

文章编号:1671-6833(2022)05-0091-07

基于 CEEMDAN 和 MPE 的导墙振动信号降噪方法及应用

刘 昉¹, 张鲁丰¹, 庞博慧², 梁 超¹, 姚 烨¹

(1. 天津大学 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300354; 2. 华能澜沧江水电股份有限公司, 云南 昆明 650214)

摘 要: 针对泄流导墙实测振动位移信号中存在随机噪声的问题, 将多尺度排列熵引入到泄流导墙振动信号的降噪处理中, 使用一种应用于泄流结构的基于自适应噪声的完备总体经验模态分解 (CEEMDAN) 和多尺度排列熵 (MPE) 联合去噪的方法。首先, 通过 CEEMDAN 方法对导墙振动信号进行处理, 得到一系列固有模态函数 (IMF); 其次, 通过多尺度排列熵分析各 IMF 的随机性, 并以多尺度排列熵值作为评价指标, 将各 IMF 分量筛选为含噪声的 IMF 分量和纯净的 IMF 分量; 最后, 利用小波阈值降噪方法对含噪声的 IMF 分量进行降噪处理, 将降噪处理后的数据与剩余纯净的 IMF 分量重构, 获得降噪后的泄流导墙振动信号。仿真信号和工程实例结果表明: 使用该方法提高了信号的降噪效果, 能精确去除泄流导墙振动信号中的噪声, 且有效保留了振动信号中的特征信息, 具有一定的可行性。该方法的降噪结果可以作为实现对泄流导墙安全监测的可靠依据, 可以应用到与之类似的导墙振动信号降噪处理中, 为实现泄流导墙结构的健康运行打下基础。

关键词: 泄流导墙振动信号; CEEMDAN; 多尺度排列熵; 小波阈值分析; 信号降噪

中图分类号: TV65 **文献标志码:** A **doi:** 10. 13705/j. issn. 1671-6833. 2022. 05. 002

0 引言

导墙作为轻型泄流结构, 长期受水流、风等环境因素的干扰, 会由于疲劳和腐蚀发生开裂损伤, 而且导墙水下部分结构损伤不易被直接发现^[1]。Taxakana、Navajo 等水利枢纽的导墙都因水流诱发振动而破坏^[2]。对导墙实施振动监测是保证水电站安全运行的必要手段, 而监测数据受现场工作环境影响, 会存在噪声干扰, 使得结构振动特征信息被淹没, 因此需要对信号进行降噪以获得真实信号。

国内外学者对信号降噪进行了很多研究, 徐国宾等^[3]利用小波变换有效地去除了水垫塘底板振动信号的噪声, 同时保留原始信号的细节部分。李成业等^[4]利用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD)^[5]与小波变换相结合的滤波方法, 对拱坝振动信号进行降噪, 提取振动特征。EMD 无须像小波变换一样设置基函数, 克服了依赖主观经验的缺点, 但其存在模态混叠和端点效应问题^[6]。胡剑超等^[7]对实测振动信号

进行处理, 采用完备总体经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition, CEEMD) 与小波包阈值降噪结合的方法对信号进行滤波降噪, CEEMD^[8]通过向原信号中添加正负成对的高斯白噪声以解决 EMD 存在的模态混叠现象, 但加入的白噪声难以彻底消除, 重构信号中含有残余噪声。自适应噪声的完备总体经验模态分解 (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)^[9]做出进一步改进, 在 EMD 的每个阶段自适应地添加白噪声, 计算唯一余量信号获得各 IMF 分量, 分解过程完备。重构误差很小, 消除了添加噪声对信号的影响, 提高了计算效率及准确性。Bai 等^[10]使用 CEEMDAN 方法、排列熵 (permutation entropy, PE) 和峰值滤波联合去噪算法, 能有效去除齿轮箱振动信号噪声。

基于上述情况, 本文使用 CEEMDAN 和多尺度排列熵 (multi-scale permutation entropy, MPE) 即 CEEMDAN-MPE 联合降噪方法, 对振动数据进行 CEEMDAN 处理; 利用 MPE 检验各 IMF 分量的

随机性,筛分为含噪声的 IMF 和纯净 IMF;然后采用小波阈值降噪处理含噪声的 IMF 分量;最后将处理后的含噪声的 IMF 分量与纯净 IMF 分量进行重构,达到降噪目的,并将其应用于导墙的实测振动位移信号,验证了该方法的有效性。

