

DOI: 10.11779/CJGE201502024

# 基于小波与谱分析的大坝变形预报模型

李双平<sup>1, 2</sup>, 张 斌<sup>2</sup>

(1. 武汉大学测绘学院, 湖北 武汉 430079; 2. 长江勘测规划设计研究有限责任公司, 湖北 武汉 430010)

**摘 要:** 传统大坝变形回归分析模型不具备降噪功能, 同时人为拟定环境量周期项, 存在一定的不足, 对此, 引入小波与谱分析方法, 提出了基于小波与谱分析的大坝变形预报模型, 以提高预报精度。首先对实测的位移数据进行分段三次 Hermite 插值, 获取均匀采样数据; 然后对采样数据进行小波分解, 做降噪处理; 最后通过谱分析, 根据功率谱图, 确定位移量的主要周期项, 结合传统回归方法构建合理的拟合模型, 实现大坝变形的预报。以 2010 年三峡大坝 175 m 蓄水后的实测数据为样本, 采用文中方法对大坝变形值预报, 结果表明预报精度较高, 新方法对提高大坝安全评估和类似变形分析有重要价值。

**关键词:** 大坝变形; 均匀采样; 小波; 谱分析; 预报

中图分类号: TV64 文献标识码: A 文章编号: 1000-4548(2015)02-0374-05

**作者简介:** 李双平 (1974 - ), 男, 博士研究生, 主要从事水利水电工程安全监测方面的研究工作。E-mail: cjjwgs\_lsp@126.com。

## Forecast model for dam deformation based on wavelet and spectral analysis

LI Shuang-ping<sup>1, 2</sup>, ZHANG Bin<sup>2</sup>

(1. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Changjiang Institute of Surveying, Planning, Design and Research, Changjiang Spatial Information Technology Engineering Co., Ltd., Wuhan 430010, China)

**Abstract:** The traditional regression model for dam deformation is not equipped with denoising function, and has certain defects because the cycle items of environment are artificially determined. In order to improve the accuracy of the model forecast, the method of wavelet and spectral analysis is used, and a forecast model is proposed. The new method uses the observed data interpolated by the piecewise cubic Hermite polynomial to get the uniform sampling data. Then the noise of the uniform sampling data is reduced by the wavelet transform. Finally, the dominant periodic terms of the data are found by using the spectral analysis. Combining the traditional regression model, the appropriate model is established. On this basis, the deformation of Three Gorges Dam with impoundment of 175 m is predicted. The calculated results show that the proposed new method can effectively forecast the dam deformation with high precision and has the reference value for dam safety evaluation and similar deformation analysis.

**Key words:** dam deformation; uniform sampling; wavelet; spectral analysis; forecast

## 0 引 言

大坝变形监测预报的准确性对大坝安全评估起着重要作用, 受诸多外界因素的影响, 各种因素间相互关系复杂, 因此预报方法的选取显得至关重要。早在 1956 年, Tonini 将大坝变形的影响因素分为水压、温度、时效 3 个部分, 并用三次式表示水压分量和温度分量<sup>[1]</sup>; Xerex 等采用气温作为温度影响因子, 并用观测前不同天数的平均气温对大坝变形进行分析<sup>[2]</sup>; 20 世纪 80 年代, Marazio 等最早用有限单元法计算水压、温度、时效分量, 然后建立回归模型<sup>[3]</sup>; Bonaldi 等提出了混凝土大坝变形的确定性模型和混合模型, 将理论计算值 (有限单元法计算) 和实测数据有机的结合起

来<sup>[4]</sup>; 1989 年, 吴中如也提出和建立了确定性模型和混合模型以及基于混沌理论、模糊数学和灰色系统等监控数学预报模型<sup>[5]</sup>。近二十年来, 随着计算机技术和监测自动化程度的飞速发展, 一些新的数学模型和计算方法, 如灰色理论、人工神经网络、遗传算法、小波分析、混沌理论、支持向量机模型等在大坝变形资料分析和预测预报中得到了广泛的应用, 众多学者进行了卓有成效的研究<sup>[6-11]</sup>。

