

DOI:10.11705/j.issn.1672-643X.2020.06.26

基于 AVMD 和 BSA - KELM 的水电站厂房 结构振动预测研究

王海军^{1,2}, 许松^{1,2}, 陆建宏³, 任保瑞³

(1. 天津大学 水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300350; 2. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300350; 3. 雅砻江流域水电开发有限公司二滩水力发电厂, 四川 攀枝花 617000)

摘要: 针对水电站厂房结构振动安全监测问题, 结合智能学习算法, 提出了一种基于 AVMD 和 BSA - KELM 的水电站厂房结构振动响应预测方法, 为实现厂房结构振动智能化监测提供了一种新的思路。首先采用 AVMD 方法将振动信号分解为多阶 IMF 分量; 然后对各阶 IMF 分量分别建立 KELM 预测模型, 模型参数采用 BSA 优化算法选取; 最后通过信号重构得到结构预测振动时程曲线。将该方法应用于某实际水电站工程, 以机组和水压脉动原型观测信号作为输入, 以水电站厂房结构振动信号作为输出, 建立了预测模型, 预测信号与测试信号对比结果表明: 测点预测结果决定系数均大于 0.8, 振动幅值均方根误差均小于 0.3 μm 、平均绝对误差均小于 0.2 μm , 证明该方法预测精度较高, 预测效果良好。

关键词: 水电站厂房; 振动预测; 自适应模态分解; 核极限学习机; 鸟群算法

中图分类号: TV312; TV731

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2020)06-0168-06

Structural vibration prediction of hydropower plant buildings based on AVMD and BSA - KELM

WANG Haijun^{1,2}, XU Song^{1,2}, LU Jianhong³, REN Baorui³

(1. State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350, China;
2. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300350, China; 3. Ertan Hydropower Plant,
Yalong River Hydropower Development Company, Ltd., Panzhihua 617000, China)

Abstract: Aiming at the vibration safety of hydropower stations, a prediction method based on AVMD (adaptive variational mode decomposition) and BSA - KELM (bird swarm algorithm - kernel extreme learning machine) was proposed to study the vibration response of the plant structure combined with the intelligent learning algorithm, which shed some light on the intelligent monitoring of structural vibration. Firstly, the vibration signals were decomposed into multi-order IMF (intrinsic mode function) components using AVMD. Then the KELM prediction model was established for each IMF component, and the model parameters were optimized by BSA optimization algorithm. Finally, the structural vibration time - history curves were obtained through the reconstruction of the vibration signals. Based on the prototype observation data, the prediction model of a hydropower station was established using this method, with the signals of the generator and water pressure pulsation as the input and the signals of hydropower plant structure vibration as the output. Compared with the test signals, the determination coefficients of the prediction results were all greater than 0.8, the root mean square errors of the vibration amplitude were all less than 0.3 μm , and the average absolute errors were all less than 0.2 μm , indicating that the prediction method has high accuracy and excellent performance.

Key words: hydropower plant building; vibration prediction; adaptive variational mode decomposition (AVMD); kernel extreme learning machine (KELM); bird swarm algorithm (BSA)

收稿日期: 2020-07-25; 修回日期: 2020-09-07

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFC0401901); 天津市自然科学基金项目 (18JCYBJC22300)

作者简介: 王海军 (1978-), 男, 江西萍乡人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为水利水电工程。

1 研究背景

河床式水电站的厂房结构既是机组的支撑结构,又是水流过流通道^[1]。这种结构特点导致机组和厂房形成的动力学体系具有随机性、复杂性、非线性相关性等特点^[2-5]。水电站厂房结构动力学特性的复杂性使得结构振动监测十分重要。然而,目前已建的各大型水电站厂房振动监测测点多布置于机组,厂房结构上测点布置较少。原型振动观测可以准确地反映机组和厂房结构的振动状态,但是原型振动观测多为短期观测,对水电站厂房进行长期观测成本较大。故利用机组上已有测点振动信号对厂房结构振动进行预测,为水电站厂房结构安全监测提供了一种思路^[6]。目前的研究主要是通过找出机组与厂房结构的耦联关系,对水电站厂房结构振动标准差、均方根、加速度等幅值进行预测。例如,苗宗伟等^[7]建立了径向基神经网络预测模型,对振动加速度进行了预测;练继建等^[8]基于机组和厂房结构振动实测分析,利用最小二乘支持向量机对三峡水电站厂房振动标准差进行了预测;王海军等^[9]建立了基于相关向量机的水电站厂房预测模型,对厂房结构振动标准差进行了预测;徐国宾等^[10-11]基于广义回归神经网络,对结构振动均方根进行了预测;刘丹彤等^[12]改进蝙蝠算法优化径向基神经网络模型,提升了模型预测精度。然而,振动标准差、均方根、加速度等幅值只能表征结构振动的程度,无法提供振动分析所需要的振动时程过程。近年来,有学者利用核极限学习机算法建立预测模型,对时程过程变化进行预测,得到了较好的效果。例如,王晓玲等^[13]建立了高精度多核极限学习机大坝变形预测模型,对大坝变形过程进行了预测;张建伟等^[14]建立了极限学习机预测模型,对水闸振动趋势进行了预测。