1 基本原理

1.1 CEEMDAN 算法

CEEMDAN 通过在 EMD 的每个阶段添加自适应白噪声,在较少平均次数下其重构误差仍然很小,可以解决 EEMD 算法中的噪声残留问题,运算效率也有相应提高,具体步骤总结如下。

(1)在原始信号 $x(t)$ 中添加白噪声 $\varepsilon_0 n_i(t)$,其中 ε_0 为第一次添加的白噪声幅值系数,则第 i 次信号可以表示为 $x_i(t) = x(t) + \varepsilon_0 n_i(t)$,对各 $x_i(t)$ 通过 EMD,得到各个信号第一阶分量 imf_{i1} 和残差 $r_{i1}(t)$ 。

$$\begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{EMD}} \begin{pmatrix} imf_{11} & r_{11}(t) \\ imf_{21} & r_{21}(t) \\ \vdots & \vdots \\ imf_{n1} & r_{n1}(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

所以第一阶分量 $imf_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n imf_{i1}$,残余信号 $r_1(t) = x(t) - imf_1$ 。

(2)定义算子 $E_i(\cdot)$ 为使用 EMD 后的第 j 个分量,对 $r_1(t)$ 中添加白噪声 $\varepsilon_1 E_1[n_i(t)]$,然后进行分解,得到第二阶分量:

$$imf_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_1 \{ r_1(t) + \varepsilon_1 E_1[n_i(t)] \} \quad (2)$$

以此类推,第 k 个残余信号为

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - imf_k \quad (3)$$

(3)第 $(k+1)$ 阶分量为

$$imf_{k+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_1 \{ r_k(t) + \varepsilon_k E_k[n_i(t)] \} \quad (4)$$

(4)重复步骤(2)和(3),直到信号无法继续分解,运算终止,共得到 K 个分量,最终残余量为

$$r(t) = x(t) - \sum_{i=1}^K imf_i \quad (5)$$

此时,原始信号可以表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^K imf_i + r(t) \quad (6)$$

1.2 MPE 算法

MPE 能够检测信号的突变性和随机性,是一种判断信号复杂度的指标^[11]。与排列熵 PE 只能检测单一尺度的随机性相比,MPE 能够衡量信

号不同尺度下的随机性^[12],而泄流振动信号在不同尺度均包含重要信息,因此 MPE 更适用于该信号分析。计算步骤如下。

对时间序列 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_L\}$ 进行多尺度粗粒化处理:

$$y_j^s = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} z_i, 1 \leq j \leq \frac{L}{s} \quad (7)$$

式中: s 为尺度因子; j 为对应片段的编号; y_j^s 为多尺度时间序列。

对 y_j^s 进行重构,形成 N 个片段信号:

$$N = (L/s - (m - 1)t); \quad (8)$$

$$Y_t^s = [Y_t^s, Y_{t+\tau}^s, \dots, Y_{t+(m-1)\tau}^s] \quad (9)$$

式中: m 为嵌入维数; t 为时间延迟。

计算尺度因子为 s 时重构序列 Y_t^s 的排列熵:

$$H_p^s(m) = - \sum_{j=1}^{m!} P_j^s \ln P_j^s \quad (10)$$

式中: P_j 为第 j 次符号出现的概率。

对式(10)计算排列熵进行归一化处理:

$$h_p^s = H_p^s(m) / \ln m! \quad (11)$$

熵值大小代表时间序列的随机和复杂程度,值越接近于 1,随机性越强,非平稳程度越高。参考文献[13],将排列熵阈值设置为 0.6,大于或等于阈值的 IMF 分量视为含噪声的分量,需要进一步处理。

1.3 小波阈值去噪

小波阈值去噪的原理为将信号经过小波变换产生的小波系数中会含有信号的重要信息,真实信号的系数较大,噪声信号的系数较小,通过对小波系数设置合适的阈值,小于阈值的小波系数认为是由噪声引起,将其置 0 从而达到去噪目的^[14]。具体步骤主要包括:

(1)选择合适的小波基及分解层数,对含噪信号进行小波分解;

(2)选择合适的阈值方法对各分解尺度下的小波系数进行阈值处理;