然而, 实际工程监测中, 由于受到系统和环境因素的影响, 监测数据中不可避免地存在噪声, 影响监

基金项目: “十二五” 国家科技支撑计划 (2011BAB10B07)

收稿日期: 2014-05-20

测模型的准确性。噪声绝大多数为随机噪声,分布于整个频率区间,针对变形监测数据的信号特征,对监测值进一步去噪处理,可以抑制噪声,得到真实信号。理论上讲,去噪后的真实信号即为环境分量和时效分量组成的有效时间序列,其中环境分量一般都为周期性,能分解为多个不同频率的谐波分量之和。传统监测模型人为拟定周期项,带有一定的主观性,有时不能准确反映大坝性态。

因此,将小波分析和谱分析引入到大坝变形监测分析和预报中,在传统的回归模型的基础上,通过谱分析的方法确定回归模型的周期及周期项数,提出了基于小波和谱分析的大坝变形预报模型。以三峡大坝变形监测为研究对象,验证了文中方法的有效性,结果表明文中模型精度较高,为大坝变形分析和预报研究提供了一种高效实用的方法。

## 1 基于小波与谱分析的预报模型

### 1.1 观测数据预处理

在大坝变形监测数据采集过程中,因各方面的原因,人工观测数据并非严格意义上的均匀采样。而小波变换和谱分析所需要的信号必须为均匀采样,因此需要对非均匀采样的观测数据进行均匀化处理,一般采用插值方法。常用的插值方法有多项式 Lagrange 插值法、Newton 插值法、Hermite 插值法、三次样条法等,三次 Hermite 插值具有一阶导连续,其插值曲线较为平滑,且具有保形状的特点,同时充分利用了原始观测数据(将其作为节点数据)。基于上述因素考虑,本文采用三次 Hermite 分段插值对观测数据进行均匀化处理。三次 Hermite 分段插值函数表述为<sup>[12]</sup>

$H(x) = h_i(x)y_i + h_{i+1}(x)y_{i+1} + \bar{h}_i(x)d_i + \bar{h}_{i+1}(x)d_{i+1}$ , (1)  
式中,  $x \in [x_i, x_{i+1}]$ ,  $i$  为节点号,  $y_i$  为观测值,  $H(x_i) = y_i$ ,  $H(x_{i+1}) = y_{i+1}$ ,

$$\left. \begin{aligned} h_i(x) &= \left(1 + 2 \frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i}\right) \left(\frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}}\right)^2, \\ h_{i+1}(x) &= \left(1 + 2 \frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}}\right) \left(\frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i}\right)^2, \\ \bar{h}_i(x) &= (x - x_i) \left(\frac{x - x_{i+1}}{x_i - x_{i+1}}\right)^2, \\ \bar{h}_{i+1}(x) &= (x - x_{i+1}) \left(\frac{x - x_i}{x_{i+1} - x_i}\right)^2, \\ d_i &= H'(x_i), \\ d_{i+1} &= H'(x_{i+1}). \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

### 1.2 小波降噪

众所周知,小波分解具有多尺度的特征,能将信

号的不同频率成份分开,得到一个低频分量  $a_j$  和若干个高频分量  $d_i (i=1,2,3,\dots,j)$  <sup>[13]</sup>。然而,对于任何的观测数据,不可避免的涉及到观测噪声的问题。大坝监测数据中的真实信号大多为低频部分,利用小波的多尺度分解特点,得到低频信息。对均匀化处理后的变形值  $\{H(x), x=1,2,3,\dots,n\}$  进行小波分解,即

$$H(x) = a_j + \sum_j d_i. \quad (3)$$

Daubechies 小波是一种常用的小波,在该小波系中,除了 Haar 小波外,其他的均为连续、紧支集小波,且随着级数的增加,小波变得越来越光滑,同时它们可以有预知的连续导数,其光滑性足以满足特定应用要求。

