

基于EWT-FastICA的水下超声回波信号降噪方法研究

安家乐, 朱颖, 曾庆军

(江苏科技大学自动化学院, 江苏镇江 212000)

摘要: 针对水下超声无损检测易受噪声信号干扰导致缺陷检测精度低的问题, 提出基于经验小波变换(EWT)结合快速独立分量分析(FastICA)的水下超声回波信号降噪方法。首先, 应用EWT算法对超声回波信号进行分解, 得到不同尺度的模态分量(IMF); 其次, 通过模糊熵(FuzzyEn)算法计算各模态分量模糊熵值, 筛选出所需要的模态分量; 最后, 进行FastICA运算, 将筛选出的IMF重构, 最终实现超声回波信号与噪声信号的盲源分离, 得到纯净的超声回波信号。仿真与实例实验表明, EWT-FastICA结合的降噪方法在超声回波信号降噪处理中, 改善了传统经验模态分解出现的模态混叠、端点效应, 以及过包络、欠包络等现象, 并且降噪处理过程更加快速、准确, 可应用于类似的水下超声检测信号降噪处理。

关键词: 水下超声无损检测; 超声回波信号; 模糊熵; EWT; FastICA

DOI: 10.11907/rjdk.231822

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

中图分类号: TN911.72; TB553

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2024)010-0112-08



Research on Noise Reduction Method of Underwater Ultrasonic Echo Signal Based on EWT-FastICA

AN Jiale, ZHU Ying, ZENG Qingjun

(College of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000, China)

Abstract: Aiming at the problem that underwater ultrasonic non-destructive testing is susceptible to noise signal interference, resulting in low defect detection accuracy, an underwater ultrasonic echo signal detection method based on empirical wavelet transform combined with fast independent component analysis is proposed. First, the EWT algorithm is used to decompose the ultrasonic echo signal to obtain the intrinsic mode function (IMF) of different scales; then the fuzzy entropy value of each modal component is calculated by the fuzzy entropy algorithm, and the required modal components are screened out; finally the FastICA operation is performed to reconstruct the screened IMF, and the blind source separation of the ultrasonic echo signal and the noise signal is realized, and a pure ultrasonic echo signal is obtained in the end. The simulation and experimental examples show that the noise reduction method combined with EWT-FastICA improves the mode mixing, endpoint effect, over-envelope and under-envelope phenomena that occur in traditional empirical mode decomposition, the noise reduction process is faster and more accurate, and can be applied to similar underwater ultrasonic detection signal noise reduction processing.

Key Words: underwater ultrasonic non-destructive testing; ultrasonic signals; fuzzy entropy value; EWT; FastICA

0 引言

海水盐分含量高, 腐蚀性也较强, 其导致的腐蚀问题

已成为影响船舶、海洋平台作业安全和服役寿命的重要因素, 并在国内外引起广泛关注^[1]。水下超声检测技术水平在检查水下结构或者水下设备的可靠性中起到关键作用。由于水下环境相对于陆地而言情况更加复杂, 检测设备很

收稿日期: 2023-11-06

扫描二维码阅读全文:



基金项目: 国家自然科学基金项目(11574120); 江苏省产业前瞻与共性技术项目(BE2018103)

作者简介: 安家乐(1999-), 男, 江苏科技大学自动化学院硕士研究生, 研究方向为现代综合测控技术; 朱颖(1997-), 女, 江苏科技大学自动化学院硕士研究生, 研究方向为现代测控与智能系统; 曾庆军(1969-), 男, 博士, 江苏科技大学自动化学院教授, 研究方向为先进控制理论与应用、水下机器人控制、现代测控与智能控制。本文通讯作者: 曾庆军。

容易受到设备引入噪声、水下噪声及水下生物等干扰,因而对水下超声回波信号进行降噪,进而有效地提取含有特征信息的模态分量和抑制干扰因素成为一项很难处理的任务。

传统的信号降噪方法包括傅里叶变换、小波变换等^[1]。2012年,郑慧峰等^[2]提出一种基于快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, FastICA)的超声 A 波降噪算法,这种方法便于缺陷可视化和提高缺陷定量分析精度,能有效降低超声检测过程中多种未知噪声源对超声 A 波信号的干扰。为了抑制经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的模态混叠现象,经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)被提出^[3]。这种方法对信号频谱进行划分,构建合适的小波滤波组,对信号进行分解,综合了 EMD 的自适应性和小波变换(Wavelet Transform, WT)计算快捷的特点,但是频带划分会导致边界个数增多,无效分量也会增加。随后,筛选模态分量(Intrinsic Mode Function, IMF)的方法被提出以减少无效分量^[4]。2020年,陆彦希等^[5]提出基于改进 CEEMDAN 和 TEO 的轴承故障特征提取方法,这种方法用到的自适应噪声完备集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)方式具有很好的自适应性和平衡性,通过将分解得到的 IMF 分量分化去除以达到降噪目的,但是在去除过程中往往会去除有效分量的情况。2022年,郭北涛等^[6]提出将集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)与快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, FastICA)相结合的超声回波信号降噪方法,该方法能够保护真实信号的频域特征信息,提升降噪效果,解决了原始采集信号的欠定问题,但是对超声回波信号处理方式与 EMD 类似,模态混叠现象仍然不可避免。2023年,谭冬梅等^[7]提出一种基于 EWT-FastICA 的斜拉桥监测扰度效应分离算法,此方法结合两种算法的快速性,极大提高了分离效率,但是由于 FastICA 算法分离的结果在幅值、相位及排序等方面存在不确定性,在提高分离效率的同时,可靠性并不能得到很好的保证。

综上所述,目前信号降噪算法研究相对成熟,但水下超声回波信号降噪算法研究尚不成熟,其原因主要有:水下作业困难、水下环境干扰因素过多,包括水流波动、水下

生物干扰^[8]。因此,针对水下嘈杂环境及各种突发干扰情况,为克服原有技术的不足,提高水下超声检测技术的可靠性和有效性,结合近几年信号降噪算法研究成果,本文提出了一种基于 EWT-FastICA 的水下超声回波信号降噪方法,该方法对 EWT 算法和 FastICA 进行了适当改进,以便适用于水下超声信号降噪研究。对比实验前后不同去噪方法的时域图并作数据分析,本文方法与传统降噪方法相比,无论是降噪效果还是降噪速度都有显著提升,降噪后的量化指标也有很大提升,表明了该方法的有效性和实用性。