基于此,本文在原型观测的基础上,提出了一种基于 AVMD(adaptive variational mode decomposition,自适应模态分解)和 BSA(bird swarm algorithm,鸟群算法) - KELM(kernel extreme learning machine,核极限学习机)的水电站厂房结构振动时程预测模型。采用该方法,根据某河床式水电站原型观测数据建立模型,预测结果表明该模型与 KELM 预测模型相比,精度有显著提高;与 AVMD - KELM 预测模型相比,因 AVMD - BSA - KELM 模型参数经过了优化,预测精度也有所提高。

2 振动时程预测模型

振动时程预测模型主要由振动信号分解、分解信号单独预测、预测信号重构等组成。数据前处理中使用自适应变分模态分解方法,该方法是一种非递归、自适应的信号分解方法,在模态分解方面有较好的效果;预测模型中的核极限学习机方法是一类单隐层前向型网络,具有学习速度快、泛化能力好的特点。同时为了克服模型参数选取的主观性,引入鸟群算法对模型参数进行优化选取。

2.1 自适应变分模态分解

变分模态分解通过 Hilbert 变换构造解析信号并计算其单边谱,再由傅里叶变换位移特性将频谱移动至基带处,应用高斯平滑估算频谱宽度,优化的目标是 IMF(intrinsic mode function,本征模态函数)的频谱宽度之和达到最小,形式如下:

$$\min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \sum \left\| \partial_t \left(r(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_{k(t)} e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sum u_k = f(t) \quad (2)$$

式中: $\{u_k\}$ 为模态集合; $\{w_k\}$ 为对应的中心频率集合; $r(t)$ 为狄拉克函数; K 为模态数目;约束条件为各模态之和等于原信号 $f(t)$ ^[15]。

为了克服 VMD 需要预设模态数量这一缺点, Lian 等^[16]提出了一种基于模态分量及噪声的特征而自动确定分解层数的自适应变分模态分解方法。该方法利用排列熵、频域极值、峭度准则及能量损失系数等指标对模态分解结果进行判断,然后调整模态数量 K 直至找到合适的 K 值。具体步骤如下:

(1) 给定惩罚参数 α 、步长更新系数 τ 、最大分解层数 K_{\max} 以及最小分解层数 K_{\min} 。

(2) 进行 VMD 运算,计算重构信号与输入信号能量损失系数 e ,若高于阈值,令 $K = K + 1$ 重新运行 VMD,否则进入下一步判断。

(3) 计算模态分量的排列熵 pe ,若 pe 高于阈值,则判定为含噪模态分量 MFN(mode function with noise)或噪声;低于阈值,则判定为不含噪模态分量 EMF(efficient mode function)。

(4) 对于 EMF 分量,统计其频域极值点的数量和大小。若频域极值点数大于 1 且次极大值与最大值 P_{\max} 的比 r 大于阈值,则 EMF 发生模态混叠,令 $K = K + 1$ 重新运行 VMD;否则进入下一步判断。

(5) 对于 MFN 或噪声分量,计算其频域极值点领域半径范围内的峭度 ku ,若峭度 ku 大于阈值的极值点,则判定为含噪模态分量 MFN,令 $K = K + 1$ 重