### 1.3 频谱分析

通过降噪处理后的观测值  $\tilde{H}(x)$ ,可以认为是一个时间序列的离散信号,设周期  $T$  内的采样数为  $N$ ,  $x_k$  时刻的采样值为  $\tilde{H}(x_k)$  ( $k=0,1,2,\dots,N-1$ ),则有

$$\tilde{H}(x_k) = a_0/2 + \sum_{n=1}^{N-1} (a_n \cos 2\pi nk/N + b_n \sin 2\pi nk/N), \quad (4)$$

式中,  $a_0 = 2(\sum_{k=1}^N \tilde{H}(x_k))/N$ ,  $a_n = 2 \left[ \sum_{k=1}^N \tilde{H}(x_k) \cos 2\pi nk/N \right] / N$ ,  $b_n = 2 \left[ \sum_{k=1}^N \tilde{H}(x_k) \sin 2\pi nk/N \right] / N$ 。

式(4)表明一个周期信号总是可以分解为无穷多个不同频率的谐波分量之和,即原始的复杂信号可以分解为多个简单的正弦和余弦信号的叠加<sup>[14]</sup>。在这些简单的正弦和余弦信号中,分别有其各自的频率,有些在原始信号中起主要作用,有些起次要作用,可以通过其功率谱体现出来。功率谱越大,则表明对应频率的信号在原始信号中的作用越大,否则越小。经过功率谱分析后,给定一个参考功率谱,若有  $n$  个功率谱大于参考功率谱,则可确定周期函数的阶数为  $n$ ,其对应的频率  $\omega_j$  为

$$\omega_j = \frac{1}{T_j} = \frac{j-1}{N\Delta f}, \quad (5)$$

式中,  $T_j$  为周期,  $j=1,2,3,\dots,n$ ,  $\Delta f$  为采样间隔。可以认为这  $n$  个功率谱对应频率所确定的周期函数在观测值起主要作用,通过对三峡大坝不同高程多个测点的位移数据进行分析,  $n$  值一般为 2,即具有 2 个较为明显的周期项。

### 1.4 模型建立

考虑传统的回归方法,水位因子为上游水位的二次函数,时效因子为对数函数,则对大坝某一测点变形的拟合模型可描述如下:

$$\tilde{H}(i) = \beta_0 + \beta_1 H_i + \beta_2 H_i^2 + \beta_3 \ln(1+t(i)) +$$

$$\sum_{j=1}^n [A_j \cos(\omega_j t(i) + B_j \sin(\omega_j t(i))) + v(i)] \quad (6)$$

式中  $\tilde{H}(i)$  为降噪处理后的第  $i$  次观测值,  $\beta_k (k=0,1,2,3)$ ,  $A_j$  和  $B_j$  为待求模型参数,  $j=1,2,\dots,n$ ,  $n$  的大小由功率谱决定;  $t(i)$  为第  $i$  次观测距离第一次观测的天数;  $\omega_j$  表示该测点的频率变化特征参数;  $v(i)$  为拟合(预报)残差。

### 1.5 评价指标

一般采用以下 3 项统计指标, 对模型的拟合及预报效果进行评价<sup>[13]</sup>。

(1) 平均绝对百分比误差

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{\text{abs}(v_i)}{H(i)}}{n} \quad (7)$$

(2) 均方根误差

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n v_i^2}{n}} \quad (8)$$

(3) 平均绝对误差

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{abs}(v_i)}{n} \quad (9)$$

式中,  $v(i)$  为拟合(预报)残差,  $H(i)$  为插值观测值。

## 2 算例分析

### 2.1 不同预报长度比较

本文采用三峡水利枢纽三期工程右厂 15、右厂 17、右厂 21 共 3 个坝段  $\nabla 49$  m、 $\nabla 94$  m、 $\nabla 185$  m 的垂线测点上下游方向位移观测数据, 选取的观测数据时段为 2006 年 9 月 1 日(第 1 天)—2010 年 11 月 20 日(第 1542 天)近 50 个月, 预报时段长度分别为 6 个月、9 个月、12 个月, 则其对应的拟合数据长度则分别为 44 个月、41 个月、38 个月。

