

# 基于 PSO 优化 LS - SVM 算法的水电站厂房结构振动响应预测

练继建, 何龙军, 王海军

(天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室, 天津 300072)

[摘要] 依据二滩水电站地下厂房和机组的原型观测数据对机组和厂房结构振动的相关性进行分析, 据此建立基于粒子群优化最小二乘支持向量计算法的厂房振动响应预测模型, 预测结果与实测资料吻合。在此基础上将运行水头作为输入因子引入到智能预测模型中, 扩大了该智能预测模型的适用范围, 取得了很好的效果。

[关键词] 水电站厂房; 耦联振动; 粒子群优化算法; 最小二乘支持向量机; 响应预测

[中图分类号] TV698 [文献标识码] A [文章编号] 1009 - 1742(2011)12 - 0045 - 06

## 1 前言

随着水电事业的蓬勃发展, 水轮发电机组的容量和尺寸日趋增大, 由此诱发的水电站厂房结构振动问题也日益突出。2009年8月17日, 俄罗斯已建最大的萨扬·舒申斯克水电站大坝发生重大事故, 造成75人死亡, 多人受伤, 经济损失严重。事故原因调查显示, 惨剧发生的主要原因之一就是机组运行中出现水轮机轴承振动幅值严重超标, 但电站未按规定卸荷并停机。该事件集中体现了加强水电站厂房和机组振动监测和控制的重要性, 这是水电站振动研究的一个重要课题。

目前各大型水电站对厂房结构的监测较少。水电站厂房结构是发电机组的支撑结构, 又是流体经过的通道, 在机组运行期间, 由于水力、机械和电磁等振源的存在, 引起厂房结构的振动, 这种振动是复杂的耦合振动, 其振动机理一直是国内外工程界和学术界研究的热点和难点<sup>[1,2]</sup>。因为各类振源的产生机理和作用方式十分复杂, 各类振源动荷载的大小难以确定, 且机组和厂房结构振动存在复杂的耦

联作用<sup>[3]</sup>, 导致在多种振源共同作用下的水电站厂房结构振动十分复杂, 因此要精确建立各类激振力与厂房结构的振动响应的关系十分困难。考虑到厂房结构的振动对建筑物、仪器设备以及工作人员健康都有重要影响<sup>[4]</sup>, 为利用较少的监测数据达到全面掌握和控制水电站振动的目的, 笔者等根据机组振动和厂房结构振动之间存在明显的耦联作用和关系, 提出一种可以预测任意给定运行水头、给定负荷下结构振动响应的 LS - SVM 模型。该预测模型基于有限的实测数据可以非线性地映射出研究对象的振动特性, 即通过机组和尾水脉动的监测数据预测厂房结构的振动。与 BP 神经网络模型相比, 该预测模型具有预测速度快、预测精度高的特点, 并适用于实测数据较少的小样本预测, 可以广泛应用于各类水电站厂房结构的健康监测与振动预测中, 为全面控制水电站振动指标提供技术支持。

## 2 机组与厂房结构垂向振动的相关性分析

为了解水电站的运行状况, 并探明水电站地下厂房结构与机组振动之间的响应关系, 笔者对二滩

[收稿日期] 2011 - 05 - 07

[基金项目] 国家杰出青年基金(50725929); 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(51021004); 教育部“长江学者和创新团队发展计划”创新团队(IRT0851); 国家基金青年基金项目(50909072); 教育部新教师基金(20090032120082)

[作者简介] 练继建(1965—), 男, 福建建瓯市人, 天津大学教授, 博士生导师, 主要从事水利水电工程安全与优化应用、海上新能源开发利用等方面的研究; E-mail: tju\_luntan@126.com

水电站地下厂房的4号和5号机组进行了185 m、160 m和145 m三个水头下的现场振动测试和耦联振动分析。厂房结构上布置了下机架基础( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )、定子基础( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )、风罩( $Y$ 、 $Z$ )、楼板( $Z$ )、梁( $Y$ 、 $Z$ )和牛腿( $Y$ 、 $Z$ )共计13个测点,同时,机组上布置了下机架( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )、上机架( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )、顶盖( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )、定子径向、蜗壳进口和尾水管进入门共计12个测点。振动测试采用DP型地震式低频振动传