新运行 VMD; 否则判定为噪声分量。

(6) 按各分量主频升序排列, 计算主频间距 D_f , 统计 D_f 小于阈值的模态数量 n_2 , 并令 $K = K - n_2$ 。

(7) 根据确定的模态数量 K , 得到对应的 VMD 分解结果。

2.2 核极限学习机

ELM 是 Huang 等^[17] 根据广义逆矩阵理论在 2006 年提出的一类单隐层前向型网络, 具有学习速度快、泛化能力好的特点, 已经被广泛应用在分类和回归拟合问题上。为了进一步提高 ELM 模型的稳定性和泛化能力, Huang^[18] 以核映射代替 ELM 中的随机映射, 建立了 KELM 模型。

定义核矩阵 $\Omega_{ELM} = HH^T$, 矩阵的元素 $\Omega_{ELM}(i, j) = h(x_i) h(x_j) = K(x_i, x_j)$, 则:

$$Y = h(x)\beta = h(x)H^T(I/C + HH^T)^{-1}y$$

$$= \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ K(x, x_2) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T (I/C + \Omega_{ELM})^{-1}y \quad (3)$$

式中: Y 为 ELM 网络的输出; x 为输入向量; $H = h(x)$ 为隐含层输出矩阵; β 为隐含层与输出层的连接权重; I 为对角矩阵; C 为惩罚系数; y 为期望输出向量; $K(x_i, x_j)$ 为核函数, 文中选用收敛域宽、泛化能力好的径向基核如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i, x_j\|^2) \quad (4)$$

式中: $\gamma > 0$, 为核系数。

2.3 鸟群算法

由上文可知, 建立 KELM 预测模型需要确定参数惩罚系数 C 和核系数 γ , 可采用鸟群算法 BSA 对模型参数联合优化, 从而避免参数的主观选择。BSA 是通过分析鸟群的 3 种行为: 觅食行为、警戒行为和飞行行为, 而提出的一种群体智能优化算法^[19]。BSA 优化精度高, 收敛速度快, 鲁棒性好。

2.4 振动预测模型

基于 AVMD 和 BSA - KELM 的水电站厂房结构振动时程预测模型计算流程如图 1 所示。具体步骤如下:

- (1) 确定输入信号和预测信号;
- (2) 对振动信号进行预处理, 确定信号有效性;
- (3) 使用 AVMD 对水电站输入信号和预测信号进行分解, 得到 n 个 IMF 信号;

(4) 对经过 AVMD 分解的 IMF 分量信号分别建立 KELM 预测模型, 采用 BSA 对预测模型的待定参数进行联合优化;

- (5) 使用最优组合参数建立 KELM 预测模型;
- (6) 将预测得到的 IMF 分量信号进行重构, 得到预测信号;
- (7) 误差评价。

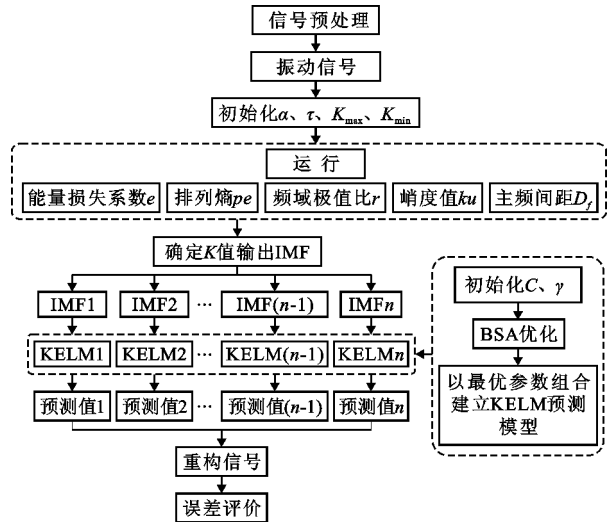


图 1 基于 AVMD 和 BSA - KELM 的水电站厂房结构振动时程预测模型计算流程

3 水电站厂房结构振动预测

基于某河床式水电站原型观测数据, 采用上述方法对水电站厂房结构振动响应趋势进行预测分析。该水电站最大坝高 69.5 m, 装机总容量 600 MW, 共安装 4 台单机容量为 150 MW 发电机组。选取该水电站 4[#] 机组坝段进行分析, 传感器采用 DP 型低频位移振动传感器和水压脉动传感器。位移振动传感器型号为 DPS - 0.2 - 8 - H(V), 频响范围为 0.2 ~ 200 Hz, 灵敏度为 8 mV/ μ m, 水压脉动传感器量程为 0 ~ 400 \times 9.81 kPa, 供电电压为 24 V, 输出电压为 0 ~ 10 V, 精度为全量程的 0.5%, 动态范围为 0 ~ 1000 Hz。传感器现场布置如图 2 所示。

