

基于 ASVD-IVMD 的溢流坝流激振动响应 信号联合降噪*

柳 波^{1,2}, 李火坤², 徐瑛丹³, 谢亨旺⁴, 才 硕¹, 唐义员²,
朱慧琪⁵, 焦子轩²

(1. 江西省灌溉试验中心站 南昌, 330201) (2. 南昌大学工程建设学院 南昌, 330031)

(3. 景德镇市浯溪口水利枢纽管理中心 景德镇, 333032)

(4. 江西省赣抚平原水利工程管理局 南昌, 330201)

(5. 中国瑞林工程技术股份有限公司 南昌, 330031)

摘要 针对溢流坝流激振动响应信号易受背景及水流噪声干扰而影响结构动力特性精准识别的问题,提出了一种基于自动奇异值分解(automatic singular value decomposition,简称 ASVD)和改进变分模态分解(improved variational mode decomposition,简称 IVMD)的溢流坝流激振动响应信号联合降噪方法。首先,基于归一化奇异值差分谱和超参数法,自动确定 SVD 的有效奇异值界限以自动滤除背景噪声;其次,结合样本熵和红嘴蓝鹊优化算法自适应选取 VMD 算法关键参数,以解决溢流坝结构密频信息难以分离、信号分量模态混叠严重的问题,并利用相关系数对固有模态分量进行筛选,实现了低频水流噪声的有效滤除;最后,构建了一种基于 ASVD-IVMD 的溢流坝流激振动响应信号联合降噪方法,并将该方法应用于某实际溢流坝流激振动响应信号降噪之中。结果表明:相较于原信号,所提方法降噪后信号的信噪比提高了 5.035 倍,均方根误差减少了 93.6%,说明该方法具有良好的降噪性能,可为准确获取溢流坝运行动力特性提供有力支撑。

关键词 溢流坝;流激振动;信号降噪;自动奇异值分解;变分模态分解

中图分类号 TH825;TV312;TV652

0 引 言

基于环境振动信号获取的泄流结构模态参数可用于评估泄流结构的健康状况,如何准确获取泄流结构环境振动信号中的有效信息和模态参数对于泄流结构的动态监测至关重要^[1-3]。对于大体积、大刚度的泄流结构而言,水力机械、风荷载以及大地脉动等环境激励通常能量较小,难以激发结构振动。泄流激励作为一种携带能量较大的环境激励,能够有效激发结构振动,且其激励能够被较好地控制,展现出较为广阔的应用前景^[4]。然而,泄流结构流激振动响应信号易受各种环境背景噪声及水流噪声的影响,使得结构动力信息易被淹没^[5]。因此,如何对其流激振动响应信号进行有效的降噪处理,对于准确获取泄流结构运行状态下的动力特性信息具有重要

意义。

振动信号处理技术包括小波阈值、奇异值分解(singular value decomposition,简称 SVD)和经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)等^[6-7]。其中,EMD 作为一种自适应分解方法,因其能够实现自适应地将信号分解为多个固有模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)得到了较为广泛的应用,但其分解效果易受端点效应和模态混叠的影响。有学者通过添加白噪声或引入局部平均包络概念对其进行改进,但上述问题仍未完全解决^[7-8]。变分模态分解基于变分优化理论,通过最小化信号的总变分来自适应地分解信号,有效解决了模态混叠和频谱泄漏的问题,在众多领域中得到了广泛应用^[9],但其约束变分模型中模态数和惩罚因子的预设将直接影响分解结果。

* 江西省水利厅科技课题资助项目(202526YBKT08);国家自然科学基金资助项目(52509097,52479065);江西省双千计划科技创新高端人才资助项目(JXSQ2023201017);江西省自然科学基金重点资助项目(20252BAC200637,20232ACB204027);中国博士后科学基金资助项目(GZC20252068,2025M783192)

收稿日期:2025-01-13;修回日期:2025-04-08

对于溢流坝这类泄流结构振动信号而言,如何有效滤除低频水流噪声和分离结构密频分量是当前研究难点^[10]。由于不同的信号处理方法对于高频或低频噪声的降噪性能各异,因此学者们结合了不同方法的优势。刘昉等^[11]采用自适应噪声的完备总体经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,简称CEEM-DAN)和小波阈值开展了导墙结构流激振动信号的去噪处理。刘忠等^[12]基于VMD与小波阈值对水下机器人获取的复杂水声信号进行了滤波降噪,提升了水声信号的特征提取质量,但其小波阈值中存在基函数难以自动选取的问题。李慧等^[13]在确定VMD算法模态数的基础上结合奇异谱分析,有效去除了泄流激励下坝体振动信号中的环境噪声。张建伟等^[14]采用CEEMDAN和SVD对泄流激励下拉西瓦拱坝物理模型的振动信号进行了降噪处理,有效滤除了高频白噪声。上述研究表明,综合不同降噪方法的优势通常能够得到较好的降噪效果,但由于联合降噪时所涉及的关键参数将直接影响降噪的效率和精度,如SVD中的有效奇异值界限以及VMD中的模态数和二次惩罚因子等,因此如何自适应选取上述关键参数仍有待进一步研究。

泄流结构宣泄洪水时,其水流脉动荷载除激发泄流结构固有频率处的振动响应外,由于水流脉动荷载自身存在低频的优势频率,易导致结构出现受迫振动且结构响应中出现低频的水流优势频率^[13],加之背景噪声的干扰,容易导致泄流结构有效振动信号被淹没。为此,本研究提出一种基于ASVD和IVMD的泄流结构流激振动响应信号联合降噪方法,通过对构造的数字信号进行降噪处理以验证其有效性,并利用所提方法对实际溢流坝流激振动响应信号进行去噪,以降低噪声的干扰。

1 ASVD-IVMD联合降噪理论

1.1 ASVD算法理论

奇异值分解降噪对背景白噪声具有较强的滤除能力,其降噪原理如下:首先,利用含噪信号构造Hankel矩阵进行奇异值分解;其次,通过确定噪声信息和有效信息之间奇异值的界限并舍弃界限后的奇异值进行信号重构,从而实现噪声的有效滤除^[15]。

假设要降噪的溢流坝流激振动响应信号为 $X_0=(x_1, x_2, \dots, x_N)$,基于相空间重构理论构造Hankel矩阵^[16]为

$$H = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} = D + W \quad (1)$$

其中: H 为构造的Hankel矩阵; m 为嵌入维数,满足 $m+n-1=N$; D 为重构空间中有效信号的 $m \times n$ 维矩阵; W 为重构空间中噪声信号的 $m \times n$ 维矩阵。

在一般情况下,当 m 设置为 $m = \lceil (N+1)/2 \rceil$, N 为奇数或 $\lfloor N/2 \rfloor$, N 为偶数,矩阵 H 更接近或满足方阵形式时,可得到更好的降噪效果^[15]。