1 理论方法与分析

1.1 EWT 算法原理

EWT 融合了 EMD 方法的自适应分解理念和小波变换理论的紧支撑框架,为信号处理提供了一种全新的自适应时频分析思路^[9]。经验小波变换原理步骤如下:

(1) EWT 首先是在傅里叶频谱上对信号进行划分,在频域中,设角频率为 ω_n ($\omega_n \in [0, \pi]$), 将 $[0, \pi]$ 分为 N 个不同带宽的区间 Λ_n , 每段表示为^[10]:

$$\Lambda_n = [\omega_{n-1}, \omega_n], n = 1, 2, 3, \dots, N$$

$$\bigcup_{n=1}^N \Lambda_n = [0, \pi] \quad (1)$$

每一个 ω_n 为中心, 定义了一个过渡段, 过渡段宽度为 T_n , 其中 $T_n = 2\gamma\omega_n$ 。EWT 频带分割原理如图 1 所示。

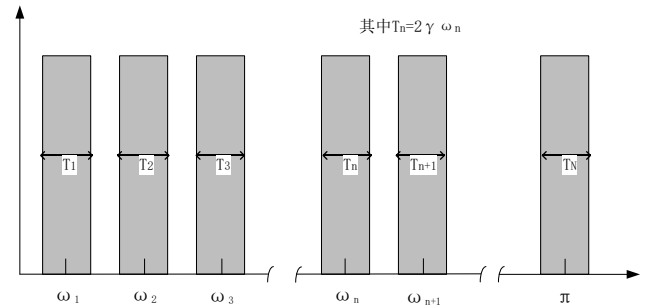


Fig. 1 EWT band segmentation principle

图 1 EWT 频带分割原理

(2) 在确认出频谱分割区间 Λ_n 后, 每一个 Λ_n 上的带通滤波器即为经验小波, 以小波理论的定义方法, 构造出经验小波函数 $\psi_n(\omega)$ 和经验尺度函数 $\varphi_n(\omega)$ 。其定义如下:

$$\psi_n(\omega) = \begin{cases} 1 & (1 + \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_{n+1} \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}\left(\frac{1}{2\gamma\omega_{n+1}}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_{n+1})\right)\right)\right] & (1 - \gamma)\omega_{n+1} \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_{n+1} \\ \sin\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)\right)\right)\right] & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$\varphi_n(\omega) = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1 - \gamma)\omega_n \\ \cos\left[\frac{\pi}{2}\beta\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}\left(\frac{1}{2\gamma\omega_n}(|\omega| - (1 - \gamma)\omega_n)\right)\right)\right] & (1 - \gamma)\omega_n \leq |\omega| \leq (1 + \gamma)\omega_n \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中:

$$\beta(x) = x^4(35 - 84x - 70x^2 - 20x^3)$$

$$0 < \gamma < 1; \text{且} \gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right) \quad (4)$$

(3) 基于小波变换方法, 利用经验小波函数和信号的内积求出经验小波变换细节系数 $W_f^e(n, t)$, 利用经验尺度函数和信号的内积求出近似系数 $W_f^e(0, t)$ 。将傅里叶变换和傅里叶逆变换记为 $F(\cdot)$ 和 $F^{-1}(\cdot)$, 则细节系数和近似细节系数分别为:

$$W_f^e(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\psi_n(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega)\psi_n(\omega)] \quad (5)$$

$$W_f^e(0, t) = \langle f(t), \varphi_1(t) \rangle = \int f(\tau) \overline{\varphi_1(\tau - t)} d\tau = F^{-1}[f(\omega)\varphi_1(\omega)] \quad (6)$$

其中, $\psi_n(\omega)$ 和 $\varphi_1(\omega)$ 分别为 $\psi_n(t)$ 和 $\varphi_1(t)$ 的傅里叶变换; $\overline{\psi_n(t)}$ 和 $\overline{\varphi_1(t)}$ 分别表示 $\psi_n(t)$ 和 $\varphi_1(t)$ 的复共轭。

(4) 由上式可以得到对于原始信号 $f(t)$ 的重建如下:

$$f(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t) = F^{-1}[W_f^e(0, \omega)\varphi_1(\omega) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, \omega)\psi_n(\omega)] \quad (7)$$

其中, * 代表卷积, $W_f^e(0, \omega)$ 和 $W_f^e(n, \omega)$ 分别表示 $W_f^e(0, t)$ 和 $W_f^e(n, t)$ 的傅里叶变换。经过 EWT 分解后, 信号 $f(t)$ 分解得到的各阶 IMF 表示为:

$$f_0(t) = W_f^e(0, t) * \varphi_1(t) \quad (8)$$

$$f_k(t) = W_f^e(k, t) * \psi_k(t) \quad (9)$$

1.2 FastICA 算法原理

快速独立分量分析(FastICA)是由非高斯性最大化原理推导而来的一种快速寻优迭代算法^[11]。该方法实质是将采集到的原始信号进行批量分解, 在分解的信号中找出尽可能逼近源信号的成分, 再将盲信号中无用的分离, 最终得到实验需要的有用信号。其原理可以表示为:

假设源信号为: $S_{n \times m} = [S^{(1)}, S^{(2)}, \dots, S^{(m)}]$, 采集信号为: $X_{n \times m} = [X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(m)}]$, 设存在一个混淆矩阵 $A_{n \times n}$ ^[12], 使得:

$$X_{n \times m} = A_{n \times n} \cdot S_{n \times m} \quad (10)$$

在源信号与采集信号均未知的情况下, 找到另一个 $n \times n$ 的线性变换矩阵 W , W 称为分离矩阵, 使得:

$$W_{n \times n} \approx A_{n \times n}^{-1} \quad (11)$$

在任意时刻都满足式(10)、式(11)的条件, 这样就可以得出源信号的近似估计信号 $Y_{n \times m} = [Y^{(1)}, Y^{(2)}, \dots, Y^{(m)}]$ ^[13], 即:

$$Y_{n \times m} = W_{n \times n} X_{n \times m} = A_{n \times n}^{-1} A_{n \times n} S_{n \times m} \approx S_{n \times m} \quad (12)$$