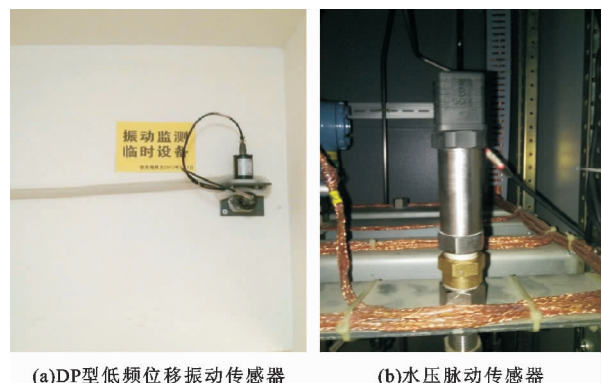


图 2 传感器现场布置示意图

分别在下机架垂向、横河向、顺河向(测点 1、2、3),顶盖垂向、横河向、顺河向(测点 4、5、6),下机架基础垂向、横河向、顺河向(测点 7、8、9),定子径向(测点 10),发电机层楼板(测点 11)等 11 个测点处安装低频位移振动传感器;分别在蜗壳(测点 12)、尾水管进口(测点 13)、肘管肘位(测点 14)、尾水锥管(测点 15)等 4 个测点处安装压力脉动传感器,具体位置见图 3。

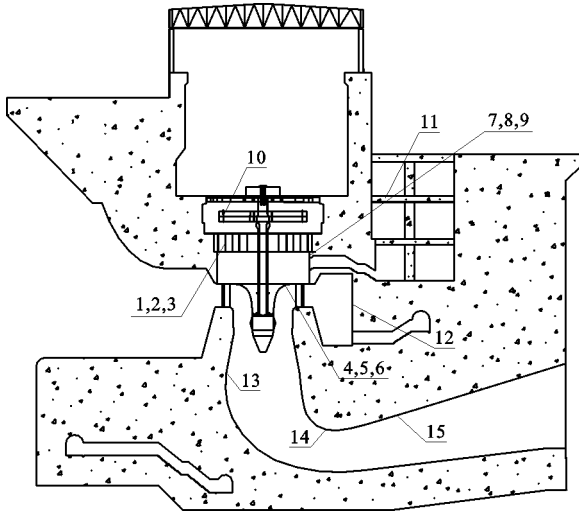


图 3 某水电站厂房结构振动测点布置示意图

引起水电站机组和厂房振动的振源主要分为 3 类,分别是水力、机械、电磁。该水电站机组的额定转速为 66.7 r/min,根据文献[20]的理论、经验公式得到激振频率如表 1 所示。

表 1 水电站机组振动原因及激振频率

振源类别	编号	振动原因	激振频率/Hz
水力	1	尾水涡带摆动	0.18 ~ 0.37
	2	导叶与转轮叶片冲击脉动	26.64
	3	蜗壳不均匀流场	6.66
	4	导叶水流不均匀	26.64
	5	压力管道系统的水击	9.8
	6	卡门涡	80;150
机械	1	机组转动部分偏心	1.11;1.48
	2	转动部分与固定部分碰撞	1.11;1.48
	3	轴承间隙过大;主轴过细	1.11;1.48
电气	1	不均匀磁拉力	1.11;5.55
	2	定子极频振动	66.7
	3	推力瓦制造不良	33.4
	4	发电机定子和转子间气隙不对称	1.11;5.55

表 2 为不同负荷下水电站厂房结构不同部位振动主频。由表 2 可以看出,下机架基础垂向振动信号的主要频率成分为尾水涡带频率和机组转频的 5 倍频;下机架基础横河向振动信号的主要频率成分为尾水涡带频率;发电机层楼板垂向振动信号的主要频率成分为机组转频和尾水涡带频率。

表 2 不同负荷下水电站厂房结构不同部位振动主频

厂房部位	机组出力/MW			
	60	80	100	120
下机架基础垂向	0.22	1.11	5.56	5.56
下机架基础横河向	0.22	0.22	0.32	0.32
发电机层楼板垂向	1.11	1.11	1.11	0.22