(3)对小波系数进行重构,完成降噪。

小波阈值处理主要有软阈值去噪和硬阈值去噪。软阈值去噪与硬阈值去噪相比,克服了不连续的缺陷,去噪后结果更平滑,因此本文采用软阈值去噪方法,其数学表达式为

$$\hat{d}_{j,k} = \begin{cases} 0, & |d_{j,k}| < \lambda; \\ d_{j,k} - \lambda \operatorname{sgn} d_{j,k}, & |d_{j,k}| \geq \lambda. \end{cases} \quad (12)$$

式中: λ 为阈值, $\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ ^[15], σ 为噪声标准差, N 为信号长度; $d_{j,k}$ 为小波变换后的小波系数。

2 CEEMDAN-MPE 联合降噪

CEEMDAN-MPE 联合降噪方法的步骤如下。

首先,利用 CEEMDAN 将导墙振动信号进行分解,获得若干 IMF 分量,计算各 IMF 的 MPE 值 Z_{MPE} ,检验各 IMF 分量的随机性,若 MPE 值大于等于设定的阈值 0.6,为含噪声的 IMF 分量;MPE 值小于 0.6 则为纯净 IMF。其次,对于含噪声的 IMF 分量使用小波软阈值方法进行去噪。最后,将小波软阈值处理后的结果与纯净 IMF 分量进行重构,得到去噪后的信号,流程见图 1。

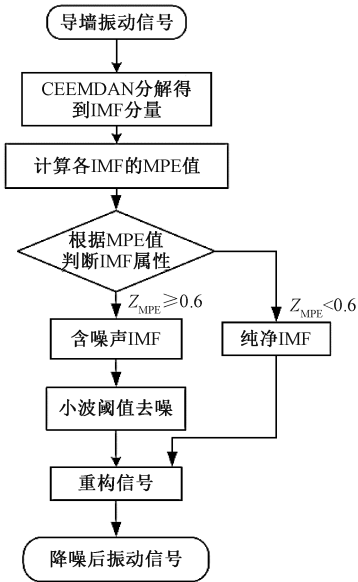


图1 CEEMDAN-MPE 降噪方法流程
Figure 1 Flow chart of CEEMDAN-MPE denoising method

利用仿真信号验证联合降噪方法的效果。设置采样时间为 10 s,采样频率为 100 Hz 的仿真信号,其表达式为

$$y_1 = 0.3\sin \pi t + 0.5\sin 2\pi t + 0.4\sin 8\pi t。$$
 (13)

加噪后信号表达式为

$$y_2 = y_1 + w。$$
 (14)

式中: $w = 0.5randn(1,1\ 000)$ 为白噪声分量,由 MATLAB 软件生成,白噪声随时间起伏变化快,其功率谱密度在频带内是均匀的或者变换很小。

采用 CEEMDAN-MPE 方法对信号进行处理,得到降噪后结果见图 2。由图 2 可知,添加的白噪声已被去除,信号波形与原始信号的相似程度较高。

为验证降噪效果,分别使用 CEEMDAN-相关系数方法及 EEMD-MPE 方法对信号进行处理,并与本文方法进行对比。含噪声 IMF 分量与原信号相关性很差,因此可根据各 IMF 分量与原信号的相关系数来判定虚假分量^[16],相关系数计算公式为

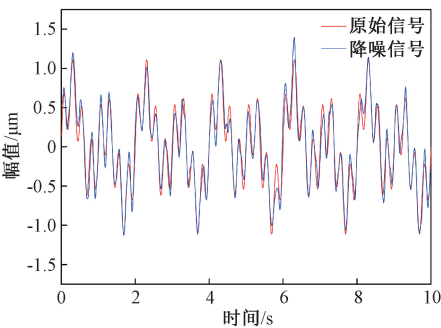


图2 降噪后信号波形对比
Figure 2 Comparison of signal waveform after denoising

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2(Y_i - \bar{Y})^2}}。$$
 (15)

式中: X 为 IMF 分量; Y 为原始信号; N 为信号长度。

选择信噪比 (SNR)、均方根误差 (RMSE) 及降噪信号与原始信号的相关系数作为评价降噪效果的指标。信噪比及相关系数越大,均方根误差越小,则有较好的降噪效果。由表 1 可知本文采用方法降噪效果最优。

表1 不同降噪方法的效果评价

Table 1 Effect evaluation of different denoising methods			
降噪方法	信噪比	相关系数	均方根误差
EEMD-MPE	7.918 9	0.928 4	0.224 8
CEEMDAN-相关系数法	10.759 4	0.954 5	0.167 1
CEEMDAN-MPE	12.116 6	0.969 3	0.123 9