利用奇异值分解降噪的本质是找到矩阵 D 的最佳近似矩阵。矩阵 H 奇异值分解后可得

$$H = U \Sigma V^T \quad (2)$$

其中: U 、 V 分别为正交归一化的 $m \times n$ 维和 $n \times n$ 维矩阵; Σ 为 $m \times n$ 维的对角矩阵。

$$\Sigma = \begin{cases} [\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r), 0] & (m < n) \\ \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) & (m = n) \\ [\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r), 0]^T & (m > n) \end{cases} \quad (3)$$

其中: $r = \min(m, n)$; $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 为矩阵 H 的奇异值,满足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$ 。

根据奇异值分解理论和矩阵最佳近似定理的Frobenius范式^[16]可知,有效信号主要对应奇异值界限前的较大奇异值,而噪声信号则对应界限后的较小奇异值。因此,可通过将界限后的奇异值置零并进行奇异值分解逆运算得到重构信号。

由于奇异值界限的选取直接影响其降噪的效果,因此合理地选择SVD降噪的奇异值界限至关重要。奇异值界限的选择以往多采用试错法和阈值法,具有较大的主观性^[16-17]。为此,本研究在奇异值差分谱法基础上对其进行归一化,并通过设置超参数以自动选择奇异值界限,从而实现流激振动响应信号的自适应降噪。具体步骤如下:

1) 根据流激振动响应含噪信号 X_0 (长度为 L),构造Hankel矩阵并确定其行数;

2) 将奇异值分解的 r 个Hankel矩阵奇异值按大到小的顺序进行排列,即 $\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(r)$;

3) 利用差分法对奇异值进行处理,即 $\varpi(i) = \sigma(i) - \sigma(i+1)$,并通过归一化方法获得归一化差分谱值 $\vartheta(1), \vartheta(2), \dots, \vartheta(r-1)$ ^[17];

4) 初始化搜索变量 $J=2$,设置超参数指标 $A=0.1$;

5) 赋予 a_1 和 a_2 初始奇异值归一化差分谱值,即 $a_1 = \varpi(J)$ 、 $a_2 = \varpi(J+2)$;

6) 当满足 $a_1 > A$ 且 $a_2 < A$ 时,输出变量 J ;否则

令 $J=J+2$, 并返回步骤5重新计算, 直至满足终止条件;

7) 将奇异值界限 J 后的奇异值置零, 并进行逆运算重构信号, 可得初步降噪信号 X_1 。

ASVD算法流程如图1所示。

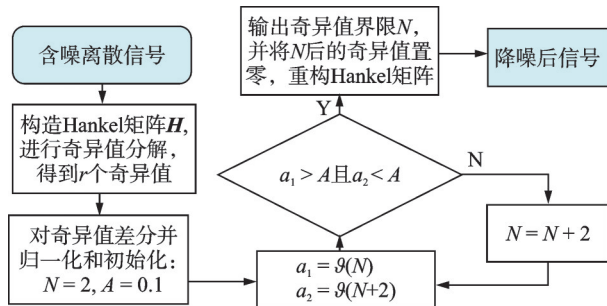


图1 ASVD算法流程图

Fig.1 ASVD algorithm flowchart

1.2 IVMD算法理论

1.2.1 VMD算法理论

变分模态分解通过迭代搜索变分模型的最优解, 自适应地确定每个自然模态分量的中心频率和带宽^[18]。VMD分解中将信号视为一系列模态分量的叠加, 再将其定义为调幅调频信号, 即

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi_k(t)) \quad (4)$$

其中: $u_k(t)$ 为固有模态分量; $A_k(t)$ 为包络振幅; $\varphi_k(t)$ 为瞬时相位。

通过对每个模态 $u_k(t)$ 进行希尔伯特变换, 得到模态的单边谱, 并估计其中心频率 $\omega(t)$ 。将各个 $\varphi_k(t)$ 变换至基带上, 计算解调梯度 L^2 的平方范数, 以估计各模态分量的带宽, 从而得到其变分问题, 即

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

$$\text{s.t. } \sum_k u_k = X_1$$

其中: $\delta(t)$ 为狄拉克分布; j 为复数单位; X_1 为 ASVD 去噪后的信号。

引入拉格朗日函数将有约束变分问题变换为无约束变分问题^[18], 即

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| X_1 - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), X_1(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (6)$$

其中: α 为二次惩罚因子; λ 为拉格朗日乘子。

采用交替方向乘子法, 更新 u_k 、 ω_k 和 λ 以获取

式(6)的鞍点, 对应式(5)的解。

1.2.2 红嘴蓝鹊优化算法

红嘴蓝鹊优化算法 (red-billed blue magpie optimizer, 简称 RBMO) 是根据红嘴蓝鹊高效的捕食行为来建立数学模型, 通过模拟红嘴蓝鹊在觅食过程中的搜索、追逐、攻击猎物和食物储存行为以及所表现出的社会性和合作性, 以解决复杂的优化问题^[19]。算法的具体计算流程如下。

1) 种群初始化。RBMO 的初始搜索代理公式为

$$y_{i,j} = (u_b - l_b) \text{Rand}_1 + l_b \quad (7)$$

其中: u_b 和 l_b 分别为问题的上界和下界; Rand_1 为 0~1 之间的均匀随机数。

2) 寻找猎物。红嘴蓝鹊通常以小组方式寻找食物, 以提高搜索效率。其迭代过程为

$$Y^i(t+1) = Y^i(t) + \left(\frac{1}{p} \sum_{m=1}^p Y^m(t) - Y^i(t) \right) \text{Rand}_2 \quad (8)$$

其中: t 为当前迭代次数; $Y^i(t+1)$ 为第 i 个新的搜索代理位置; p 为从所有搜索个体中随机选择的小团体红嘴蓝鹊的数量; Y^m 为随机选择的第 m 个红嘴蓝鹊; Y^i 为第 i 个红嘴蓝鹊; $Y^i(t)$ 为当前迭代中随机选择的搜索代理; Rand_2 为 0~1 之间的均匀随机数。

3) 攻击猎物。红嘴蓝鹊合作采用快速啄食、跳跃或飞行捕捉等战术追捕猎物, 其数学模型为

$$Y^i(t+1) = Y^{\text{food}}(t) + F \left(\frac{1}{p} \sum_{m=1}^p Y^m(t) - Y^i(t) \right) \text{Rand}_{n1} \quad (9)$$

其中: $Y^{\text{food}}(t)$ 为食物的位置; F 为步长控制因子, $F = \left(1 - \frac{t}{T} \right)^{\frac{2t}{T}}$; T 为当前迭代次数; Rand_{n1} 为标准正态分布的随机数 (均值为 0, 标准差为 1)。

4) 储存食物。红嘴蓝鹊储存食物的行为可视为红嘴蓝鹊通过搜索代理找到全局最优解的过程, 其数学模型为

$$Y^i(t+1) = \begin{cases} Y^i(t) & (\text{fitness}_{\text{old}}^i > \text{fitness}_{\text{new}}^i) \\ Y^i(t+1) & (\text{fitness}_{\text{old}}^i \leq \text{fitness}_{\text{new}}^i) \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\text{fitness}_{\text{old}}^i$ 和 $\text{fitness}_{\text{new}}^i$ 分别为第 i 只红嘴蓝喜鹊位置更新前后的适应度值。