综上所述,该水电站厂房结构振动主要激励源是机组振动和尾水压力脉动。预测模型将机组振动和尾水压力脉动信号作为输入因子,包括定子径向、下机架垂向、下机架横河向、下机架顺河向、顶盖垂向、顶盖横河向和顶盖顺河向等 7 个机组部位位移振动信号,以及蜗壳、尾水管进口、肘管肘位和尾水锥管等 4 个脉动压力信号,共 11 个输入信号。预测输出分别包括下机架基础垂向、横河向,发电机层楼板垂向等厂房结构部位振动。选取机组出力为 80 MW 工况下一段平稳信号进行分析,截取时长为 25 s,数据点个数为 5 000。前 4 000 个数据点作为训练样本,后 1 000 个数据点作为预测样本。预测模型利用训练样本对模型进行训练,拟合出样本空间后对预测样本进行预测。以下机架基础垂向振动信号为例,监测数据如图 4 所示。

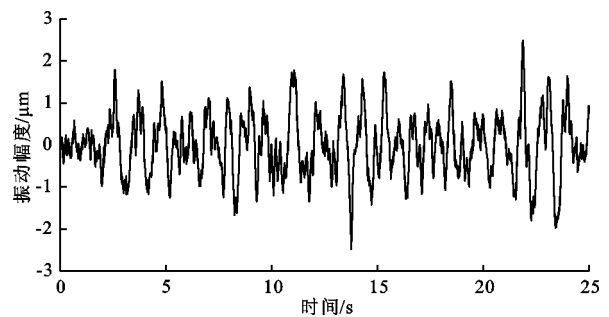


图 4 下机架基础垂向振动监测数据 (机组出力为 80 MW 工况)

4 预测结果与分析

4.1 AVMD 分解

以下机架基础垂向振动信号为例,利用本文提

出的 AVMD 分解方法对振动信号进行分解,其中 $K_{\min} = 1, K_{\max} = 10, \alpha = 500, \tau = 0$, 阈值参数取值如表 3 所示。

表 3 AVMD 分解各阈值参数取值表

能量系数 e	排列熵 pe	频域极值比 r	峭度值 ku	主频间距 D_f
0.01	0.4	0.2	6.5	0.1

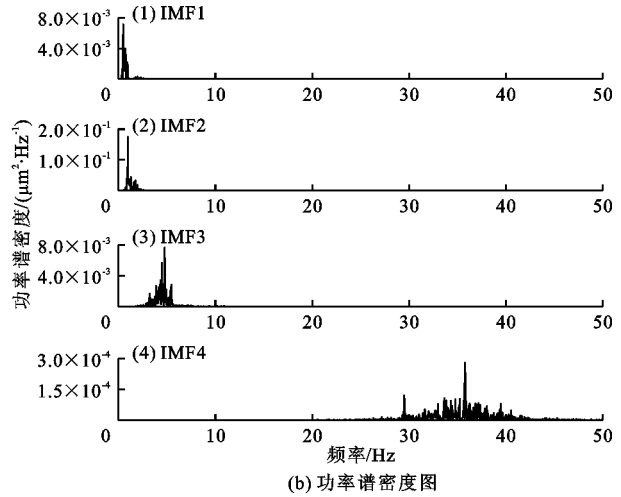
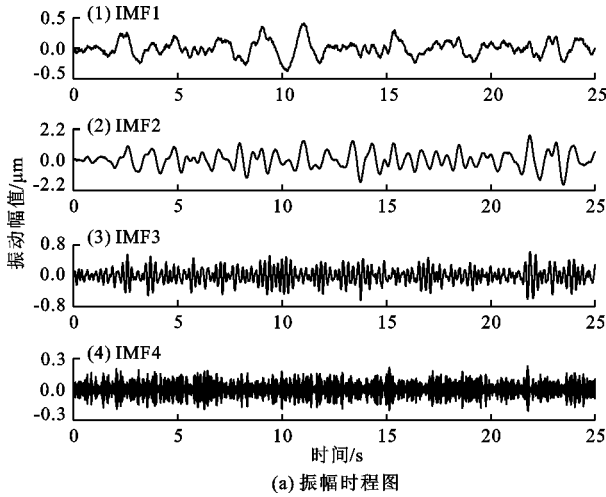