FastICA 算法原理如图 2 所示。

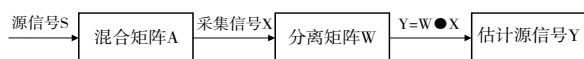


Fig. 2 FastICA algorithm principle

图 2 FastICA 算法原理

1.3 模糊熵算法

模糊熵(Fuzzy Entropy, FuzzyEn)的作用是为衡量时间序列随向量维数发生变化时产生新模式的概率^[14]。在筛选模态分量时计算各 IMF 分量的模糊熵值, 由于进行水下超声无损检测实验时, 不同的缺陷信号的均值差异较大, 因此以模糊熵值当作筛选 IMF 分量的特征值比较适合。模糊熵原理如下^[14-16]:

(1) 给定一组 N 维的时间序列。

$$u = [u(1), u(2), \dots, u(N)]$$

(2) 重构 m 维的相空间 v 。

$$v(i) = [u(1), u(2), \dots, u(i+m-1)] - u_0(i) \quad (13)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$; $u_0(i)$ 为时间序列的均值, 表示为:

$$u_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j), j = 0, 1, \dots, m-1 \quad (14)$$

(3) 定义 d_{ij}^m 为 v 中任意两序列的最大距离, D_{ij}^m 为任意 v 中任意两序列的模糊隶属度, 有:

$$D_{ij}^m = \exp\left[-\frac{(d_{ij}^m)^n}{r}\right] \quad (15)$$

其中, r 为相似容限度, n 决定相似容限边界的梯度, 一般取 2 或者 3。

(4) 求出模糊函数。

$$\Psi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \left[\sum_{i=1}^{N-m+1} \left(\frac{1}{N - m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m+1} D_{ij}^m \right) \right] \quad (16)$$

则原时间序列的模糊熵值为:

$$FuzzyEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln \Psi^m(r) - \ln \Psi^{m+1}(r)] \quad (17)$$

1.4 改进 EWT-FastICA 结合的水下超声回波信号降噪方法

EWT-FastICA 结合的降噪算法工作原理是: 首先, 对噪声信号进行预处理; 其次, 采用 EWT 算法得到 IMF 分量, 并对得到的分量进行筛选; 最后, 将有效的 IMF 分量作为 FastICA 算法的输入, 最终对噪声信号和源信号进行分离。其中, EWT 算法能够有效地抑制模态混叠等现象, 将噪声信号很好的分解出来, 但是由于其频段分割的方式, 可能会分割出无效的模态分量, 还有可能出现同一个信号分量分割成两部分的情况^[17]。多次实验发现, FastICA 在对水下超声信号分离时常常出现幅值异常情况(幅值放大或者缩小)。鉴于此, 本文对 EWT 算法和 FastICA 算法进行改进: ① 计算 IMF 分量的模糊熵值筛选 IMF 分量, 找到有效信号后, 再运用 FastICA 算法对各分量进行处理; ② FastICA 在对水下超声信号分离时常常出现幅值异常情况(幅值放大或者缩小)。因此, 需要对处理的分量乘上一个权重函数 λ_N , 保证幅值不会出现异常。

对幅值进行调整的处理方式为: 由于无法预测权值的调整方向, 先假设调整方向为权值增加的方向, 仍以上文提出的矩阵为例进行两次试探, 得到相应的混合矩阵 A_1 和 A_2 。代入:

$$x^{(N)}_i = \sum_{j=1}^m a^{(N)}_{ij} y^{(M)}_j \quad (18)$$

其中, $N = 1, 2, \dots, a^{(N)}_{ij}$ 为第 N 次试探得到的混合矩阵 A_N 的元素, $Y^{(M)}_j$ 为经过 FastICA 分离后的估计值 $Y_{n \times m}$ 中的元素, $x^{(N)}_i$ 为调整后的观测信号。

继续计算总体相关系数相减式:

$$U = AC_{\lambda_N}(x_i, x^{(1)}_i) - AC_{\lambda_N}(x_i, x^{(2)}_i) \quad (19)$$

其中, x_i 为原观测信号 $X_{n \times m}$ 中的元素, $x^{(1)}_i$ 和 $x^{(2)}_i$ 为第 1、2 次调整后的观测信号, $AC(\cdot)$ 为计算总体相关系数。

判断 U 的正负即可知道假设是否为真, 这样就可以将调整幅值的范围缩小到一半。

判断到正确的调整方向后, 使权值函数向该方向进行迭代寻优, 寻优的终止条件为 $AC_{\lambda_N}(x_i, x_i) - AC_{\lambda_N}(x_i, x^{(N)}_i) \leq 1 \times 10^{-3}$, 此时表示试探值的总体相关系数与原观测信号自相关系数几乎相等, 也表示此时取得的权值函数 λ_N 为最理想的权值函数, 认为此时计算后的估计值 Y_N 也与源信号基本一致, 幅值调整完毕。

相对于陆地而言, 水下环境干扰因素更多, 环境更加复杂, 因而对缺陷信号的降噪效果要求更高。通过研究发现, 超声信号中的噪声能量主要集中在阶数较小的模态分量中, 因此一定存在某一临界状态, 可以将模态分量分为以噪声主导和以有用信号主导的两部分^[18]。针对该问题, 可以根据自相关函数找到这个临界模态。自相关函数在统计上反映了同一信号序列在不同时刻的取值之间的相关程度, 是一种时域的统计度量方法, 因而常作为信号分析领域的重要依据。其定义为:

$$R_{x,x} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x(t+\tau)dt \quad (20)$$