下文先以右厂 21 坝段  $\nabla 185$  m 测点 PL02YC213 六个月的预报算例为例, 进行拟合分析和预报, 然后给出多个坝段多个测点不同预报时长的统计结果。

首先利用三次 Hermite 分段插值对观测数据进行均匀化处理, 均匀化处理的时间段为 2006 年 9 月—2010 年 11 月, 插值结果见图 1。从图 1 可以看出插值数据较平滑。

然后选取均匀化处理后的数据(2006 年 9 月—2010 年 8 月)进行小波分解。小波分解后, 可得到的测点位移的低频各层逼近信号(图 2)和低频各层细节信号(图 3)。分析图 2、3 可以知道测点变形部分主要是低频信号起作用。研究表明, 在降噪处理时, 不能去掉所有的高频信号, 不然可能会丢失有用信息,

引起对原信号恢复时失真<sup>[15]</sup>。此处去掉了 d1,d2,d3 层高频噪声, 即位移数据为  $a_6+d_6+d_5+d_4$ 。

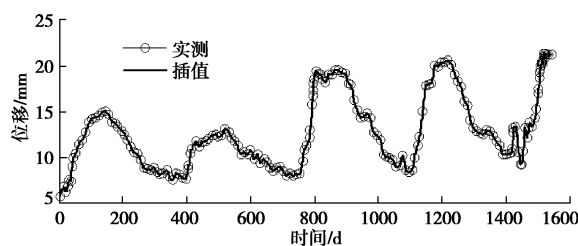


图 1 右厂 21 坝段 PL02YC213 测点插值结果

Fig. 1 Interpolated results of PL02YC213

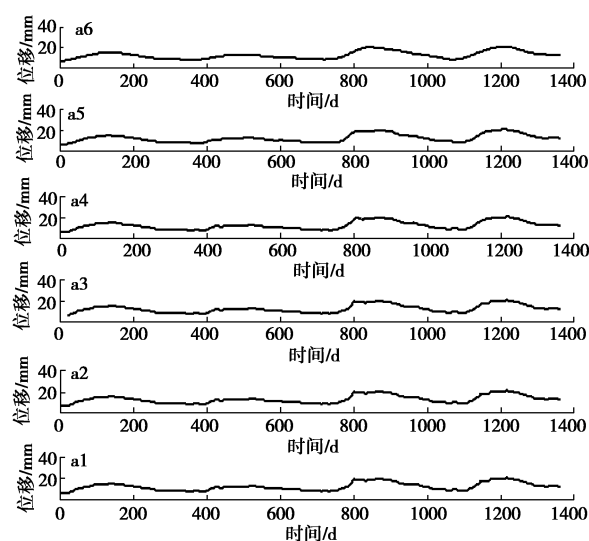


图 2 测点位移的低频各层逼近信号

Fig. 2 Low-frequency signals of distance

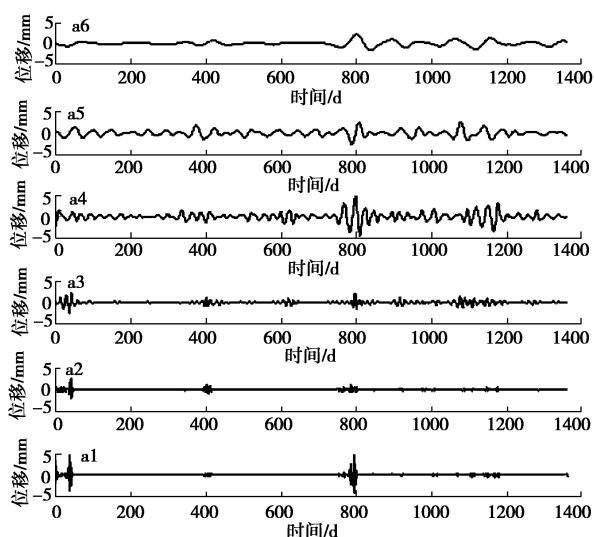


图 3 测点位移的高频各层细节信号

Fig. 3 High-frequency signals of distance

将分解后的信号进行降噪重构, 并对其进行谱分析。在谱分析前, 需注意要先将变形数据进行平均化处理, 即  $\text{fft}$  变换序列  $\{\hat{H}(x) = \tilde{H}(x) - \text{mean}(\tilde{H}(x))\}$ ,