3 工程应用

3.1 工程概况

某水电站泄水建筑物由主河床的 4 孔泄洪闸和右岸导流明渠内 3 孔泄洪闸组成。以泄流导墙为研究对象,在其顶面布置 10 个测点,具体布置见图 3,各测点布置三向低频振动位移传感器,导墙横河向振动量大,顺河向及垂向振动相对较小,所以主要对导墙横河向振动进行研究。通过分析发现,距离闸门较近的测点振动量相对较大,且易受到噪声干扰,淹没有用信号,影响监测结果。因此,选取位于导墙斜坡段的测点 2 进行降噪处理。

3.2 降噪处理与分析

测点 2 的振动位移时程线及功率谱密度如图 4 所示。由图 4 可知,振动信号有较多“毛刺”,存在噪声,采用 CEEMDAN-MPE 联合降噪方法对其



图3 导墙及测点布置

Figure 3 Guide wall and measuring point layout

进行处理。首先进行 CEEMDAN 分解,共得到 13 个 IMF 分量,IMF1~IMF13 频率依次降低。

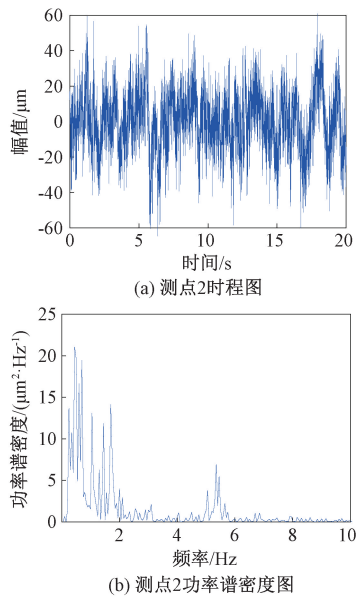


图4 测点2振动信号时程图与功率谱密度图
Figure 4 Time history and power spectral density of vibration signal at measuring point 2

通过 MPE 方法计算各 IMF 分量的 MPE 值 (Z_{MPE}),需要设置合适的参数,本文使用互信息法和伪近邻法^[17]计算时间延迟 τ ,选择嵌入维数 m 。信号的互信息与时间延迟 τ 的关系见图 5。 $\tau=1$ 时,互信息值取得的第一个极小值,为最优延迟时间。

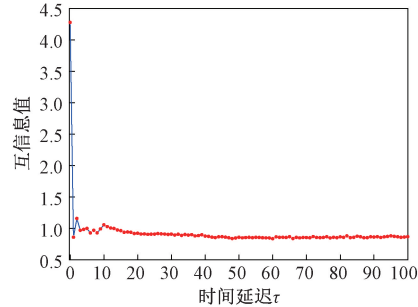


图5 互信息随时间延迟变化曲线

Figure 5 Curve of mutual information with time delay

在时间延迟 τ 基础上,嵌入维数通过分析伪近邻率随嵌入维数的变化规律来确定。判据 1 阈值设置为 15,判据 2 阈值设置为 2,最大嵌入维数设置为 10。伪近邻率计算结果如图 6 所示。

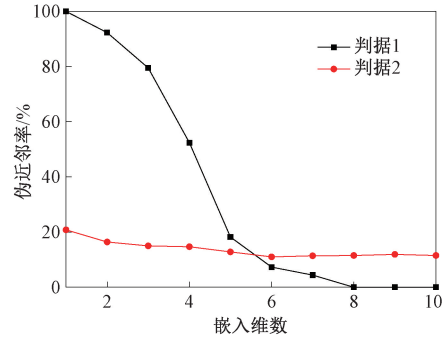


图6 伪近邻率随嵌入维数变化曲线

Figure 6 Curve of FNNP with embedding dimension

图 6 中,判据 1 的伪邻近率逐渐降低,判据 2 的伪邻近率在嵌入维数为 6 之后不再随嵌入维数的增加而减少,因此,最佳嵌入维数 $m=6$ 。选定嵌入维数及时间延迟后,经过试算,选择尺度因子 $s=12$ 。各 IMF 分量的 Z_{MPE} 如图 7 所示。IMF1~IMF13 的 Z_{MPE} 逐渐降低,其中 IMF1~IMF6 的 Z_{MPE} 大于 0.6,视为含噪声的 IMF 分量;IMF7~IMF13 的 Z_{MPE} 值小于 0.6,为纯净 IMF 分量。