其中, $R_{x,x}$ 为自相关函数, $x(t)$ 为随机信号, $x(t+\tau)$ 为其时延信号。

研究表明, 白噪声的信号序列无论何时都具有不确定性和弱相关性^[19]。而信号序列存在着自身的一般规律, 因此白噪声的自相关函数在零点处最大, 其余各点的自相关函数将会衰减为 0, 而信号序列的自相关系数虽然也在零点处取得自相关函数最大值, 但是其在其他点并没有立刻衰减为 0, 而是随着相关性的影响, 缓慢波动下降^[20]。

根据上述分析, 本文提出了一种基于 EWT 和 FastICA 结合的水下超声信号降噪算法。为了进一步解决 EWT 算法中会出现的频带分割过程中产生的无效分量或者新的模态混叠问题, 采用模糊熵算法对分解出来的模态分量进行筛选, 然后将筛选后的分量进行重构, 重构过程中以相关系数和相关系数阈值为参考, 将重构信号与原始信号组合成新的多维观测信号后, 充分利用 FastICA 盲源分离的特性, 再得到实际缺陷特征信号。

综上所述, 本文降噪算法步骤如下: ①采集超声回波信号; ②对超声回波信号进行 EWT 分解, 得到不同的 IMF 分量; ③对计算得到的 IMF 分量的自相关函数和模糊熵值

进行筛选; ④利用 FastICA 算法对重新构建的观测信号进行盲源分离, 分离过程中, 对 FastICA 算法得到的结果进行幅值调整, 得到分离后的噪声信号和纯净的降噪信号。

本文降噪算法流程如图 3 所示。

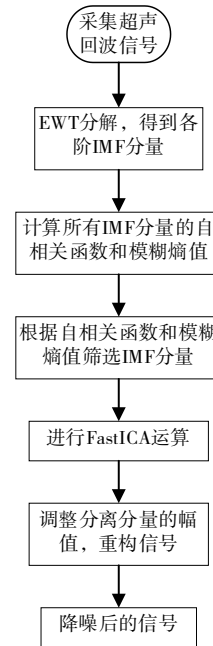


Fig. 3 EWT-FastICA noise reduction algorithm flow in this paper

图 3 本文 EWT-FastICA 降噪算法流程

2 仿真结果分析

本文采用对比分析法论证基于 EWT 和 FastICA 结合的降噪方法相较于其他降噪方法的优势, 以指标差异的方式进行评估, 对比信噪比 SNR、均方根误差 RMSE 和相关系数 ρ_x , 其中:

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{k=1}^N x^2(k)}{\sum_{k=1}^N |x^2(k) - \hat{x}^2(k)|} \quad (21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x^2(k) - \hat{x}^2(k)|} \quad (22)$$

$$\rho_x = \frac{\text{cov}(x(k), \hat{x}(k))}{\sqrt{D[x(k)]D[\hat{x}(k)]}} \quad (23)$$

其中, $x(k)$ 为原始信号, $\hat{x}(k)$ 为去噪后的信号, $\text{cov}(x(k), \hat{x}(k))$ 是计算原始信号与降噪后信号的协方差, $D[x(k)]$ 、 $D[\hat{x}(k)]$ 分别为原始信号和降噪后信号的方差, N 为采样点个数。SNR 数值越大, 信号占比越高, 噪声占比越低, 降噪效果越好。RMSE 和 ρ_x 数值越大, 降噪效果越好。

MATLAB 中的 wnoise 函数可以生成多种验证降噪方法的标准测试信号, 因此本文选择信噪比 7 dB 的多普勒 (Doppler) 信号, 对含噪的多普勒信号进行预处理, 添加一定的白噪声加以辅助, 对比偏差分别为 0.2 和 100。

通过本文算法处理,可以得到如图4所示的前9个模态分量。可以看出,信号已经依次分解为从高频到低频的一系列模态分量(其中横坐标为采样频率,纵坐标为幅值)。再计算每个模态分量的自相关函数。图5为以上9个IMF分量的自相关函数图,由其特性判断临界模态为IMF8。求出各IMF分量的模糊熵值,将噪声信号置0,筛选出有效分量。最后,利用FsatICA算法求出源信号估计矩阵,得到降噪后的信号,比较信噪比、均方根误差和相关系数。