感器,该传感器具有良好的低频输出特征,又能测量微米级的绝对振动位移。

下机架基础是机组转动部分全部重量的承受体<sup>[5]</sup>,而下机架是水轮机组与下机架基础紧密相连的部分,两者振动的相关性在一定程度上可以反映厂房和机组结构耦联振动特性。表1中列出了高、中、低水头下4号机组下机架与下机架基础垂向振动在不同负荷时的相关性系数。

表1 下机架与下机架基础垂向振动相关性系数

Table 1 The related coefficient of vertical vibration of the lower bracket and lower bracket foundation

水头	负荷/MW												
	20	50	100	150	200	250	300	350	400	450	480	500	550
低水头	0.39	0.39	0.55	0.64	0.82	0.82	0.69	0.71	0.74	0.79	0.61	—	—
中水头	0.65	0.63	0.55	0.61	0.70	0.81	0.74	0.70	0.75	0.73	—	0.77	—
高水头	0.71	0.68	0.76	0.77	0.76	0.79	0.67	0.43	0.49	0.72	—	0.68	0.82

由表1中的相关性系数统计数据可以看出:

1)在145 m低水头时,下机架和下机架基础垂向振动在100 MW以上负荷时较好,相关性系数均在0.55以上。在200~250 MW涡带区时相关性系数达到0.82,可见此工况下两者的耦联振动特性明显。

2)在160 m中水头时,下机架和下机架基础垂向振动的相关性系数均在0.55以上,最大可以达到0.81。

3)在185 m高水头时,除了在350 MW和400 MW时两者相关性系数较小外,其余工况下两者的相关性系数均在0.67以上。

4)在不同水头 and 不同负荷下,两者的相关性系数有高有低,并且均小于1,说明了耦联振动系统的非线性和复杂性。

综上所述,通过对下机架和下机架基础垂向振动的相关性系数分析可知,下机架和下机架基础垂向振

动在高、中、低水头下都具有较强的相关性,特别是在200~300 MW的中负荷段相关性尤其明显。这是厂房结构和机组非线性耦联振动特性的一个表征。

不同水头时机组185 m高水头时,该水电站4号和5号机组的顶盖垂向振动与厂房结构垂向振动随负荷的变化规律,如图1(a)和图2(a)所示。从图中可以看出,机组测点(顶盖垂向)与厂房结构各测点的振动随负荷变化的趋势一致。在300~400 MW的强涡带区下,4号和5号机组测点的垂向振动幅值出现峰值时,厂房各部分结构垂向振动相应地出现峰值,而在低负荷和高负荷时机组和厂房结构的振动幅度均较小。