图 5 下机架基础垂向振动信号 AVMD 分解后各阶分量振幅时程图和功率谱密度图

4.2 KELM 预测和误差评价

对 AVMD 分解得到的各阶 IMF 分量分别建立 KELM 预测模型,并将预测得到的 IMF 分量相加重构,得到最终的预测信号。预测模型的参数利用 BSA 优化算法进行优化,其主要参数取值见表 4。BSA 优化算法是自编程序实现的。

表 4 BSA 优化算法主要参数取值

种群规模 N	最大迭代次数	迁移周期 FQ	个体认知系数 M	种群加速系数 S	粒子维数
100	20	3	1.5	1.5	2

为了验证该预测方法的有效性,另选取了两种预测模型进行对比分析,分别为直接利用 KELM 方法进行预测和利用 AVMD 进行预处理后结合 KELM 方法进行预测,两种模型的惩罚系数 C 均取为 1,核系数 γ 均取为 100。KELM、AVMD - KELM、AVMD - BSA - KELM 3 种预测模型均使用学习能力较强的 RBF 核。

图 6~8 分别为下机架基础垂向和横河向以及发电机层楼板垂向测点的预测结果。由图 6~8 可以看出,3 种模型对振动的趋势均有一定的预测效果。通过对比可以发现,在振动信号突变处,与 AVMD -

通过自适应方法确定 $K = 4$,得到 4 个 IMF 分量时程图和功率谱图如图 5 所示。由图 5 中的分解结果可知,IMF1 ~ IMF4 振动频率逐步加快,主频分别为 0.32、1.11、5.54、35.48 Hz;分别对应尾水涡带摆动频率、机组转频、机组转频的 5 倍频和不均匀流场振动频率。进一步验证了下机架基础垂向振动主要激励源是机组振动和尾水压力脉动。

KELM 和 AVMD - BSA - KELM 两个模型相比, KELM 模型预测效果相对较差。这一现象在下机架基础横河向测点预测结果最为明显(如图 7 所示)。下机架基础横河向测点振动信号含有比例较高的高频分量,频率成分复杂。可见,由于水电站厂房结构振动信号中含有的频率成分较复杂,直接对振动信号建立预测模型的预测精度较低。而利用 AVMD 分解方法,对振动信号进行预处理,分解成多个 IMF 分量,并针对各阶 IMF 分量分别建立预测模型能够较好地解决这一问题。

为了更加客观地对预测结果进行分析,引入决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 以及平均绝对误差 MAE 3 种指标值对预测结果进行定量分析,具体指标值见表 5。 R^2 的值越大,说明预测值与实测值的相关性越好; $RMSE$ 和 MAE 的值越小,说明预测效果越好。由表 5 可见,3 种模型的预测值 R^2 均大于 0.45, AVMD - KELM 和 AVMD - BSA - KELM 模型预测值的 R^2 较 KELM 模型预测值的 R^2 有较大提升,说明利用 AVMD 分解方法对振动信号进行预处理能够显著提高振动响应预测模型的预测性能。AVMD - BSA - KELM 模型与 AVMD - KELM 模型相比,预测精度也有所提高,说明参数对预测精度影响较大,对参数进行优化有助于提高模型预测精度。