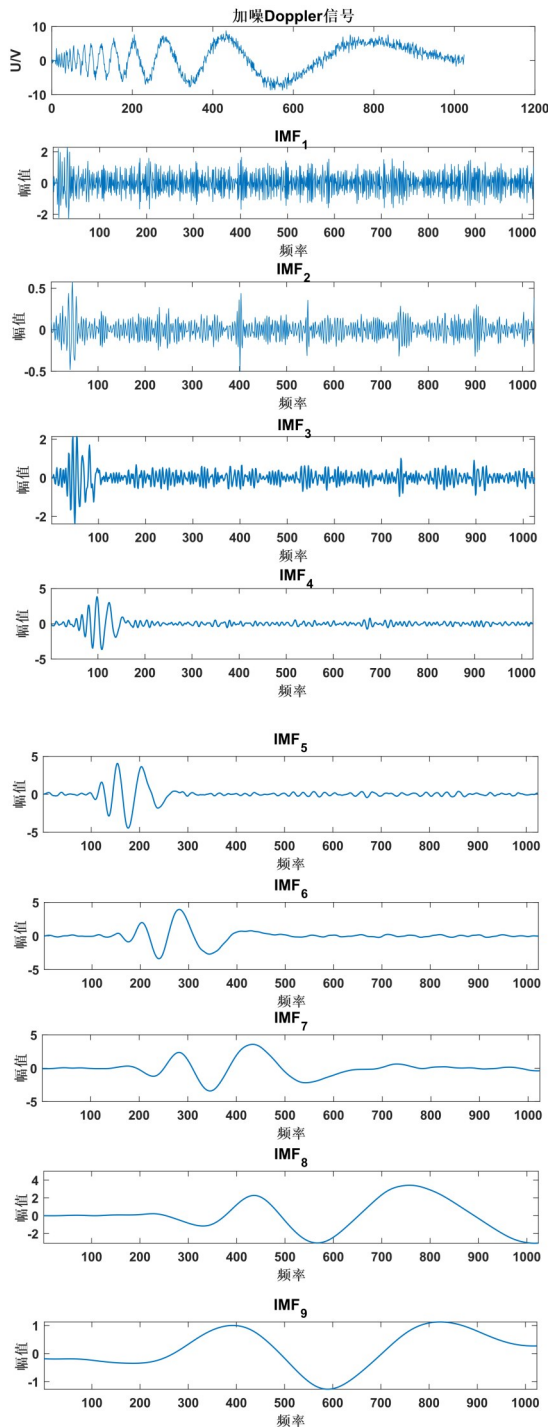


Fig. 4 The first 9 IMF components of decomposed Doppler signal
图4 Doppler信号分解的前9个IMF分量

本文在使用3种方法进行降噪处理时,参数取值大体一致,比如在进行EWT分解时,3种方法均分解9层。EWT+小波降噪算法中,采用了特性最好的sym4小波基函数。而一般的EWT-FastICA降噪算法和本文降噪算法进行信号处理的过程也保持一致,仅有本文提出的幅值调整部分和模态分量筛选部分略有不同,以便既能保证3种算法的公平性,又能直观比较本文算法的优越性。实验中,

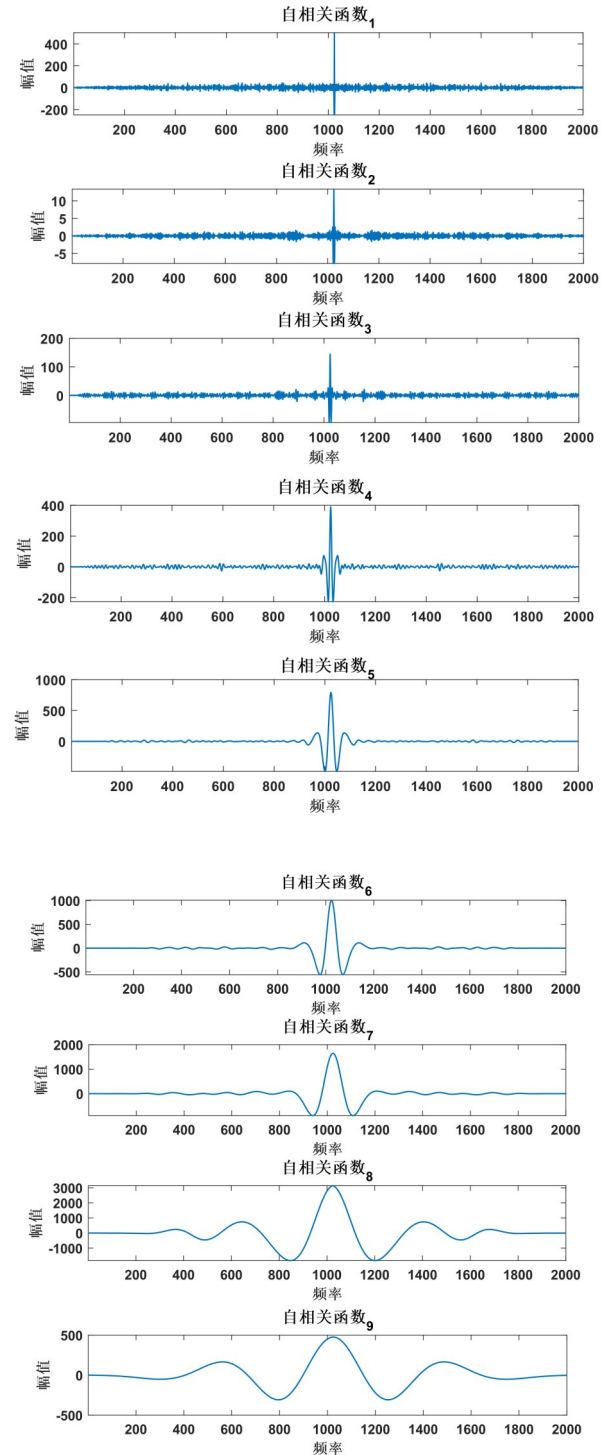


Fig. 5 Autocorrelation function of IMF component of doppler signal
图5 Doppler信号IMF分量的自相关函数

通过 MATLAB 得到的仿真数据如图 6 所示。

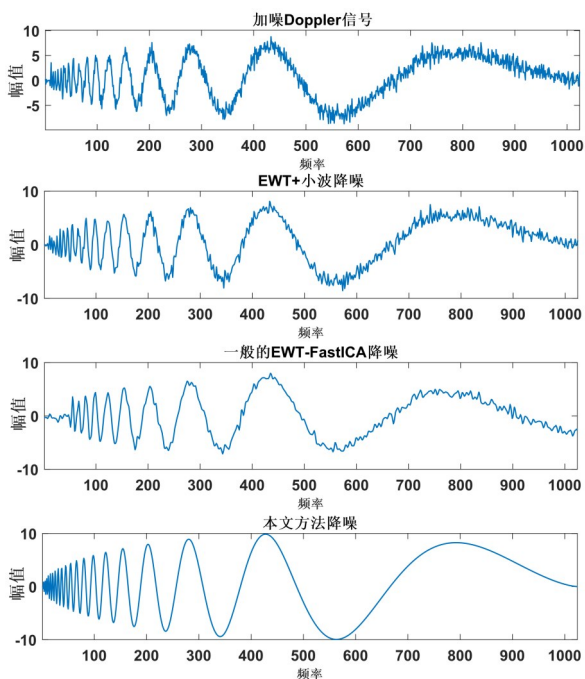


Fig. 6 Comparison of Doppler signal noise reduction results
图 6 对 Doppler 信号降噪结果比较