总体上, 无论是次优解还是最优解, RBMO 的搜索策略总是通过重复轨迹寻找合适的位置。

1.2.3 基于RBMO优化VMD降噪

利用VMD对流激振动信号进行分解时,由于其分解效果主要受模态数 K 和二次惩罚因子 α 的影响^[20],因此借助RBMO算法良好的全局优化求解能力自适应选取VMD算法参数。

利用RBMO优化VMD参数的关键在于适应度函数的选取,通过计算适应度值来评价个体与最优值的距离。样本熵通过度量信号中产生新模式的概率大小来反映信号的复杂性,熵值越接近于0时,信号的复杂度越低^[21]。IMF分量复杂性越高,对应的样本熵值越大。本研究选取样本熵为适应度函数进行参数优化,RBMO算法优化VMD参数流程如图2所示。样本熵可表示为

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \left\{ -\ln \left[\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right] \right\} \quad (11)$$

其中: $B^m(r)$ 为2个序列在相似容限 r 下匹配 m 个点的概率; $A^m(r)$ 为2个序列匹配 $m+1$ 个点的概率。

由于低频水流噪声通常由水流脉动速度或脉动压力诱发,表现为优势水流频率处的受迫振动响应并具有一定的冲击特性,其往往与原信号的相关性较弱。为进一步滤除流激振动信号中的低频水流噪声,采用互相关系数来反映滤除高频噪声分量后的各IMF分量与原始信号间的相关性^[5]。当互相关系数绝对值小于0.1时,一般被视为需剔除的噪声分量^[20-23]。互相关系数可计算为

$$R = \frac{\text{cov}(\text{imf}_i(t), X(t))}{\sigma_{\text{imf}_i(t)} \sigma_{X(t)}} \quad (12)$$

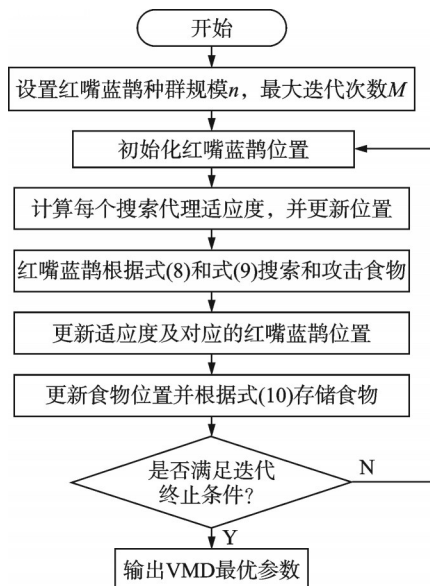


图2 RBMO算法优化VMD参数流程

Fig.2 Flowchart of RBMO-based VMD parameter optimization

其中: R 为互相关系数,取值范围为 $[-1, 1]$,其绝对值越接近于0,表明2个信号间的相关性越弱; $\text{cov}(\text{imf}_i(t), X(t))$ 为各IMF分量与含噪信号 $X(t)$ 间的协方差; $\sigma_{\text{imf}_i(t)}$ 为各阶IMF分量的标准差; $\sigma_{X(t)}$ 为含噪信号的标准差。

1.3 联合降噪方法流程

本研究所提联合降噪方法流程如图3所示。

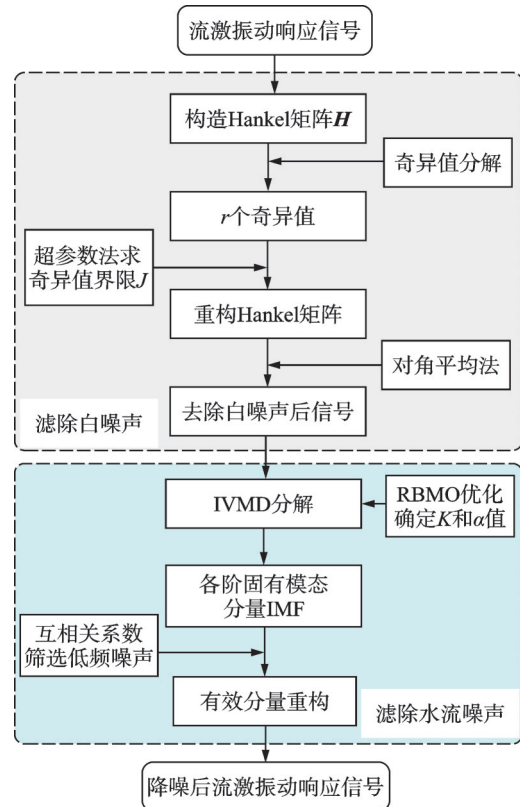


图3 联合降噪方法流程图

Fig.3 Flowchart of the combined noise reduction method

2 数字信号分析

通过在包含密频成分的 $X_2(t)$ 中加入由白噪声和低频噪声组成的 $\text{Noise}(t)$,构造一个采样频率为200 Hz、总时长为10 s的模拟信号 $X_0(t)$,以近似模拟实测流激振动信号,进而验证所提方法的去噪效果。纯净信号与含噪信号时程线及功率谱密度分别如图4、5所示。具体函数形式为

$$\begin{cases} X_2(t) = 6e^{-\frac{t}{2}} \cos(17t) + 2e^{-\frac{t}{3}} \cos(20t) + 2e^{-\frac{t}{3}} \cos(42t) \\ \text{Noise}(t) = 3e^{-\frac{t}{2}} \cos(5t) + \text{Randn}(1, L) \\ X_0(t) = X_2(t) + \text{Noise}(t) \end{cases} \quad (13)$$

其中: $\text{Randn}(1, L)$ 为加入的白噪声; L 为信号长度。

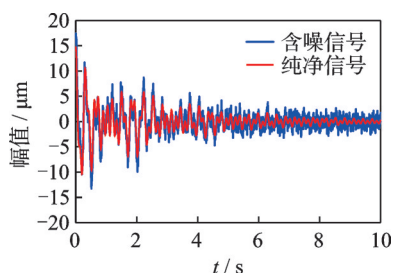


图4 纯净信号与含噪信号时程线

Fig.4 Time history signals of clean and noisy signals

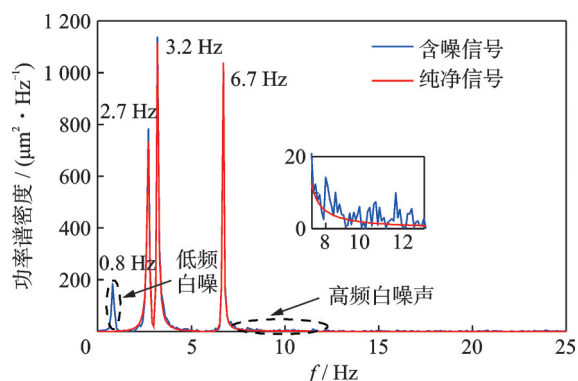


图5 纯净信号和含噪信号功率谱密度

Fig.5 Power spectral density of clean and noisy signals

利用含噪信号构建Hankel矩阵,然后进行SVD分解,从而可得Hankel矩阵奇异值。奇异值与归一化奇异值差分谱值如图6所示。由图可知,奇异值阶次在8前后,奇异值出现快速下降,之后趋于稳定,因而可将奇异值界限定为8,但此过程需要人为判断,影响计算效率。为此,利用本研究所提方法获取奇异值归一化差分谱。结果表明,在奇异值阶次8前后,归一化差分谱值快速变化,分别为0.882和0.000 1。根据预设的超参数 $A=0.1$,自动确定奇异值界限为8,因此选取前8个有效奇异值进行重构。ASVD降噪效果的时程线及功率谱密度分别如图7、8所示。