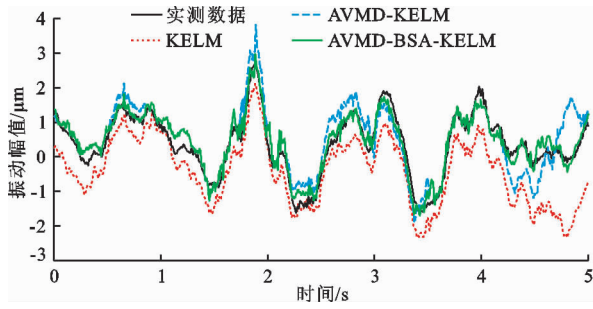


图 6 下机架基础垂向振动信号预测结果与实测数据对比图

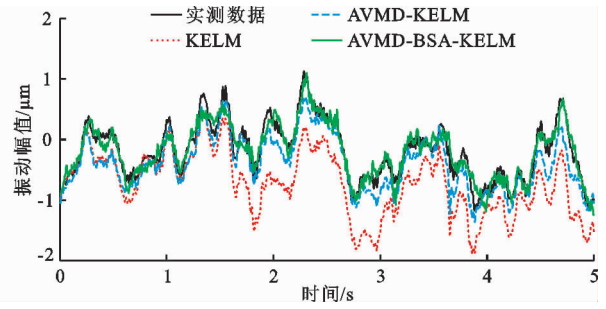


图 7 下机架基础横向振动信号预测结果与实测数据对比图

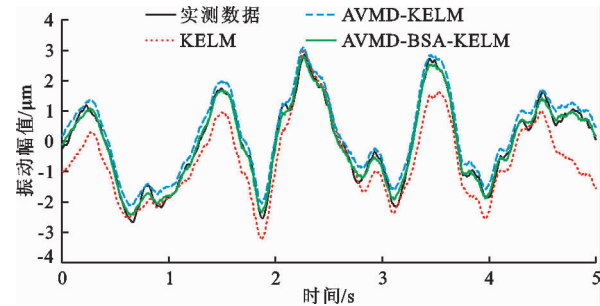


图 8 发电机层楼板垂向振动信号预测结果与实测数据对比图

表 5 3 种振动预测模型的预测结果评价指标值

振动测点	评价指标	振动预测模型		
		KELM	AVMD - KELM	AVMD - BSA - KELM
下机架基础垂向	R^2	0.58	0.68	0.85
	$RMSE/\mu m$	0.88	0.49	0.24
	$MAE/\mu m$	0.76	0.39	0.19
下机架基础横向	R^2	0.46	0.81	0.82
	$RMSE/\mu m$	0.61	0.24	0.14
	$MAE/\mu m$	0.53	0.21	0.11
发电机层楼板垂向	R^2	0.76	0.79	0.86
	$RMSE/\mu m$	0.74	0.33	0.13
	$MAE/\mu m$	0.61	0.31	0.11

5 结 论

针对水电站厂房结构振动安全,提出一种基于 AVMD - BSA - KELM 的水电站厂房结构振动响应时程预测方法,并应用于实际工程,主要结论如下:

(1)水电站厂房振动信号频率成分复杂,直接对振动信号建立预测模型,则预测的精度较低;利用 AVMD 分解方法对振动信号进行预处理,再对各阶 IMF 分量分别建立预测模型,能够有效地提高模型预测精度。

(2)与 AVMD - KELM 模型对比发现,AVMD -

BSA - KELM 模型预测精度更高,说明模型参数对预测精度影响较大,对参数进行优化选取有利于提高模型预测精度。

参考文献:

- [1] 司政,程帅,李守义,等.轴流式机组厂房横缝水平止水布置研究[J].水资源与水工程学报,2018,29(4):132-137.
- [2] 尚银磊,李德玉,欧阳金惠.大型水电站厂房振动问题研究综述[J].中国水利水电科学研究院学报,2016,14(1):48-52+59.
- [3] 欧阳金惠,耿峻,许亮华,等.某大型抽水蓄能电站厂房强烈振动原因分析与减振措施研究[J].水利学报,2019,50(8):1029-1037.
- [4] 毛柳丹,王海军.水电站地下厂房结构振动荷载反馈研究[J].水资源与水工程学报,2014,25(3):79-82.
- [5] 王建,宋志强,刘昱杰.基于水力振源合理施加的水电机组轴系统振动分析[J].水资源与水工程学报,2018,29(4):188-195.
- [6] 张剑峰,宋志强,王飞,等.上-下部结构相互作用对水电站厂房地震响应的影响研究[J].水资源与水工程学报,2019,30(6):186-193.
- [7] 苗宗伟,马震岳,王溢波,等.基于神经网络的水电站厂房结构振动响应预测[J].水电能源科学,2010,28(8):88-90.
- [8] 练继建,何龙军,王海军.基于 PSO 优化 LS - SVM 算法的水电站厂房结构振动响应预测[J].中国工程科学,2011,13(12):45-50.
- [9] 王海军,毛柳丹,练继建.基于 RVM 方法的水电站厂房结构振动预测研究[J].振动与冲击,2015,34(3):23-27.
- [10] 徐国宾,韩文文,王海军.基于 SSPSO 优化 GRNN 的水电站厂房结构振动响应预测[J].振动与冲击,2015,34(4):104-109.
- [11] 徐国宾,韩文文,王海军,等.水电站泄流诱发厂房结构振动响应预测[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2015,48(3):196-202.
- [12] 刘丹彤,杜志达.基于 IBA - RBF 的水电站厂房结构振动响应预测[J].中国农村水利水电,2020(8):249-253.