由图1和图2中(b)、(c)可以看出,在160 m中水头和145 m低水头下,4号和5号机组测点(顶盖垂向)与厂房结构各测点的振动随负荷变化的趋

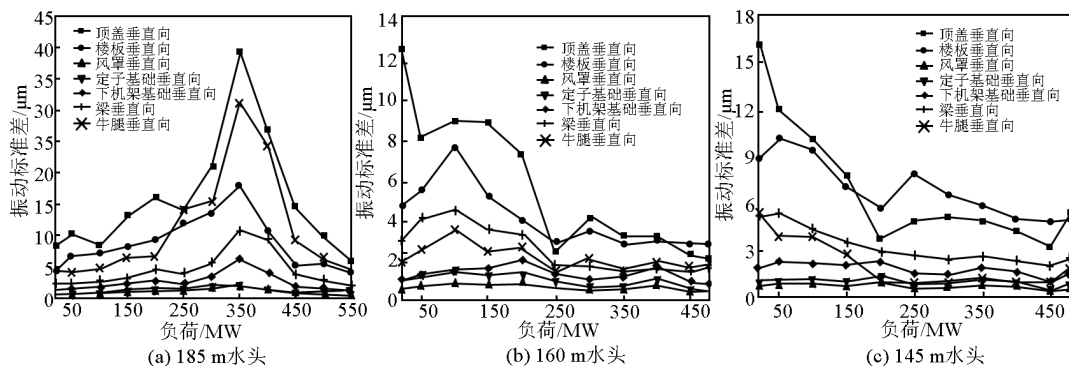


图1 4号机组顶盖与厂房结构垂向振动随负荷变化曲线

Fig. 1 The cover and powerhouse structure vertical vibration with load variation of the fourth unit

势也一致。但与高水头下不同的是,机组和结构的垂向振动幅度较高水头下明显减小,且振动峰值均

出现在低负荷段,在中负荷段受涡带影响,振动量出现小幅增加,在高负荷时机组和厂房结构的振动幅

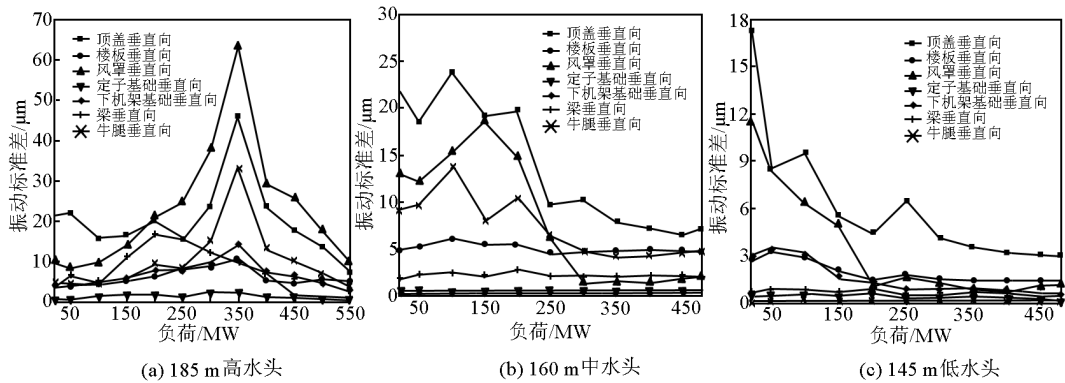


图2 二滩水电站5号机组不同水头下顶盖垂向与厂房结构垂向振动随负荷变化曲线  
 Fig.2 The cover and powerhouse structure vertical vibration with load variation of the fifth unit

度均较小。

由以上分析可知:厂房结构和机组垂向振动随负荷变化规律具有同步性,厂房结构与机组振动存在较强的耦联作用;运行水头对厂房和机组振动幅度及其随负荷变化的规律影响都非常明显。

### 3 厂房结构最小二乘支持向量机预测模型

根据厂房结构和机组振动之间存在的耦合和非线性相关关系,基于机组振动和尾水脉动的监测数据,构建粒子群优化最小二乘支持向量机算法的预测模型,以预测厂房结构各部位的垂向振动响应。

#### 3.1 最小二乘支持向量机简介

支持向量机(support vectormachines, SVM)是近几年来应用于建模的一种新的学习方法<sup>[6]</sup>,与传统的神经网络相比,支持向量机算法最终将转化为一个二次型寻优问题,从理论上讲得到的将是全局最优点,解决了在神经网络中无法避免的局部极小值问题。支持向量机的拓扑结构由支持向量决定,避免了传统神经网络拓扑结构需要经验试凑的方法,而且SVM的最优求解基于结构风险最小化思想,比其他非线性函数逼近方法具有更强的泛化能力。

最小二乘支持向量机<sup>[7]</sup>是支持向量机的一种改进,它是将传统支持向量机中的不等式约束改为等式约束,且将误差平方和损失函数作为训练集的经验损失,这样就把解二次规划问题转化为求解线性方程组问题,提高求解问题的速度和收敛精度。

