究方向:超声无损检测技术及信号处理技术。

(收稿日期:2025-02-23 修回日期:2025-07-01)