(下转第 179 页)

~85%的强度阈值范围作为地震动70%综合能量持时的定义。

参考文献:

- [1] 刘肖军,陈文龙,宋文帅,等. 基于改进IDA的混凝土坝地震易损性研究[J]. 中国科学:技术科学, 2018, 48(10):1103-1112.
- [2] 高林钢,李同春,林潮宁,等. 基于改进鲸鱼优化算法的重力坝变形参数反演[J]. 水资源与水工程学报, 2020, 31(3):193-199.
- [3] 胡聿贤. 地震工程学[M]. 北京:地震出版社, 2006.
- [4] 郎需军,王文明,马瑞升,等. 强震持时效应对输电塔-线体系倒塌影响分析[J]. 世界地震工程, 2016, 32(4):188-193.
- [5] 黄雨,八嶋厚,杉戸真太. 强震持时对河流堤防液化特性的影响[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2009, 37(10):1313-1318.
- [6] 卢书楠,翟长海,谢礼立. 汶川地震中强震持时的特征研究[J]. 地震工程与工程振动, 2013, 33(2):1-7.
- [7] 王德才,叶献国. 基于能量分析强震持时指标的选择[J]. 工程抗震与加固改造, 2010, 32(6):1-8.
- [8] 张社荣,王高辉,庞博慧,等. 强震持时对混凝土重力坝损伤累积破坏的影响[J]. 水力发电学报, 2013, 32(2):201-207+227.
- [9] 郑晓东,刘云贺,马静. 考虑强震持续时间的混凝土重力坝损伤累积研究[J]. 水利水电技术, 2016, 47(4):18-23.
- [10] 崔笑,张燎军,翟亚飞. 强震持时对重力坝坝体-坝基整体损伤演化的影响[J]. 水电能源科学, 2020, 38(7):91-94+90.
- [11] WANG Gaohui, ZHANG Sherong, ZHOU Chuangbing, et al. Correlation between strong motion durations and damage measures of concrete gravity dams[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2015, 69:148-162.
- [12] 王星亮. 强震持时对高混凝土面板堆石坝地震变形影响研究[D]. 大连:大连理工大学, 2019.
- [13] LEE J, FENVES G L. A plastic-damage concrete model for earthquake analysis of dams[J]. Earthquake Engineering & Structural Dynamics, 1998, 27(9):937-956.
- [14] 王来贵,马乐,张立林. 地震载荷作用下混凝土重力坝损伤分析[J]. 水资源与水工程学报, 2011, 22(6):20-23.
- [15] WANG Gaohui, WANG Yongxiang, LU Wenbo, et al. Integrated duration effects on seismic performance of concrete gravity dams using linear and nonlinear evaluation methods[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2015, 79:223-236.
- [16] 张燎军,张慧星,王大胜,等. 黏弹性人工边界在ADINA中的应用[J]. 世界地震工程, 2008, 24(1):14-18.
- [17] 陈立,张燎军. 基于粘弹性边界的地震波斜入射方法研究[C]//现代水利水电工程抗震防灾研究与进展(2013年), 西安, 2013.
- [18] 杨杰,成婷婷,程琳,等. 不同地震波作用方向的大型渡槽动力响应分析[J]. 水资源与水工程学报, 2016, 27(1):195-200.
- [19] 马智勇,张伟,周强,等. 基于位移的重力坝地震易损性分析方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22):51-58.
- [13] 王晓玲,谢怀宇,王佳俊,等. 基于Bootstrap和ICS-MKELM算法的大坝变形预测[J]. 水力发电学报, 2020, 39(3):106-120.
- [14] 张建伟,华薇薇,侯鸽,等. AVMD-KELM方法在水闸结构振动趋势预测中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(5):947-952+1128.
- [15] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [16] LIAN Jijian, LIU Zhuo, WANG Haijun, et al. Adaptive variational mode decomposition method for signal processing based on mode characteristic[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107:53-77.
- [17] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: Theory and application[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3):489-501.
- [18] HUANG Guangbin. An insight into extreme learning machines: Random neurons, random features and kernels[J]. Cognitive Computation, 2014, 6(3):376-390.
- [19] MENG Xianbing, GAO X Z, LU Lihua, et al. A new bio-inspired optimisation algorithm: Bird Swarm Algorithm[J]. Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 2016, 28(4):673-687.
- [20] 练继建,王海军,秦亮. 水电站厂房结构研究[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2007.

(上接第173页)