#### 3.2 粒子群算法简介

粒子群算法<sup>[8]</sup>最早是在1995年由美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russel Eberhart 共同提出的,其基本思想是受他们早期对许多鸟类的群体行为进行建模与仿真研究结果的启发。

粒子群优化算法的基本思想:每个优化问题的潜在解都是搜索空间的粒子<sup>[9]</sup>,所有的粒子都有一个被优化的函数决定的适应值,每个粒子还有一个速度向量决定他们飞翔的方向和距离,然后粒子们就追随当前的最优粒子在解空间中的搜索。粒子群优化算法初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,第一个就是粒子本身到当前时刻为止找到的最好解,这个解称为个体最好值,另一个极值就是整个种群到当前时刻找到的最好解,这个值是全局最好值。在找到这两个极值后,粒子通过三方面来更新速度和新的位置,包括粒子先前的速度,用来说明粒子目前的状态;个体的认知部分,使粒子有较强的全局搜索能力;以及社会共享信息,使粒子从其他优秀粒子中汲取经验,加强搜索能力。

为了改善基本 PSO 算法的收敛性能, Y. Shi 与 R. C. Eberhart 在 1998 年的 IEEE 国际进化计算学术会议上首次在速度进化方程中引入惯性权重  $\omega$ , 因此,基本 PSO 算法是惯性权重  $\omega = 1$  的特殊情况。惯性权重  $\omega$  使微粒保持运动惯性,使其有扩展搜索空间的趋势,有能力探索新的区域。引入惯性权重  $\omega$  可清除基本 PSO 算法对最大飞行速度  $V_{max}$  的需要,因为  $\omega$  具有维护全局和局部搜索能力的平衡的作用。对全局搜索,通常的好方法是在前期有较高的探索能力以得到合适的种子,而在后期有较高的开发能力以加快收敛速度。为此,可将  $\omega$  设定为随着进化而线性减少。文章中采用的就是带惯性权重的改进 PSO 算法。

#### 3.3 模型的建立要点

文章通过 MATLAB 平台下 PSO 和 LS-SVM 算法的结合实现了预测模型的建立。建模要点如下:

1) 输入输出因子选取。机组转动对厂房结构的振动影响是以波动方式使厂房结构产生振动,影响因素较为复杂。机械设备运转激励厂房结构以能够表征其振动状况的上机架、下机架、顶盖等金属构件的三向( $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ )振动及尾水脉动时序数据的95%双幅值作为输入参考数据;以本次测试6个结构垂向测点振动时序数据的标准差作为输出参考数据。因此,预测模型的输入因子包括10个:a. 顶盖 $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ 向振动95%双幅值;b. 上机架 $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ 向振动95%双幅值;c. 下机架 $X$ 、 $Y$ 、 $Z$ 向振动95%双幅值;d. 尾水脉动。输出因子包括以下6个:a. 下机架基础 $Z$ 向振动标准差;b. 定子基础 $Z$ 向振动标准差;c. 风罩 $Z$ 向振动标准差;d. 楼板 $Z$ 向振动标准差;e. 梁 $Z$ 向振动标准差;f. 牛腿 $Z$ 向振动标准差。

2) LS-SVM 参数的优化。LS-SVM 算法中的参数主要有两个: $\gamma$ 和 $\delta^2$ ,其中 $\gamma$ 为正则化参数,决定了适应误差的最小化和平滑程度, $\delta^2$ 为RBF核函数的参数。文章采用自编写的线性递减权重的粒子群算法对LS-SVM参数进行优化<sup>[10]</sup>,利用改进粒子群算法来优化最小二乘支持向量机的参数,可以克服LS-SVM参数试算的低效性和盲目性。其中,粒子群规模设为40,解空间为二维空间,分别对应 $\gamma$ 和 $\delta^2$ , $\gamma$ 的取值为 $[0.01, 500]$ , $\delta^2$ 的取值为 $[0.01, 10]$ ,最大迭代次数 $G_{\max} = 1000$ ,加速因子 $c_1 = c_2 = 2$ ,惯性权重 $\omega$ 设为随进化代数从0.9线性递减至0.4。文章选取平均绝对误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为适应度函数,其形式如下:

$$f_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum |(y - y_i)/y| \quad (1)$$