由图7、8可知,加噪信号在ASVD降噪后,信号时程曲线更为平滑,且频谱图中的毛刺减少,从而验证了所提方法对于背景白噪声的自适应滤除能力。

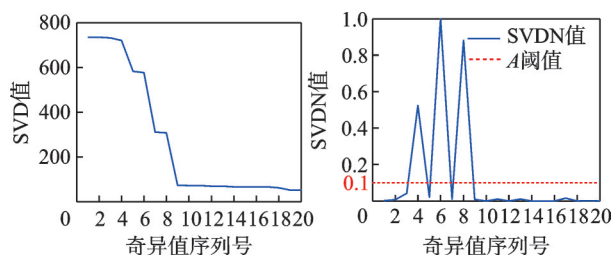


图6 奇异值与归一化奇异值差分谱值

Fig.6 Singular value and normalized singular value differential spectral value

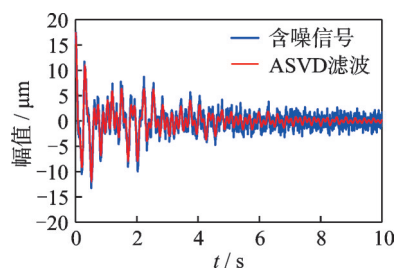


图7 ASVD降噪效果时程线

Fig.7 Time curves of ASVD denoising result

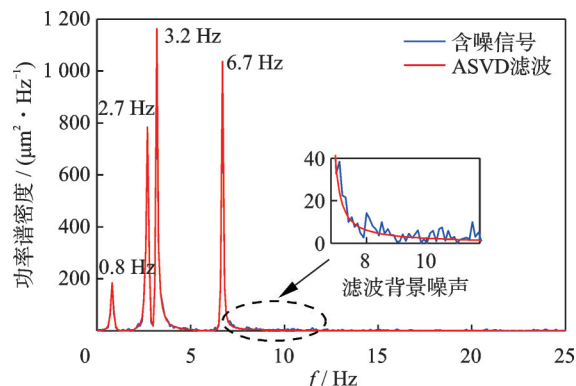


图8 ASVD降噪效果功率谱密度

Fig.8 Power spectral density of ASVD noise reduction

利用IVMD算法对初步滤除白噪声的信号进行进一步处理。其中,利用IVMD分解时 K 和 α 值的优化界限分别为 $[1,10]$ 和 $[0,3\ 000]$ 。RBMO算法参数设置如下:最大迭代次数为40,种群大小为10。RBMO优化的适应度曲线如图9所示。在第4次迭代后,适应度值达到最小,此时对应的 K 值为4, α 值为592。在此基础上,得到IVMD分解的固有模态分量与功率谱密度如图10所示。此外,为进一步对比所提方法的分解性能,采用CEEMDAN算法(模态数为4)对初步降噪后的信号进行分解。CEEMDAN分解的固有模态分量与功率谱密度如图11所示。