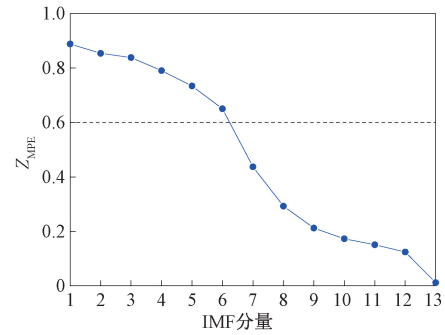


图7 IMF 分量的 Z_{MPE}

Figure 7 Z_{MPE} of the IMF component

采用小波软阈值去噪方法对 IMF1~IMF6 分量进行处理,选择去噪效果较好的 db4 小波基,进行 4 层分解,固定阈值为 9.673 0。将降噪后的 IMF1~IMF6 与 IMF7~IMF13 进行重构,得到降噪后的导墙振动信号如图 8 所示。

对比图 4 和图 8 可知,降噪后信号噪声减少,更好地反映了导墙振动的波形特征。从功率谱密度图中可知,大于 6 Hz 的高频白噪声成分已被去除,低频成分信息保存完好,保留了信号的关键信息。

3.3 降噪效果评价

为进一步验证本文算法的有效性,分别用

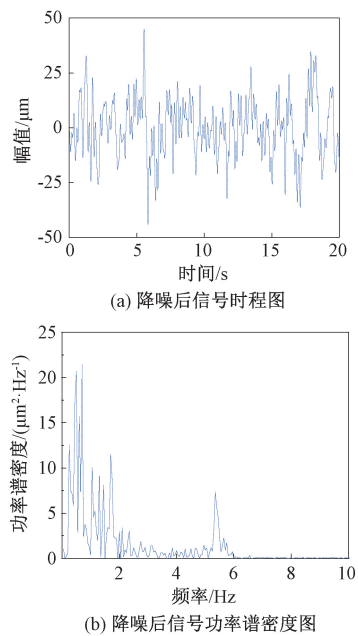


图 8 降噪后信号时程图与功率谱密度图

Figure 8 History diagram and power spectral density diagram of signal after denoising

EEMD-MPE 算法及 CEEMDAN-相关系数算法对信号进行处理,降噪结果见图 9。

由图 9 可知,CEEMDAN-MPE 联合降噪的效果优于另外 2 种方法,EEMD-MPE 降噪效果一般,仍存在有部分高频噪声,是因为 EEMD 分解时加入的白噪声无法彻底消除;CEEMDAN-相关系数降噪后信号峰值点处仍存在“毛刺”,而且部分低频成分被滤除,是由于 CEEMDAN 分解能够消除加入白噪声的影响,但相关系数判断各 IMF 分量属性不准确,使得效果不佳。在本文采用的方法中,通过计算各 IMF 分量的 MPE 值,能更好地判断出含噪声的 IMF 分量及纯净 IMF 分量。

由于在实际工程中,实测信号中有效信号和噪声信号的功率均是未知的,无法采用信噪比判断降噪效果。因此本文引入降噪误差比($dnSNR$)判断降噪质量^[18],其计算公式如下:

$$dnSNR = 10\lg(P_s/P_g)。$$
 (16)