根据图 6 可知,本文方法在处理此类含噪信号时的效果优于 EWT 结合小波降噪的方法和一般 EWT-FastICA 的降噪方法,降噪结果更符合预期效果,震荡较小、波形平滑,尤其在低频部分,一般的 EWT-FastICA 降噪算法出现了幅值几乎为 0 的情况,本文算法加入了幅值调整,使得幅值恢复原来大小。图 7 实验结果量化指标如表 1 所示。

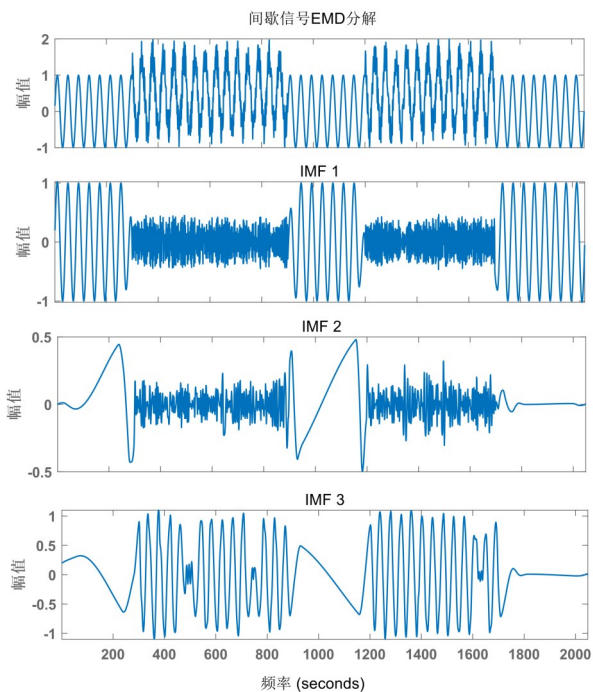


Fig. 7 EMD decomposition of intermittent signals
图 7 EMD 对间歇信号分解图

Table 1 Performance indicators of Doppler signal noise reduction

降噪方法	SNR/dB	相关系数	RMSE
EWT+小波降噪	28.375 1	0.862 2	0.440 1
一般基于 EWT-FastICA 降噪算法	32.536 2	0.943 4	0.289 7
本文方法降噪	64.111 2	0.990 4	0.103 6

为了验证本文方法的有效性,继续选择了对正弦信号间歇叠加噪声信号而形成的新的初始信号。该新的信号称为间歇信号,由 EMD 分解后,所得到的分量会出现模式混叠情况,导致后续信号处理失真,如图 7 中 IMF3 所示。而使用 EWT 分解后,能有效抑制模式混叠情况出现,如图 8 所示。最终去噪结果如图 9 所示,量化指标如表 2 所示。

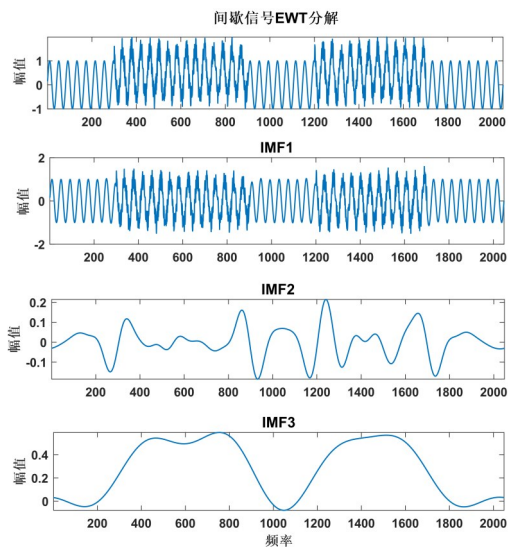


Fig. 8 EWT decomposition of intermittent signals
图 8 EWT 对间歇信号分解图

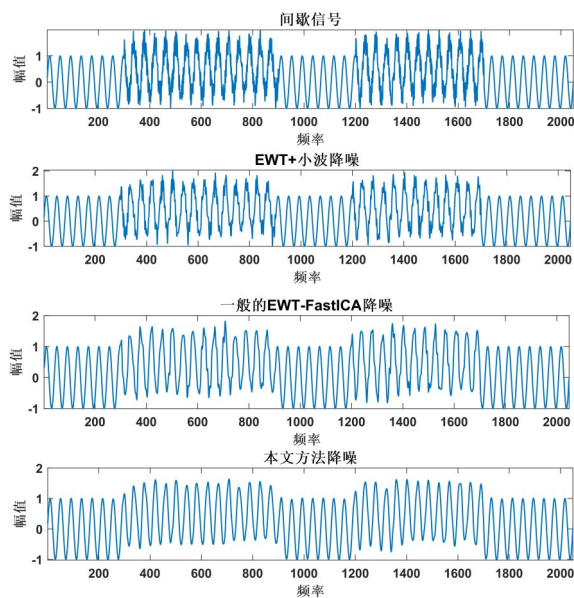


Fig. 9 Comparison of noise reduction results for intermittent signals
图 9 对间歇信号降噪结果比较

Table 2 Performance indicators of intermittent signal noise reduction

表2 对间歇信号降噪的性能指标

降噪方法	SNR/db	相关系数	RMSE
EWT+小波降噪	8.187 2	0.892 3	0.819 2
一般的EWT-FastICA降噪	12.537 5	0.954 1	0.235 4
本文方法降噪	24.036 5	0.981 4	0.132 6

3 水下超声探伤降噪实例分析

图10为水下超声探伤仪实物,该仪表配有超声波探头,探头即用来发射超声波,也可以充当接收器,将返回的回波转换成电信号,在PC端实时显示观测厚度及探测波形。进行水下超声检测时,采用厚度为30.00 mm的实验试块,其中含有缺陷圆孔(直径为1 mm)。