表 1 不同预报时长精度评价

Table 1 Evaluation of forecasting precision under different time steps											
坝段	测点	6 个月			9 个月			12 个月			备注
		MAPE	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	RMSE/mm	MAE/mm	
右厂 15	IP01YC15	0.1719	0.2249	0.2434	0.2699	0.4268	0.4021	0.2332	0.4053	0.3637	▽49.0
	PL01YC151	0.1437	0.5552	0.5925	0.2158	0.9813	0.9247	0.1409	0.6801	0.6036	▽94.0
	PL02YC153	0.1537	1.5389	1.6280	0.1557	1.6963	1.6568	0.1332	1.4468	1.4519	▽185.0
右厂 17	IP01YC17	0.1064	0.1962	0.1656	0.2338	0.4459	0.4019	0.2029	0.3837	0.3540	▽49.0
	PL01YC171	0.1281	0.5488	0.4828	0.2349	1.0340	0.9525	0.1588	0.7266	0.6538	▽94.0
	PL02YC173	0.1083	1.5074	1.5137	0.1105	1.7652	1.6148	0.0898	1.3513	1.3287	▽185.0
右厂 21	IP01YC21	0.1343	0.2403	0.2913	0.1572	0.3692	0.3259	0.0966	0.2407	0.2052	▽49.7
	PL01YC211	0.1083	0.5846	0.5670	0.1733	1.0485	0.9690	0.0988	0.6492	0.5755	▽94.0
	PL02YC213	0.0730	1.1139	0.8983	0.0662	1.0980	0.8435	0.0545	0.8810	0.7768	▽185.0

表 2 175 m 蓄水期间模型拟合及预报精度评价

Table 2 Evaluation fitting and forecast precisions of model under impoundment of 175 m								
坝段	测点	拟合			预报			备注
		MAPE	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	RMSE/mm	MAE/mm	
右厂 15	IP01YC15	0.0458	0.0925	0.0721	0.0683	0.1054	0.1000	▽49.0
	PL01YC151	0.0297	0.1599	0.1303	0.0470	0.2016	0.2116	▽94.0
	PL02YC153	0.0543	0.6538	0.5275	0.0540	0.5699	0.6988	▽185.0
右厂 17	IP01YC17	0.0461	0.0931	0.0738	0.0402	0.0738	0.0720	▽49.0
	PL01YC171	0.0363	0.1670	0.1335	0.0341	0.1104	0.1461	▽94.0
	PL02YC173	0.0428	0.6943	0.5489	0.0494	0.5214	0.8299	▽185.0
右厂 21	IP01YC21	0.0451	0.1116	0.0873	0.0388	0.0877	0.0743	▽49.7
	PL01YC211	0.0290	0.1790	0.1471	0.0190	0.1353	0.1035	▽94.0
	PL02YC213	0.0446	0.6459	0.5126	0.0294	0.4207	0.4440	▽185.0

功率谱见图 4。从图 4 可明显看出有 2 个主频率功率谱,通过式(5)可以得出其周期分别为 363 d、1452 d。在获取位移序列的周期后,带入式(6)中,求取模型参数,表达式如下:

$$\begin{aligned} \tilde{H}(i) = & 30.4248 - 0.5713H_i + 0.003H_i^2 - \\ & 0.0704\ln[(1+t(i)) - 0.8625\cos(0.0185t(i))] - \\ & 0.6266\sin[(0.0185t(i)) + 0.5665\cos(0.0046t(i))] - \\ & 0.4467\sin[(0.0046t(i))] + v(i) \end{aligned} \quad (10)$$