式中: P_s 为含噪信号的功率; P_g 为去除噪声信号

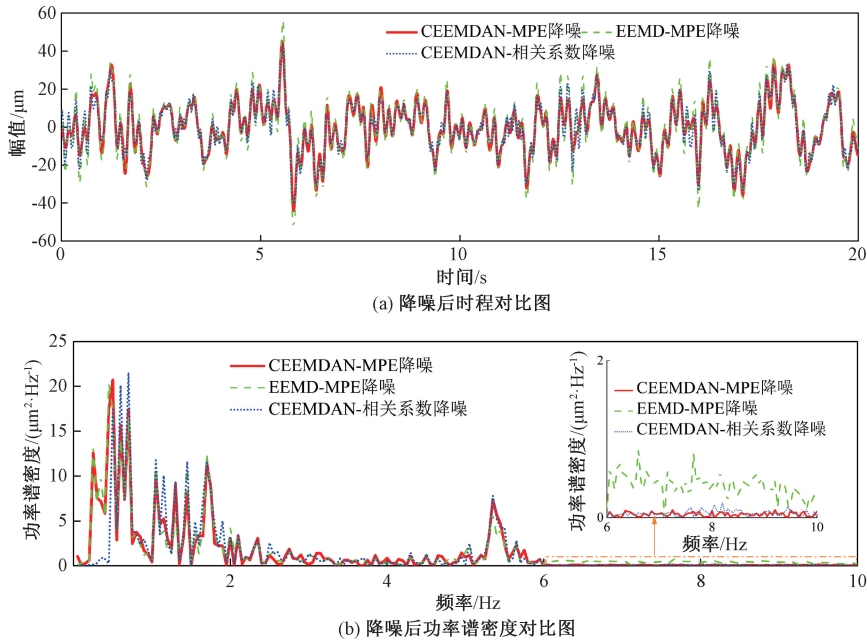


图 9 降噪效果对比图

Figure 9 Comparison diagram of denoising effect

的功率, $dnSNR$ 值越小,表明降噪效果越显著。各方法的降噪误差比计算结果见表 2。

由表 2 可知,CEEMDAN-MPE 算法的降噪误差比最小,表明该算法降噪效果最好。

表 2 降噪误差比计算结果

Table 2 Calculation results of denoising error ratio

降噪方法	降噪误差比
EEMD-MPE	4.235 6
CEEMDAN-相关系数	3.272 1
CEEMDAN-MPE	2.859 6

4 结论

使用 CEEMDAN 和 MPE 联合降噪的方法,对导墙振动信号进行 CEEMDAN 分解,利用 MPE 方法计算各 IMF 分量随机程度,结合小波变换对含噪声的 IMF 进行降噪,并与余下纯净 IMF 分量进行重构,完成降噪。通过该方法对实测信号进行分析,结果表明该方法在有效降噪的同时,更好地保留了结构特征信息。比较于 EEMD-MPE 方法及 CEEMDAN-相关系数方法,该方法更适用于导

墙振动信号降噪,提高了导墙振动的监测精度,为实现泄流导墙健康运行及故障诊断提供依据。

参考文献:

- [1] 练继建, 张建伟, 王海军. 基于泄流响应的导墙损伤诊断研究[J]. 水力发电学报, 2008, 27(1): 96-101.
LIAN J J, ZHANG J W, WANG H J. Study on damage diagnosis of guide wall based on flood discharge response[J]. Journal of hydroelectric engineering, 2008, 27(1): 96-101.
- [2] 李火坤, 练继建, 刘永智. 三峡左导墙泄洪振动原型观测及其动态识别与安全评估[J]. 水利水电工程学报, 2010(3): 59-64.
LI H K, LIAN J J, LIU Y Z. Prototype observation of flood discharge-induced vibration and its dynamic identification and safety evaluation of Three Gorges left guide wall[J]. Hydro-science and engineering, 2010(3): 59-64.
- [3] 徐国宾, 谷宇杰, 刘昉. 小波分析在高坝泄流水垫塘信号分析中的应用[J]. 水力发电学报, 2013, 32(3): 114-119.
XU G B, GU Y J, LIU F. Application of wavelet analysis to vibration signal processing for high dam plunge pool[J]. Journal of hydroelectric engineering, 2013, 32(3): 114-119.
- [4] 李成业, 练继建, 刘昉, 等. EMD 与小波阈值联合滤波方法的改进及其在泄流结构振动分析中的应用[J]. 振动与冲击, 2013, 32(19): 63-70, 110.
LI C Y, LIAN J J, LIU F, et al. An improved filtering method based on EMD and wavelet-threshold and its application in vibration analysis for a flood discharge structure[J]. Journal of vibration and shock, 2013, 32(19): 63-70, 110.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the royal society of London series A: mathematical, physical and engineering sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [6] 戴婷, 张榆锋, 章克信, 等. 经验模态分解及其模态混叠消除的研究进展[J]. 电子技术应用, 2019, 45(3): 7-12.
DAI T, ZHANG Y F, ZHANG K X, et al. The research progress of empirical mode decomposition and mode mixing elimination[J]. Application of electronic technique, 2019, 45(3): 7-12.
- [7] 胡剑超, 练继建, 马斌, 等. 基于 CEEMD 和小波包阈值的组合降噪及泄流结构的模态识别方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(17): 1-9.
HU J C, LIAN J J, MA B, et al. A de-noising and modal identification combined method based on CEEMD and wavelet packet threshold for flood discharge structures[J]. Journal of vibration and shock, 2017, 36(17): 1-9.
- [8] 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.
- [9] 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. Piscataway: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [10] BAI L L, HAN Z N, LI Y F, et al. A hybrid de-noising algorithm for the gear transmission system based on CEEMDAN-PE-TFPP[J]. Entropy, 2018, 20(5): 361.
- [11] 姚文坡, 刘铁兵, 戴加飞, 等. 脑电信号的多尺度排列熵分析[J]. 物理学报, 2014, 63(7): 427-433.
YAO W P, LIU T B, DAI J F, et al. Multiscale permutation entropy analysis of electroencephalogram[J]. Acta physica sinica, 2014, 63(7): 427-433.
- [12] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2013, 24(19): 2641-2646.
ZHENG J D, CHENG J S, YANG Y. Multi-scale permutation entropy and its applications to rolling bearing fault diagnosis[J]. China mechanical engineering, 2013, 24(19): 2641-2646.
- [13] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21): 21-26, 46.
ZHENG J D, CHENG J S, YANG Y. Modified EEMD algorithm and its applications[J]. Journal of vibration and shock, 2013, 32(21): 21-26, 46.
- [14] 张天国. 小波分析在信号降噪中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
ZHANG C G. Research on the application of wavelet analysis in signal denoising[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2012.
- [15] 崔公哲, 张朝霞, 杨玲珍, 等. 一种改进的小波阈值去噪算法[J]. 现代电子技术, 2019, 42(19): 50-53, 58.
CUI G Z, ZHANG Z X, YANG L Z, et al. An improved wavelet threshold denoising algorithm[J]. Modern electronics technique, 2019, 42(19): 50-53, 58.
- [16] 熊春宝, 于丽娜, 常翔宇. 基于 EEMD-小波阈值去