式(1)中: $n$ 为训练样本个数; $y$ 为实际值; $y_i$ 为预测值; $f_{\text{MAPE}}$ 为适应度值。在搜索过程中,预测误差达

到某给定值,或已达到最大迭代次数,则算法结束。

### 3.4 预测模型建立的步骤

实现基于 PSO 优化 LS-SVM 算法的厂房振动响应预测模型的步骤如下:a. 确定影响厂房结构振动的指标,作为输入因子形成样本集并对样本集进行预处理;b. 确定 LS-SVM 模型核参数及所需优化的参数,确定 PSO 算法的各运行参数,建立 LS-SVM 回归模型;c. 调用 PSO 算法搜索 LS-SVM 回归模型的最优参数;d. 用第3步中获得的最优参数重新训练 LS-SVM 回归机,建立回归模型;e. 用测试样本集进行推广能力测试。

### 3.5 预测结果及对比

4号机185m高水头下的机组和厂房结构的振动测试成果,分别如表2和表3所示。首先选取150MW负荷下的振动数据作为测试数据,利用其余工况的数据建立预测模型。将经过 PSO 算法优选得到的参数 $\gamma = 25.8$ 、 $\delta^2 = 9.5$ ,引入到 LS-SVM 模型中得到预测结果。另外,为充分验证该模型的预测性能,分别选取20MW、150MW、300MW和550MW作为测试数据进行预测。通过预测,得到4个样本下的预测值和实测值对比如表4所示。由表4中数据对比可知,基于 PSO 优化的 LS-SVM 模型在4个样本的预测中都具有很高的精度,该模型对6个结构垂向测点振动量的预测误差均在20%以内。这一方面验证了厂房结构的垂向振动与机组振动的耦合性,另一方面也证明了通过该智能算法来预测厂房等复杂耦联和非线性系统振动的实用性。另外,在模型预测过程中,基于 PSO 优化的 LS-SVM 模型的收敛和预测速度很快。

表2 输入数据

Table 2 Input data

负荷/MW		20	50	100	150	200	250	300	350	400	450	500	550	
输入因子	顶盖	$X$	15.6	15.9	17.5	21.2	30.1	28.8	29.7	54.1	48.3	23.5	22.5	11.6
		$Y$	36.1	35.9	34.8	49.8	63.5	76.0	60.7	123.0	140.3	48.1	45.5	22.8
		$Z$	32.7	39.4	34.4	50.7	63.7	60.8	88.9	157.9	111.4	58.4	39.0	22.0
	上机架	$X$	26.2	27.3	29.7	32.5	50.0	54.0	41.2	31.0	25.2	20.0	16.2	15.5
		$Y$	13.0	13.6	14.4	15.1	22.3	24.4	21.5	17.7	14.6	10.5	9.0	8.8
		$Z$	8.6	9.8	10.6	12.6	14.7	13.5	18.3	34.0	16.9	13.7	11.8	10.1
	下机架	$X$	19.3	19.3	21.6	23.8	33.0	37.7	30.2	27.1	24.3	17.1	15.3	15.3
		$Y$	25.2	23.1	25.2	27.2	30.2	32.0	29.5	27.0	24.9	19.5	19.2	20.8
		$Z$	47.1	44.0	49.2	52.3	56.1	62.6	54.4	47.4	41.4	36.3	36.6	38.3
尾水	$p$	6.3	7.1	6.2	12.0	12.2	10.6	10.1	6.2	4.1	3.5	2.2	2.0	