由图10、11可知,利用CEEMDAN算法得到的4个IMF分量的时程曲线及功率谱与纯净信号具有

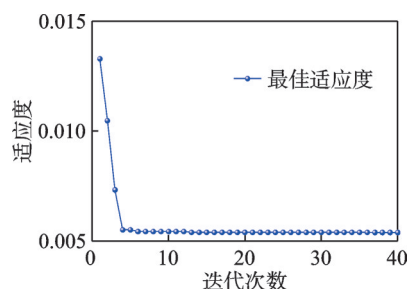


图9 RBMO优化的适应度曲线

Fig.9 The fitness curve optimized by RBMO

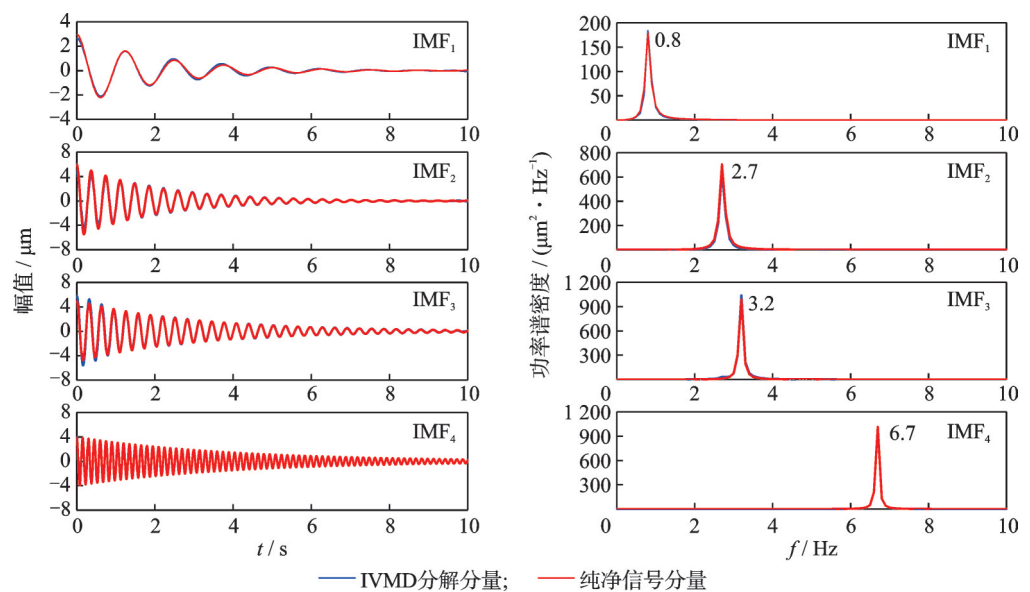


图 10 IVMD 分解的固有模态分量与功率谱密度

Fig.10 IMF and power spectral density after IVMD decomposition

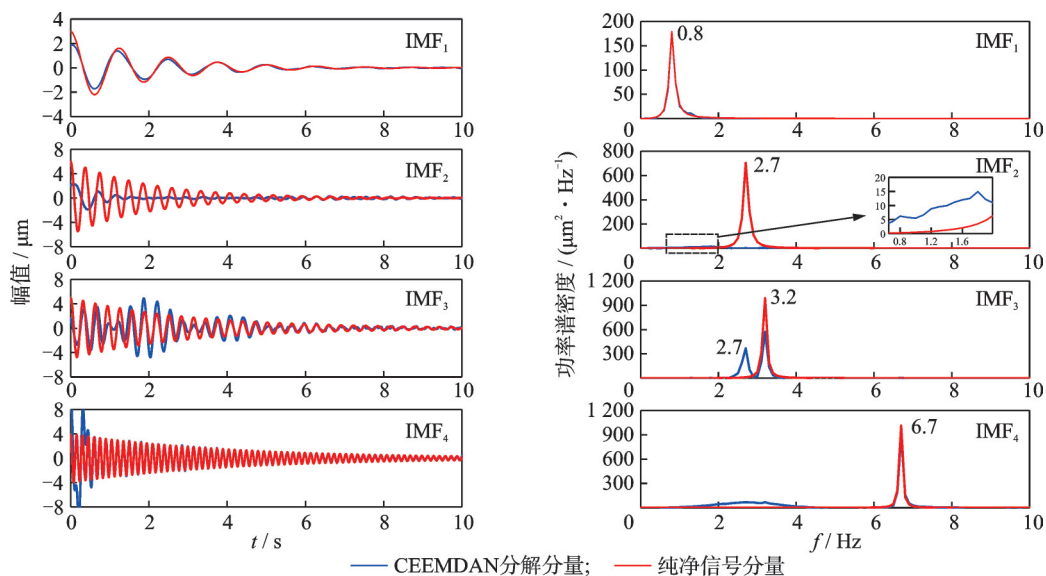


图 11 CEEMDAN 分解的固有模态分量与功率谱密度

Fig.11 IMF and power spectral density after CEEMDAN decomposition

较大差异,特别是第3个IMF分量包含了第2个IMF分量的频率峰值,即出现模态混叠,密频信息未得到准确分离。相比之下,利用IVMD算法准确得到了4个IMF分量,其时程曲线及功率谱与纯净信号基本一致,且未出现模态混叠及频谱泄露等现象。这说明所提方法实现了流激振动信号密频信息的自适应准确分离,并且具有良好的分解性能。

为实现信号分解后对低频噪声的有效滤除,计算2种方法分解得到的IMF分量与原信号的互相关系数。不同方法IMF分量互相关系数见表1。

由表1可知,CEEMDAN中前2个IMF分量的互相关系数小于0.1,IVMD中第1个IMF分量的互

表 1 不同方法 IMF 分量互相关系数

Tab.1 Cross correlation coefficients of IMF components using different methods

CEEMDAN 分量	R 值	IVMD 分量	R 值
IMF ₁	0.078	IMF ₁	0.081
IMF ₂	0.095	IMF ₂	0.375
IMF ₃	0.763	IMF ₃	0.655
IMF ₄	0.695	IMF ₄	0.683

相关系数小于0.1,故根据互相关系数阈值将CEEMDAN中相关性弱的IMF₁和IMF₂滤除,将IVMD中相关性弱的IMF₁滤除。不同方法降噪时程和功率谱对比分别如图12、13所示。

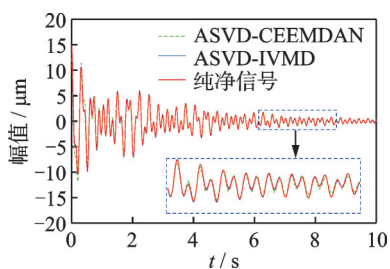


图12 不同方法降噪时程对比

Fig.12 Time curves comparison of the noise reduction results

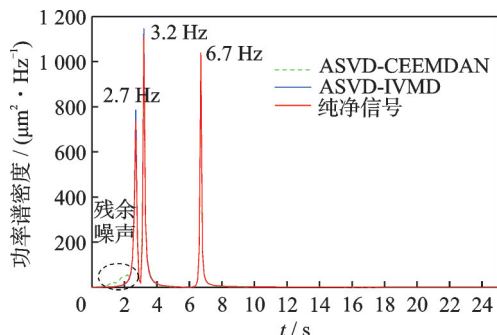


图13 不同方法降噪功率谱对比

Fig.13 Power spectral density comparison of the noise reduction results

结果表明,本研究所提ASVD-IVMD方法较ASVD-CEEMDAN方法得到的降噪信号的时程曲线及功率谱更接近于纯净信号,从而表现出更优异的降噪能力。这是因为CEEMDAN在分解信号时出现模态混叠,使得一些噪声信号被保留,而部分有效信息被滤除。

为进一步对比所提方法的降噪效果,表2给出了不同方法降噪效果评价指标对比。结果表明,相较于其他方法,所提ASVD-IVMD方法在信噪比(signal to noise ratio,简称SNR)和均方根误差(root mean square error,简称RMSE)指标方面均表现更优。与原信号相比,RMSE降低了93.6%,SNR提高了5.035倍,由此验证了该方法对于含低频噪声和背景噪声的响应信号具有良好的降噪性能,且避免了分析过程中大量参数选取的主观性。

表2 不同方法降噪效果评价指标对比

Tab.2 Comparison of evaluation indicators for noise reduction effects of different methods

降噪方法	50% 噪声水平	
	SNR/dB	RMSE/μm
未降噪	5.887	1.187 9
ASVD	10.987	0.548 3
CEEMDAN	9.261	0.619 1
ASVD-CEEMDAN	21.437	0.145 2
ASVD-IVMD	29.643	0.075 6

3 工程实例分析

某大型水利工程主要由左右岸混凝土非溢流重力坝、河床式发电厂房、表孔和低孔溢流坝等组成,正常蓄水位为56.00 m,总库容为 $4.75 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。其中,表孔溢流坝段共设置5个闸孔,每孔宽度为12 m,闸墩厚为5 m,闸墩顶部高程为65.50 m,基础高程为27.00 m,堰顶高程为47.00 m。由于表孔溢流坝汛期大流量泄洪时会引起两侧闸墩振动,为保障工程安全运行,开展了该表孔溢流坝的流激振动原型测试。溢流坝泄洪振动测试现场及测试工况分别如图14和表3所示。振动测试传感器布置如图15所示。该工况下,3#、4#闸墩顶部各布设10个BY-S07型低频振动传感器,分别记为 $D_1 \sim D_{10}$ 和 $D_{11} \sim D_{20}$ 测点。传感器测振方向为闸墩侧向振动(横河向),其频响范围为0.25~100 Hz,并通过DASP信号采集及处理系统进行数据采集,采样频率为200 Hz。



图14 溢流坝泄洪振动测试现场

Fig.14 Vibration testing scene of overflow dam during flood discharge

表3 溢流坝泄洪振动测试工况

Tab.3 Operating conditions of flood discharge sluice structure

上游水位/m	下游水位/m	开孔(全开)	下泄流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
53.44	39.30	H3表孔	300