噪的桥梁结构模态参数识别[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2020, 53(4): 378-385.

XIONG C B, YU L N, CHANG X Y. Modal parameter identification of bridge structures based on EEMD-wavelet threshold denoising[J]. Journal of Tianjin university (science and technology), 2020, 53 (4): 378-385.

[17] 饶国强, 冯辅周, 司爱威, 等. 排列熵算法参数的优化确定方法研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33 (1): 188-193.

RAO G Q, FENG F Z, SI A W, et al. Method for optimal determination of parameters in permutation entropy algorithm [J]. Journal of vibration and shock, 2014, 33 (1): 188-193.

[18] 闫祥海, 周志立, 李忠利. 拖拉机动力输出轴载荷经验模态分解软阈值降噪研究[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(5): 67-72, 122.

YAN X H, ZHOU Z L, LI Z L. Study on the noise reduction of tractor power take-off load by empirical mode decomposition soft-threshold method[J]. Journal of Xi'an Jiaotong university, 2019, 53 (5): 67 - 72, 122.

Denoising Method of Discharge Guide Wall Vibration Signal
Based on CEEMDAN and MPE and Its Application

LIU Fang¹, ZHANG Lufeng¹, PANG Bohui², LIANG Chao¹, YAO Ye¹

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300354, China; 2. Huaneng Lancang River Hydropower Inc. , Kunming 650214, China)

Abstract: In order to solve the problem of random noise in the measuring vibration displacement signals of the discharge guide wall, multi-scale permutation entropy was introduced to reduce the noise of the vibration signal of the discharge guide wall. A signal denoising method based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise(CEEMDAN) and multi-scale permutation entropy(MPE) was applied to discharge structures. The vibration signal of the guide wall was decomposed by CEEMDAN to obtain a series of intrinsic mode functions (IMFs), and then the multi-scale permutation entropy (MPE) was introduced to analyze the randomness of each IMF, and MPE value was used as the evaluation index to screen them into noise-dominant IMF and real IMF. The wavelet threshold denoising method was used to denoise the noise-dominant IMF. The processed data was reconstructed with the remaining real IMFs to obtain the pure guide wall vibration signal. The results of simulation signals and engineering examples showed that this method could improve the noise reduction effect of the signal, accurately remove the noise in the vibration signal of the discharge guide wall, and retain the characteristic information of the vibration signal effectively, it had certain feasibility. The noise reduction results of this method could be used as a reliable basis for the safety monitoring of the discharge guide wall, and could be applied to the noise reduction of similar vibration signals of the guide wall.

Keywords: discharge guide wall vibration signal; CEEMDAN; multi-scale permutation entropy; wavelet threshold analysis; signal denoising