注:振动位移单位: $\mu\text{m}$ ;尾水脉动单位: $\text{m}$ ;因篇幅所限,振动数据均只保留一位小数

表3 输出数据

Table 3 Output data

负荷/MW	20	50	100	150	200	250	300	350	400	450	500	550
下机架基础 Z	1.4	1.6	1.9	2.4	2.9	2.2	3.5	6.6	4.2	1.8	1.7	1.2
定子基础 Z	0.7	0.7	1.0	1.4	1.5	1.6	2.0	2.1	1.4	0.9	0.7	0.5
风罩 Z	0.8	0.8	0.9	1.1	1.3	1.3	1.7	2.1	1.5	1.1	1.0	1.4
楼板 Z	4.4	6.7	7.3	8.3	9.4	12.0	13.6	18.1	10.8	5.4	5.6	4.4
梁 Z	2.4	2.5	2.7	3.2	4.4	4.1	5.7	10.9	9.5	3.9	2.9	2.0
牛腿 Z	4.4	4.2	4.8	6.5	6.7	14.1	15.4	31.1	24.3	9.2	6.3	4.7

注:振动位移单位:μm;因篇幅所限,振动数据均只保留一位小数

表4 预测值与实测值对比

Table 4 Comparison between predicted value and measured value

预测的工况		测点					
		下机架基础 Z	定子基础 Z	风罩 Z	楼板 Z	梁 Z	牛腿 Z
20 MW	预测值/μm	1.424	0.666	0.779	4.416	2.406	4.405
	实测值/μm	1.600	0.756	0.830	5.053	2.429	4.443
	误差/%	12.3	13.5	6.5	14.4	1.0	0.9
150 MW	预测值/μm	2.408	1.359	1.127	8.272	3.199	6.524
	实测值/μm	2.300	1.292	1.038	8.259	3.438	6.489
	误差/%	4.5	4.9	7.9	0.2	7.5	0.5
300 MW	预测值/μm	3.531	2.028	1.684	13.582	5.685	15.356
	实测值/μm	3.184	1.889	1.495	11.180	5.051	12.582
	误差/%	9.8	6.9	11.2	17.7	11.1	18.1
550 MW	预测值/μm	1.222	0.545	1.446	4.419	2.001	4.703
	实测值/μm	1.290	0.592	1.244	4.752	2.159	4.452
	误差/%	5.5	8.7	14.0	7.5	7.9	5.3

注:预测误差 = |预测值 - 实测值| / 实测值 × 100 %

前文研究表明,水电站运行水头也是影响机组和结构振动的重要因子。为了扩大预测模型在厂房结构振动响应预测中的应用范围,使模型不局限于固定水头下的振动响应预测,文章结合二滩5号机185 m(高)、160 m(中)、145 m(低)三个水头下的测试数据,将运行水头作为输入因子引入智能预测模型,建立了一种可以预测任意给定运行水头、给定

负荷下结构振动响应的预测模型,并以170 m补测水头下的测试数据验证智能预测模型的预测效果。为验证模型精度,建立BP神经网络预测模型进行预测结果对比。以距离机组较近的下机架基础、定子基础和风罩为例,通过两种模型预测得到的结构垂向测点振动随负荷变化的规律曲线,如图3所示。

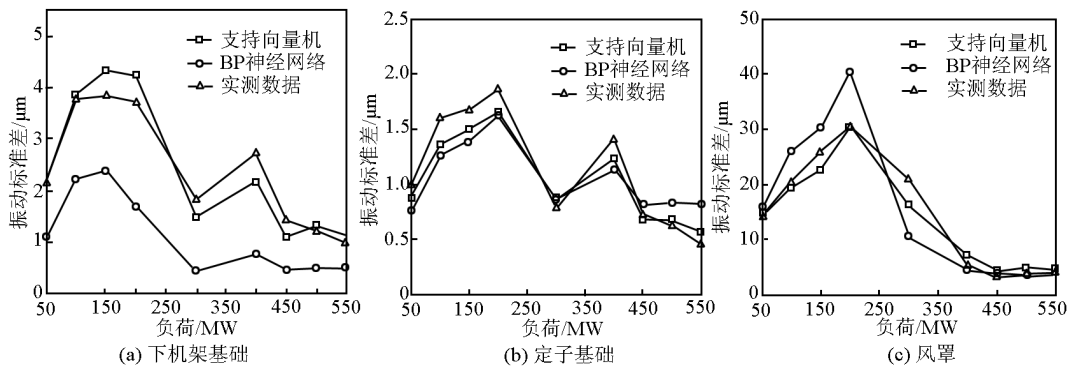


图3 不同测点垂向振动预测值与实测值对比图

Fig. 3 Comparison between predicted value and measured value of vertical vibration in different positions