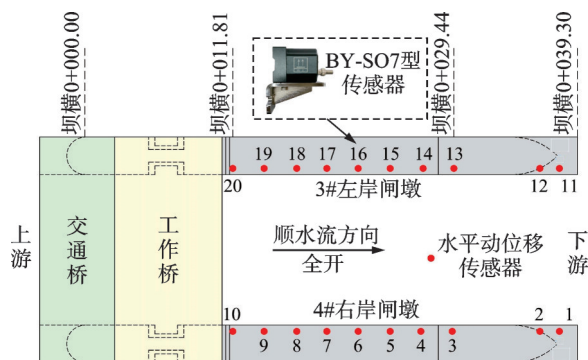


图15 振动测试传感器布置

Fig.15 Vibration testing sensor layout

由于溢流坝流激振动响应信号会受到低频水流噪声及交通运输、水力机械等环境噪声的干扰,从而影响结构动力特性的准确识别,因此采用所提方法对其响应信号进行去噪处理。考虑到该工况下溢流坝 H3 表孔两侧闸墩测点为对称分布,振动信号具有一定同步性,因此选取一侧 4# 闸墩典型测点 D_4 和 D_9 进行降噪处理。以测点 D_4 为例进行分析,先利用 ASVD 方法自动确定有效奇异值界限,并进行信号重构以去除高频白噪声。 D_4 测点信号归一化差分谱如图 16 所示。

得到初步降噪信号后,先利用 RBMO 算法对 VMD 中的 K 值和 α 值进行寻优,参数设置与数值信

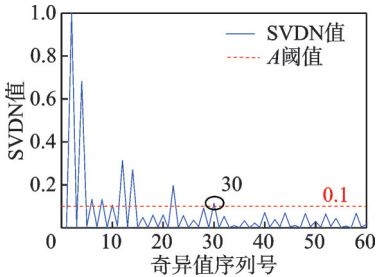


图 16 D_4 测点信号归一化差分谱
Fig.16 Normalized differential spectrogram of D_4

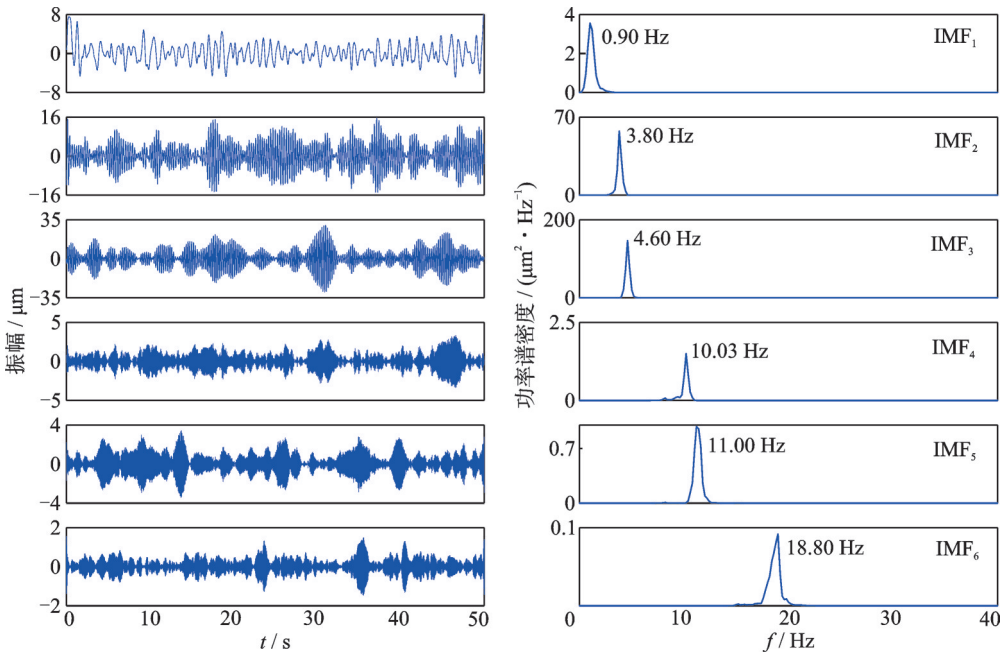


图 18 D_4 测点 ASVD-IVMD 分解后的固有模态分量与功率谱密度
Fig.18 IMF component time curves and power spectrum density after ASVD-IVMD of D_4 signal

表 4 7 阶 IMF 分量的互相关系数

Tab.4 7 order IMF components cross-correlation coefficients

IMF	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃	IMF ₄	IMF ₅	IMF ₆
R	0.075	0.612	0.721	0.376	0.315	0.213

由表 4 可知,除第 1 阶 IMF 分量外,其余 IMF 分量互相关系数均大于 0.1,说明除第 1 阶 IMF 分量

号分析中一致。 D_4 测点 RBMO 优化适应度曲线如图 17 所示。由图可知,在第 11 次迭代后,适应度值达到最小,此时对应的 K 和 α 分别为 6 和 1 988。利用 IVMD 方法对其进行分解, D_4 测点 ASVD-IVMD 分解后的固有模态分量与功率谱密度如图 18 所示。

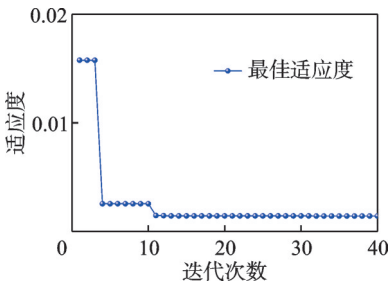


图 17 D_4 测点 RBMO 优化适应度曲线
Fig.17 RBMO optimized fitness curve of D_4

由图 18 可知,所提 ASVD-IVMD 方法能够较好地实现密频分量的分解,且可有效避免模态混叠现象的产生。为进一步区分各 IMF 分量中有效信号和噪声信号,计算所有 IMF 分量的互相关系数。7 阶 IMF 分量的互相关系数见表 4。

外,其余分量均与原信号具有较强的相关性。进一步分析第 1 阶 IMF 分量可知,其互相关系数为 0.075,与原信号相关性弱,且其频率小于 1 Hz,处于水流噪声能量范围^[24],因而将其滤除并将其余 IMF 分量进行叠加重构。 D_4 测点降噪前后位移时程及功率谱如图 19 所示。此外,利用相同方法对 D_9 测点进行降噪处理,得到 D_9 测点降噪前后位移时程及功

率谱,如图20所示。

由图19、20可知,利用所提方法对 D_4 和 D_9 测点进行降噪后得到的信号更为平滑,降噪后信号频谱中的毛刺更少且主频信息未出现丢失,实现了低频水流和背景噪声的滤除,并极大保留了信号中的有效成分。