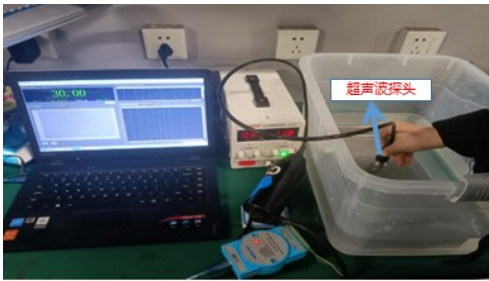


Fig. 10 Physical map of underwater flaw detector

图10 水下探伤仪实物图

通过实验采集到的超声回波信号如图11所示,其中最左边波形为表面回波信号,中间波形为缺陷圆孔回波信号,最右侧波形为底面回波信号。

由于设备只能显示最终波形,无法提供中间数据,故本文采用与之类似的模拟超声信号进行实验,如图12所示,模拟一组三重超声回波信号波形图,最左边波形为表面回波信号,中间波形为缺陷圆孔回波信号,最右侧波形为底面回波信号,加入信噪比为10 dB,信号指定功率为4 dBW的高斯白噪声。

采用本文方法对模拟的超声回波信号进行噪声去除,结果如图13所示。

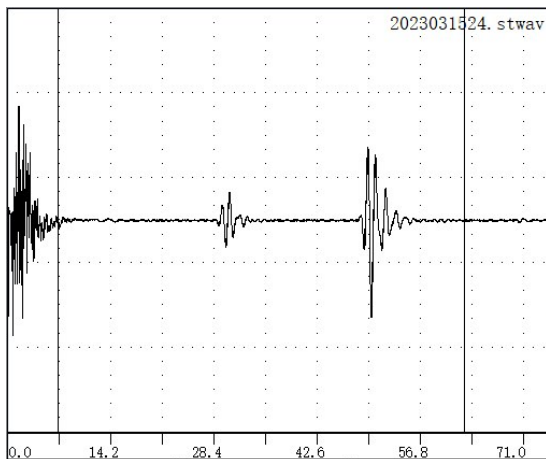


Fig. 11 Measured signal

图11 实测信号

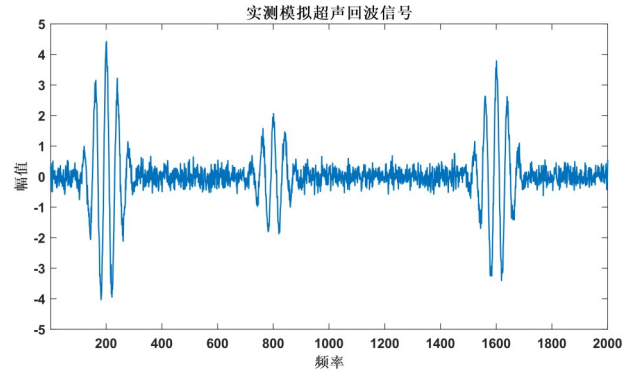


Fig. 12 Measured analog signal

图12 实测模拟信号

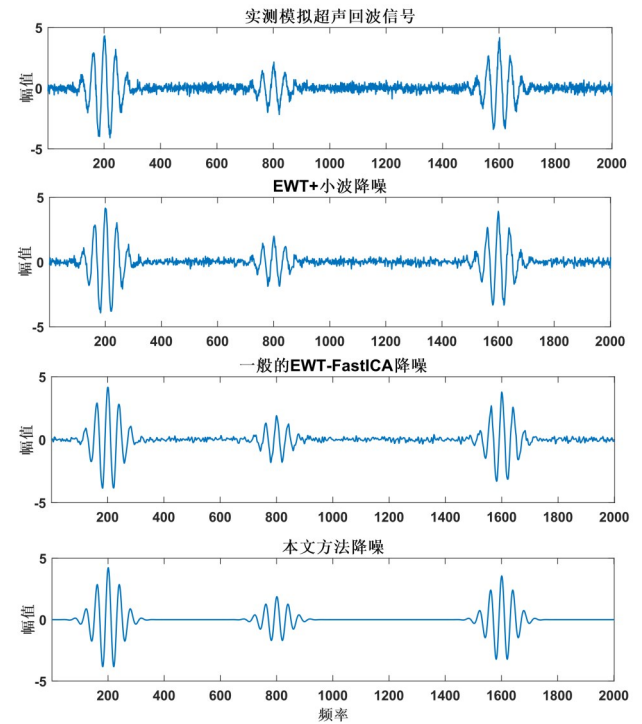


Fig. 13 Comparison of noise reduction results of analog signals

图13 模拟信号降噪结果比较

经过对比可以看到,本文算法降噪效果更好,得到的信号波形更干净,并能很好地保留特征点,结果更符合预期效果。实验量化指标如表3所示。

Table 3 Measured analog ultrasonic echo signal noise reduction performance index

表3 实测模拟超声回波信号降噪性能指标

降噪方法	SNR/db	相关系数	RMSE
EWT+小波降噪	18.187 2	0.882 3	0.559 2
一般的EWT-FastICA降噪	22.537 5	0.944 1	0.435 4
本文方法降噪	44.036 5	0.981 4	0.112 6

4 结语

本文从EWT分解的角度出发,结合FastICA进行降噪处理,对经典测试信号和实测模拟信号去除噪声,得到以

下结论:

(1)水下环境采集超声信号时,因为水下环境波动或者基线漂移往往得不到正确的结果,本文算法在对信号进行EWT分解之后,根据各IMF的模糊熵值和自相关函数值进行筛选,模糊熵采用均值运算,向量的相似性不再由绝对幅值差决定,去除了基线漂移的影响,结果更精准稳定,筛选效果更好。

(2)相比于一般的EWT-FastICA降噪方法,经过本文降噪的信号对FastICA算法进行了幅值调整,可以在消除噪声分量的同时有效保留原始信号中的信息,能解决FastICA算法分离信号时出现的幅值不确定性问题,对后续水下探伤噪声信号的准确分析奠定了基础。

随着算法的不断改进,信号降噪在噪声处理、信噪比提升和均方根误差降低上都会有更进一步的效果。

参考文献:

- [1] CHU H G. Research on hydrodynamic coefficient and motion control of underwater flaw detection robot[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2020.
褚洪贵. 水下探伤机器人水动力系数与运动控制研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2020.
- [2] ZHENG H F, LYU J M, ZHANG B, et al. Research on noise reduction for A-wave ultrasonic signals based on FastICA[J]. Chinese Mechanical Engineering, 2012, 23(10): 1135-1139.
郑慧峰, 吕江明, 张斌, 等. 基于FastICA的超声A波信号降噪研究[J]. 中国机械工程, 2012, 23(10): 1135-1139.
- [3] SHI J W, WU X, LIU T, et al. Application of EWT-FastICA in vibration signal identification for internal combustion engines[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(5): 741-748.
史嘉伟, 伍星, 刘翰, 等. EWT-FastICA在内燃机振动信号识别中的应用[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(5): 741-748.
- [4] LONG X H, HU R, SU D. Bearing fault feature extraction method based on spectral envelope segmentation EWT[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2022, 39(11): 1567-1574.
龙雄辉, 胡蓉, 苏丹. 基于频谱包络分割EWT的轴承故障特征提取方法[J]. 机电工程, 2022, 39(11): 1567-1574.
- [5] LU Y X, CAO L. Bearing fault feature extraction method based on improved CEEMDAN and TEO[J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(2): 109-114.
陆彦希, 曹乐. 基于改进CEEMDAN和TEO的轴承故障特征提取方法[J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(2): 109-114.
- [6] GUO B T, WANG R. Noise filtering of single-channel ultrasonic echo signal based on EEMD-FastICA[J]. Mechanical Engineer, 2022(5): 13-16.
郭北涛, 王茹. 基于EEMD-FastICA的单通道超声回波信号去噪研究[J]. 机械工程师, 2022(5): 13-16.
- [7] TAN D M, YAO H, WU H, et al. Separation of monitoring deflection temperature effect of cable-stayed bridge based on EWT-FastICA[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 980-987, 1038-1039.
谭冬梅, 姚欢, 吴浩, 等. 基于EWT-FastICA的斜拉桥监测挠度温度效应分离[J]. 振动. 测试与诊断, 2022, 42(5): 980-987, 1038-1039.
- [8] XIAO J Q, JIN J T, LI C, et al. Research on bearing fault diagnosis based on CEEMDAN fuzzy entropy and convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2023, 45(1): 26-33.
肖俊青, 金江涛, 李春, 等. 基于CEEMDAN模糊熵CNN轴承故障诊断研究[J]. 机械强度, 2023, 45(1): 26-33.
- [9] SHENG J J, CHEN G, KANG Y X, et al. An improved EWT method for fault diagnosis of rolling bearings [J/OL]. Journal of Aerospace Power. 2024-06-26. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220677>.
盛嘉毅, 陈果, 康玉祥, 等. 一种用于滚动轴承故障诊断的改进EWT方法[J/OL]. 航空动力学报. 2024-06-26. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220677>.
- [10] LU H Y. Wheelset scuff fault detection based on EWT and multi-scale fuzzy entropy[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2021.
陆弘毅. 基于EWT与多尺度模糊熵的轮对擦伤故障检测[D]. 南京: 南京理工大学, 2021.
- [11] CRISTIAN G, LEONTIN T, IRENADELINA M, et al. FastICA algorithm applied on black sea water-level ultrasound measurements [J]. Atmosphere, 2022, 13(12): 1973.
- [12] ZHOU D M, QIU S, TAN J H, et al. Research on applications of FastICA algorithm in the detection of dangerous liquids [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2019, 33(2): 1958003.
- [13] HUANG Y, LI Y, CHEN X F, et al. Concise method for high-precision vibration recovery of Φ -OTDR based on the GF-FastICA algorithm [J]. Optics Letters, 2023, 48(2): 251-254.
- [14] DU F J, HUANG K, GUO Y N. Bearing fault diagnosis based on feature fusion of wavelet packet and fuzzy entropy [J/OL]. Machinery Design and Manufacture. 2023-07-26. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1140.TH.20230428.1012.002.html>.
杜福嘉, 黄康, 郭跃楠. 小波包和模糊熵特征融合的轴承故障诊断[J/OL]. 机械设计与制造. 2023-07-26. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1140.TH.20230428.1012.002.html>.
- [15] WEI W J, LIU X F, ZHANG X M, et al. Fault diagnosis of S700K switch machine based on EEMD multi-scale fuzzy entropy [J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(5): 60-66.
魏文军, 刘新发, 张轩铭, 等. 基于EEMD多尺度模糊熵的S700K转辙机故障诊断[J]. 铁道学报, 2022, 44(5): 60-66.
- [16] LI G, ZHONG H Y, WANG J, et al. Machine learning techniques reveal aberrated multidimensional EEG characteristics in patients with depression [J]. Brain Sciences, 2023, 13(3): 384.
- [17] HUANG Z Y, YAN B S, LIU Z L. Fault feature recognition method of rolling bearing based on FEWT-FastICA [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2023, 40(4): 509-515.
黄致远, 颜丙生, 刘兆亮. 基于FEWT-FastICA的滚动轴承故障特征识别方法[J]. 机电工程, 2023, 40(4): 509-515.
- [18] SONFACK G B, RVIER P. Application of single channel blind source separation based-EEMD-PCA and improved FastICA algorithm on non-intrusive appliances load identification [J]. Journal of Electrical and Electronic Engineering, 2022, 10(3): 114-120.
- [19] ZHU Y, ZENG Q J, AN J L, et al. Research on denoising method of underwater damaged signal based on CEEMDAN-wavelet packet [J]. Software guide, 2022, 21(12): 63-68.
朱颖, 曾庆军, 安家乐, 等. 基于CEEMDAN-小波包的水下含伤信号去噪方法研究[J]. 软件导刊, 2022, 21(12): 63-68.
- [20] LIN C X, LIU W T, ZHANG Y, et al. Research on noise reduction of cylinder head vibration signal by improved EEMD algorithm [J]. Software Guide, 2020, 19(11): 159-163.
林传喜, 刘维亭, 张懿, 等. 改进EEMD算法在缸盖振动信号降噪中的应用研究[J]. 软件导刊, 2020, 19(11): 159-163.

(责任编辑: 孙娟)