利用求得的模型参数对该测点进行预报,预报结果见图 5。

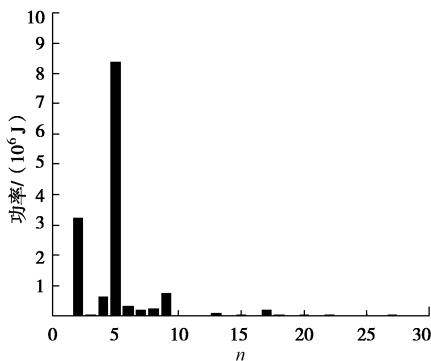


图 4 右厂 21 坝段 PL02YC213 测点功率谱图  
Fig. 4 Power spectra of PL02YC213

通过此算法,对其它测点进行不同预报时长的位移预报计算,统计结果见表 1。

从表 1 可以看出,不同预报时长的预报精度大体一致,6 个月和 12 个月的预报精度相对较好,9 个月

的预报精度相对次之。随着测点绝对位移增大,其预报量的均方根误差和平均绝对误差逐渐增大,百分比误差逐渐减小,RMSE 最大为 1.765 mm(PL02YC173,9 个月预报)。通过对预报位移过程线图的分析,各测点预报位移拐点与实测位移拐点基本一致,这在图 5 中也有体现,模型可靠性较好。

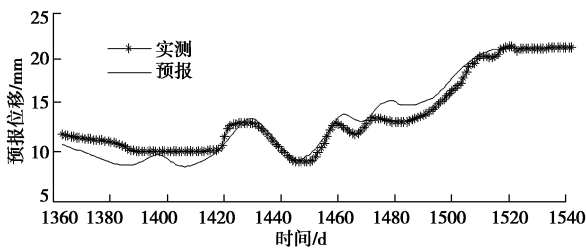


图 5 右厂 21 坝段 PL02YC213 测点 175 m 蓄水期间预报结果  
Fig. 5 Forecast results of PL02YC213 under impoundment of 175 m

2.2 175 m 蓄水期间变形预报

采取上文算法,对上述测点在 2010 年 175 m 蓄水过程中位移量进行预报,拟合及预报统计结果见表 2。

从表 2 结果可以看出,各测点拟合及预报精度均较好,MAPE 在 0.0683 以内,RMSE 在 0.6943 mm 以内,MAE 在 0.6988 mm 内,各项精度指标基本能满足大坝变形预报的要求,与文献 13,14 所采用的方法预报精度相当,优于支持向量基(SVM 模型)和神经网络模型(ANN 模型),预报值与实测值差异较小。

### 3 结 语

本文研究了基于小波与谱分析的大坝变形预报模型,模型兼顾传统的回归分析和小波与谱分析方法的优点,以三峡大坝变形监测为例对不同预报时长进行了比较分析,并对 175 m 蓄水期间位移进行预测,预测成果较好。研究结果显示,利用该模型对大坝变形的拟合及预报效果较好,精度指标能满足大坝变形预测的要求,这在大坝变形资料分析和安全评估中是十分有意义的。总体而言,6 个月预报时长预报效果较好,可用于大坝安全评估;12 个月预报效果次之;9 个月预报时长预报效果相对较差,分析认为 9 个月的预报时长中包含了温度变化较大时段,对模型整体精度有一定影响,而 12 个月预报时长中温度变化较大时段相对预报整体时段短,对模型整体精度影响略小;不同预报时长的预报位移与实测位移拐点基本一致,说明模型可靠性较好。但是文章中的谱分析获取的周期性,实际上是变形序列中的大尺度分析,未考虑温度的细节影响,在局部时间段内温度发生突变时,拟合及预报结果与实测值的差异相对较大,在 9 个月的预报时长中表现相对明显,将温度的细节影响纳入预报模型中,这将是笔者下一步的研究重点。