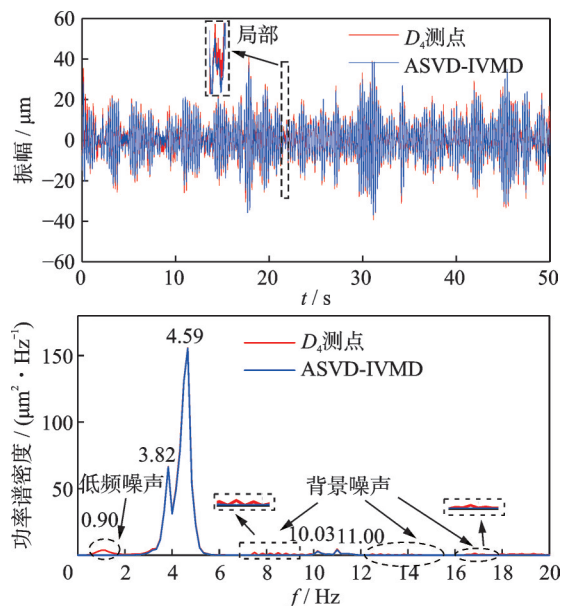


图19 D_4 测点降噪前后位移时程及功率谱

Fig.19 Displacement time history and power spectrum density of D_4 before and after noise reduction

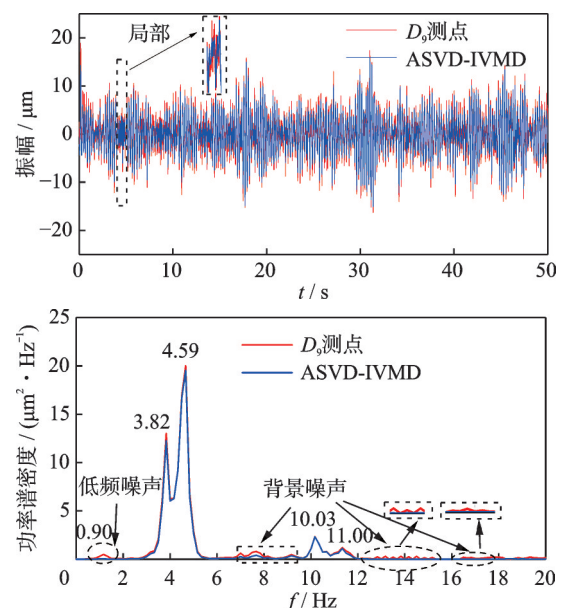


图20 D_9 测点降噪前后位移时程及功率谱

Fig.20 Displacement time history and power spectrum density of D_9 before and after noise reduction

稳定图法是用于判断结构真假模态的一种常用方法,随着系统阶次的增加,真实模态能够稳定地排成一列,而虚假模态则呈现为无规则分布。为分析所提降噪方法对结构动力特性识别效果的影响,利

用协方差驱动的随机子空间对降噪前后信号进行结构模态参数识别^[25]。该算法参数设置如下:频率、阻尼比、振型的容差分别为0.01、0.1和0.01,稳定图最大阶次 $n_{\max}$ 为30。利用相同方法对降噪前后该溢流坝的模态参数进行识别。降噪前后的模态识别稳定图分别如图21、22所示。识别的4阶频率分别为3.81、4.59、9.98和11.00 Hz,与ASVD-IVMD分解后的第2~5阶IMF分量频率基本一致,由此验证了所提方法对于密频结构的分解性能。此外,由降噪前后稳定图可知,所提降噪方法能够有效降低虚假稳定极点的个数,极大地避免了虚假模态的产生,有利于提升模态参数识别精度。

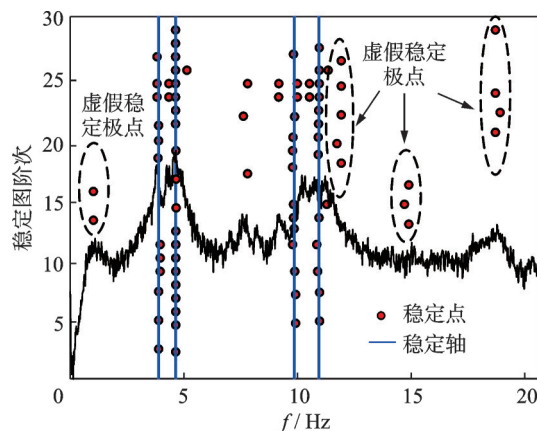


图21 降噪前模态识别稳定图

Fig.21 Stabilization diagram before denoising

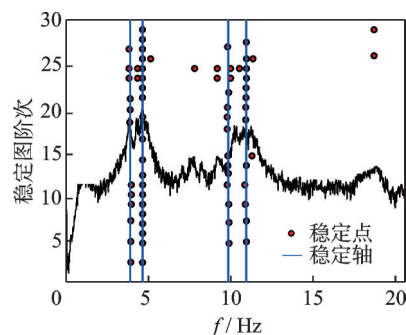


图22 降噪后模态识别稳定图

Fig.22 Stabilization diagram after denoising

4 结 论

1) 提出了一种基于ASVD-IVMD的溢流坝流激振动响应信号降噪方法,基于归一化奇异值差分谱和超参数法的ASVD算法,自动确定有效奇异值界限,以自动滤除背景白噪声。结合样本熵和RB-MO算法自适应确定最优的VMD关键参数,实现了泄流结构流激振动响应信号的密频自适应分解。结合互相关系数法,实现了其振动信号中结构信息的

有效分离以及环境噪声的自适应滤除。

2) 将所提方法应用于数字信号以验证其有效性, 结果表明: 该方法能够实现背景噪声和低频噪声的自适应滤除, 具有较好的密频分解和抗模态混叠能力; 相较于 CEEMDAN、ASVD 及 ASVD-CEEMDAN, 该方法在信噪比和均方根误差指标方面表现更优; 与含噪信号相比, 所提方法降噪后信号的信噪比提升 5.035 倍, 均方根误差降低 93.6%。