由图3可以看出,在下机架基础、定子基础和风罩垂向测点上,最小二乘支持向量机模型的预测值与实测值基本吻合,误差均控制在30%以内。预测值随负荷的变化曲线与实测曲线无论在趋势还是数值上都基本一致。而BP神经网络预测模型能较好地预测3个结构垂向测点的振动随负荷的变化趋势,但是在振动幅度的预测上与实测值相差较大。可见,在小样本预测中,最小二乘支持向量机算法具有更强的适应性和更高的计算效率。该预测模型在对任意给定运行水头、给定负荷下结构垂向振动响应的预测上取得了很好的效果。

#### 4 结语

1) 厂房结构和机组垂向振动的同步性表明:厂房结构与机组振动存在较强的耦联作用。

2) 运行水头对厂房和机组振动幅度及其随负荷变化的规律影响明显。

3) 基于粒子群优化的最小二乘支持向量机算法在固定水头的结构振动响应预测上具有很高的精度,且较神经网络算法具有更快的收敛速度。

4) 文章将运行水头作为输入因子引入到智能预测模型中,扩大了智能预测模型的适用范围。验证结果表明:基于粒子群优化的最小二乘支持向量机模型在对任意给定运行水头、任意给定负荷下结

构振动响应的预测上有较高的精度,可将此预测模型用于各类水电站厂房在各种运行条件下振动量的快速预测中,为全面控制水电站振动指标提供技术支持。

#### 参考文献

- [1] 马震岳,董毓新. 水轮发电机组动力学[M]. 大连:大连理工大学出版社,2003.
- [2] 欧阳金惠,陈厚群,李德玉. 三峡电站厂房结构振动计算与试验研究[J]. 水利学报,2005,36(4):484-490.
- [3] 练继建,张辉东,王海军. 水电站厂房结构振动响应的神经网络预测[J]. 水利学报,2007,38(3):361-364.
- [4] 马震岳,董毓新. 水电站机组及厂房振动的研究与治理[M]. 北京:中国水利水电出版社,2004.
- [5] 秦亮. 双排机水电站厂房结构动力分析与识别[D]. 天津大学,2005.
- [6] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York:Springer Verlag,1995.
- [7] 阎威武,邵惠鹤. 支持向量机和最小二乘支持向量机的比较及应用研究[J]. 控制与决策,2003,18(3):358-360.
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings. IEEE International Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, New York:IEEE Service Center,1995:1942-1948.
- [9] 曾建潮,介婧,崔志华. 微粒群算法[M]. 北京:科学出版社,2004.
- [10] 龚纯,王正林. 精通MATLAB最优化计算[M]. 北京:电子工业出版社,2009.

## Prediction of vibration response of powerhouse structures based on LS-SVM optimized by PSO

Lian Jijian, He Longjun, Wang Haijun

(State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

[Abstract] The vibration of powerhouse structures is mainly induced by hydraulics factors, mechanical and electromagnetic factors of the generating unit. It nonlinearly couples with the generating unit. Based on prototype observation data of Ertan Hydropower Station, the paper analyzes the coupling effect between vibration of units and powerhouse, and then the vibration response forecasting model of the powerhouse is built based on LS-SVM optimized by particle swarm optimization algorithm, and the prediction results are coincide with the observed data. Further, the paper introduces the running water head as an input divisor into the intelligent prediction model while the forecasting range is extended, and the result is satisfactory.

[Key words] powerhouse; coupled vibration; particle swarm optimization algorithm; least squares support vector machines; response prediction