**致 谢:** 三峡监测中心的冯俊高级工程师为本文的完成提供了相关的水文气象数据,在此特别感谢!

### 参考文献:

- [1] TONINI D. Observed behavior of several leakier arch dams[J]. *Journal of the Power Division*, 1956, **82**(12): 135 - 139.
- [2] XEREZ A, LAMAS J F. Methods of analysis of arch dam behavior[C]// VI Congress on Large Dams. New York. 1958.
- [3] MARAZIO P. Behavior of Enel's 4 Large Dam[R]. Roma: Enel's Report, 1980.
- [4] BONALDI R, FANEI M, GIUSEPPTI G. Automatic observation and instantaneous control of dam safety[M]. Roman: ISMES, 1980.
- [5] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 南京: 河海大学出版社, 1990. (WU Zhong-ru. Safety monitoring theory and its application of hydraulic structures[M]. Nanjing: Hohai University Press, 1990. (in Chinese))
- [6] 苏怀智, 吴中如, 温志萍, 等. 遗传算法在大坝安全监控神经网络预报模型建立中的应用[J]. *水利学报*, 2001, **32**(8): 44 - 48. (SU Huai-zhi, WU Zhong-ru, WEN Zhi-ping, et al. The application of genetic algorithm in establishment of neural network forecast model for dam safety monitoring[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2001, **32**(8): 44 - 48. (in Chinese))
- [7] 高 平, 薛桂玉. 基于小波网络的大坝变形监测模型与预报[J]. *水利学报*, 2003, **34**(7): 107 - 110. (GAO Ping, XUE Gui-yu. Deformation monitoring model for dam based on wave-net and its application in forecasting[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2003, **34**(7): 107 - 110. (in Chinese))
- [8] SU Huai-zhi, WU Zhong-ru, WEN Zhi-ping. Identification model for dam behavior based on wavelet network[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2007, **22**(6): 438 - 448.
- [9] 李守巨, 刘迎曦, 刘玉静. 基于进化神经网络混凝土大坝变形预测[J]. *岩土力学*, 2003, **24**(4): 634 - 638. (LI Shou-ju, LIU Ying-xi, LIU Yu-jing. Dam deformation forecasting by evolving artificial neural network[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2003, **24**(4): 637 - 638. (in Chinese))
- [10] SU Huai-zhi, WEN Zhi-ping, WU Zhong-ru. Study on an intelligent inference engine in early-warning system of dam health[J]. *Water Resources Management*, 2011, **25**(6): 1545 - 1563.
- [11] SU Huai-zhi, HU Jiang, WU Zhong-ru. A study of safety evaluation and early-warning method for dam global behavior[J]. *Structural Health Monitoring*, 2012, **11**(3): 269 - 279.
- [12] FRITSCH F N, CARLSON R E. Monotone piecewise cubic interpolation[J]. *SIAM J Numerical Analysis*, 1980, **17**: 238 - 246.
- [13] 王新洲, 范 千, 许承权, 等. 基于小波变换和支持向量机的大坝变形预测[J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2008, **33**(5): 469 - 471. (WANG Xin-zhou, FAN Qian, XU Cheng-quan, et al. Dam deformation prediction based on wavelet transform and support vector machine[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, **33**(5): 469 - 471. (in Chinese))
- [14] 张显云, 张鹏飞, 杜 宁, 等. 基于时间序列分析的动态变形预报[J]. *贵州大学学报 (自然科学版)*, 2013, **30**(4): 54 - 57. (ZHANG Xian-yun, ZHANG Peng-fei, DU Ning, et al. The dynamic deformation forecast based on time series analysis[J]. *Journal of Guizhou University (Natural Science)*, 2013, **30**(4): 54 - 57. (in Chinese))
- [15] 陈兆国. 时间序列及其谱分析[M]. 北京: 科学出版社, 1988: 253 - 272. (CHEN Zhao-guo. The time series and its spectral analysis[M]. Beijing: Science Press, 1988: 253 - 272. (in Chinese))