3) 工程实例分析表明, 所提方法极大地保留了溢流坝结构有效振动信息, 并可实现低频水流及背景噪声的有效滤除, 在一定程度上抑制了模态辨识过程中虚假模态的出现, 这对于实现该结构动力特性的精准辨识和运行状态的准确评估具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 练继建, 杨阳, 胡少伟, 等. 特大水利水电枢纽调控与安全运行研究进展与前沿[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(1): 27-32.
LIAN Jijian, YANG Yang, HU Shaowei, et al. Research progresses and frontiers on control and safety operation of super-large hydraulic complex[J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(1): 27-32.(in Chinese)
- [2] 侯志英, 周天宇, 马宁, 等. 龙羊峡重力拱坝模态识别与材料参数反演[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(4): 771-777.
HOU Zhiying, ZHOU Tianyu, MA Ning, et al. Modal parameter identification and inverse analysis of Longyangxia gravity arch dam[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(4): 771-777.(in Chinese)
- [3] BUKENYA P, MOYO P, BEUSHAUSEN H, et al. Health monitoring of concrete dams: a literature review[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2014, 4(4): 235-244.
- [4] 张建伟, 朱良欢, 江琦, 等. 基于 HHT 的高坝泄流结构工作模态参数辨识[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 777-783.
ZHANG Jianwei, ZHU Lianghuan, JIANG Qi, et al. Research on operating modal parameter identification for high dam discharge structure based on the Hilbert-Huang transform[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 777-783.(in Chinese)
- [5] 李火坤, 邬鹏贞, 黄伟, 等. 基于 CEEMDAN-改进小波阈值的水工结构振动信号联合降噪方法[J]. 南昌大学学报(工科版), 2022, 44(1): 1-8.
LI Huokun, WU Pengzhen, HUANG Wei, et al. Joint noise reduction method of hydraulic structure vibration signals based on CEEMDAN and improved wavelet threshold[J]. Journal of Nanchang University (Engineering & Technology), 2022, 44(1): 1-8.(in Chinese)
- [6] 徐朗, 蔡德所. CEEMDAN 与小波变换混合去噪方法在光纤陀螺监测系统信号去噪中的应用[J]. 水利水电技术, 2018, 49(9): 87-95.
XU Lang, CAI Desuo. Application of de-noising method mixed with CEEMDAN and wavelet transform to signal de-noising for fiber optic gyro monitoring system[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018, 49(9): 87-95.(in Chinese)
- [7] 张建伟, 暴振磊, 江琦, 等. 基于 SVD 与改进 EMD 联合的泄流结构工作特性信息提取[J]. 应用基础与工程科学学报, 2016, 24(4): 698-711.
ZHANG Jianwei, BAO Zhenlei, JIANG Qi, et al. Research on characteristics information identification for flood discharge structure based on SVD and improved EMD[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2016, 24(4): 698-711.(in Chinese)
- [8] 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 Jianchao, LIAN Jijian, MA Bin, 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.(in Chinese)
- [9] 田维坤, 胡峰, 喻潇, 等. 联合 SSA-VMD 与改进小波阈值的发电机振动信号降噪方法[J]. 重庆理工大学学报, 2023, 37(12): 302-309.
TIAN Weikun, HU Feng, YU Xiao, et al. Generator vibration signal denoising method based on improved wavelet threshold of SSA-VMD[J]. Journal of Chongqing University of Technology, 2023, 37(12): 302-309.(in Chinese)
- [10] LI H K, WANG G, WEI B W, et al. Improved variational mode decomposition method for vibration signal processing of flood discharge structure[J]. Journal of Vibration and Control, 2022, 28(19): 2556-2569.
- [11] 刘昉, 张鲁丰, 庞博慧, 等. 基于 CEEMDAN 和 MPE 的导墙振动信号降噪方法及应用[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(5): 91-97.
LIU Fang, ZHANG Lufeng, PANG Bohui, et al. De-noising method of discharge guide wall vibration signal based on CEEMDAN and MPE and its application[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(5): 91-97.(in Chinese)
- [12] 刘忠, 潘宜桦, 邹淑云, 等. 基于优化 VMD 组合降噪和 LMD 的水轮机空化声发射信号特征提取[J]. 排灌机械工程学, 2022, 40(10): 1007-1013.

- LIU Zhong, PAN Yihua, ZOU Shuyun, et al. Feature extraction of cavitation acoustic emission signal of hydraulic turbine based on optimized VMD combined noise reduction and LMD[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2022, 40(10): 1007-1013.(in Chinese)
- [13] 李慧, 包腾飞, 顾冲时. 复杂强噪声下坝体微弱振动响应信号提取[J]. 应用基础与工程科学报, 2020, 28(6): 1326-1336.
- LI Hui, BAO Tengfei, GU Chongshi. Signal Extraction for weak vibration response of a dam in complex strong noise[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2020, 28(6): 1326-1336.(in Chinese)
- [14] 张建伟, 侯鸽, 暴振磊, 等. 基于 CEEMDAN 与 SVD 的泄流结构振动信号降噪方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 138-143.
- ZHANG Jianwei, HOU Ge, BAO Zhenlei, et al. A signal de-noising method for vibration signals from flood discharge structures based on CEEMDAN and SVD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(22): 138-143.(in Chinese)
- [15] WANG W T, ZHU H Q, CHENG Y X, et al. A combined noise reduction method for floodgate vibration signals based on adaptive singular value decomposition and improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[J]. Water, 2023, 15(24): 4287.
- [16] ZHAO S X, MA L S, XU L Y, et al. A study of fault signal noise reduction based on improved CEEMDAN-SVD[J]. Applied Sciences, 2023, 13(19): 10713.
- [17] LI J T, CHEN Z B, LI S B. Selection of the number of effective singular values for noise reduction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 191: 110175.
- [18] LIU B, LI H K, LIU F, et al. Beat vibration analysis model of overflow dam pier under discharge excitation based on adaptive VMD and automatic operational modal analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 211: 111201.
- [19] FUS W, LI K, HUANG H S, et al. Red-billed blue magpie optimizer: a novel metaheuristic algorithm for 2D/3D UAV path planning and engineering design problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(6): 134.
- [20] 刘伯相, 张远民, 江竹. 基于变分模态分解的管道泄漏信号降噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(2): 397-403.
- LIU Baixiang, ZHANG Yuanmin, JIANG Zhu. Noise reduction method of pipeline leakage signal based on variational mode decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(2): 397-403.(in Chinese)
- [21] 陈龙, 史文库, 陈志勇, 等. 基于小波-VMD联合降噪的传动系扭振信号分析[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(4): 703-709.
- CHEN Long, SHI Wenku, CHEN Zhiyong, et al. Analysis of torsional vibration signal of transmission system based on wavelet-VMD joint de-noising[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(4): 703-709.(in Chinese)
- [22] LIU B, LI H K, WANG G, et al. Dynamic material parameter inversion of high arch dam under discharge excitation based on the modal parameters and Bayesian optimised deep learning[J]. Advanced Engineering Informatics, 2023, 56: 102016.
- [23] 刘嘉辉, 秦仙蓉, 王玉龙, 等. 基于双树复小波变换与样本熵的自适应降噪法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(2): 285-291.
- LIU Jiahui, QIN Xianrong, WANG Yulong, et al. Adaptive denoising of monitoring signal based on dual-tree complex wavelet transform and sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(2): 285-291.(in Chinese)
- [24] 魏博文, 钟紫蒙. 基于改进小波阈值-EMD算法的高拱坝结构振动响应分析[J]. 水利水运工程学报, 2019(4): 83-91.
- WEI Bowen, ZHONG Zimeng. Flow-induced vibration response analysis of high arch dam discharge structure based on improved wavelet threshold-EMD algorithm[J]. Hydro-Science and Engineering, 2019(4): 83-91.(in Chinese)
- [25] 张钰奇, 赵华东, 付春健, 等. 泄流激励下水工闸门运行模态参数自动识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(20): 59-66.
- ZHANG Yuqi, ZHAO Huadong, FU Chunjian, et al. Automatic identification of the operational modal parameters for hydraulic gates under flow release excitation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(20): 59-66.(in Chinese)



第一作者简介:柳波,男,1996年1月生,博士、助理研究员。主要研究方向为泄流结构运行安全动力学诊断。曾发表《Vibration load identification in the time-domain of high arch dam under discharge excitation based on hybrid LSQR algorithm》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2022, Vol. 177)等论文。

E-mail: liubo@ncu.edu.cn

通信作者简介:李火坤,男,1981年4月生,博士、教授。主要研究方向为水工结构水动力灾变防控。

E-mail: lihuokun@ncu.edu.cn