

基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的 混凝土坝变形监控模型

牛景太

(南昌工程学院水利与生态工程学院,江西 南昌 330099)

摘要:针对混凝土坝自动化变形监测数据存在噪声成分,且变形与环境影响因素间呈现出复杂的非线性关系等问题,提出了基于奇异谱分析(SSA)与粒子群算法(PSO)优化支持向量机(SVM)的混凝土坝变形监控模型。模型利用 SSA 对实测变形进行分解,提取其蕴含的趋势与周期性成分并对变形加以重构;在此基础上,采用基于 PSO 优化的 SVM 对重构变形与环境影响因素间复杂的非线性函数关系进行挖掘。实例验证结果表明,该模型具有较好的拟合与预测精度,可以有效地挖掘实测变形蕴含的数据特征,减小噪声成分对建模精度的影响,具有一定的工程应用价值。

关键词:混凝土坝;变形监控;奇异谱分析;支持向量机;粒子群算法

中图分类号:TV698.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2020)06-0060-06

Dam deformation monitoring model based on singular spectrum analysis and SVM optimized by PSO//NIU Jingtai
(School of Hydraulic and Ecological Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China)

Abstract: Considering the noise components in automatic monitoring data and the complex nonlinear relationship between dam deformation and environmental factors, a dam deformation monitoring model based on singular spectrum analysis(SSA) and support vector machine(SVM) optimized by particle swarm optimization(PSO) was proposed. SSA was used to decompose the measured deformation, and its intrinsic trend and periodic components were extracted and reconstructed. The complex nonlinear relationship between reconstruction deformation and environmental factors was then mined based on SVM optimized by PSO. The case validation results show that the model has good fitting and prediction accuracy and it can effectively mine the data characteristics inherent in the measured deformation, reduce the influence of noise components on the modeling accuracy, and has certain engineering application value.

Key words: concrete dam; deformation monitoring; singular spectrum analysis; support vector machine; particle swarm optimization algorithm

我国现有大坝从数量与建设规模上均居世界首位,合理保障大坝安全运行,对有效发挥工程效益与保障地区稳定和居民生命财产安全具有重要意义^[1-4]。变形是最能直观可靠地反映大坝综合运行性态的重要监测量,构建具有良好精度的变形监控模型可较好地反映大坝结构性能的演变特征,定量解读主要影响因素的作用和预测大坝运行情况,并依此对大坝性态加以评判^[5-7]。

大坝变形主要由水位和温度变化引起的可逆变形以及筑坝材料性能随时间演变引起的不可逆变形组成。根据建模方法,大坝变形监控模型可分为统计模型、确定性模型与混合模型 3 类^[8-10]。统计模型具有函数形式简单、计算高效的优点,因此得到了广泛的应用。近年来,伴随人工智能技术的发展,人工神经网络^[11]、极限学习机^[12-13]、混合蛙跳^[14]、粒子群算法(partical swarm optimization, PSO)^[15]、支持向量机(support vector machines, SVM)^[16-18]、面板数据模型^[19]等诸多算法被广泛应用于变形监控统计模型中,极大地推动了大坝变形监控模型的发展。其中,SVM 基于风险最小化准则,具有良好的非线性分析能力,可有效地避免过拟合现象,故在变形监控模型中应用较为广泛^[20-21]。针对核函数参数对 SVM 模型性能的影响,诸多学者对此开展了大量研究,例如,董明等^[20]引入人工蜂群算法(artificial bee

colony, ABC) 对 SVM 参数进行寻优, 并将构建的 ABC-SVM 模型应用于某混凝土双曲拱坝变形监控分析; 谷艳昌等^[21]采用遗传算法 (GA) 对 SVM 中核函数参数进行寻优, 并将建立的 GA-SVM 大坝安全性态预测模型应用于土石坝坝体渗流压力分析中。受仪器量测精度与监测系统信息采集模块所伴有的固有噪声等影响, 监测数据中难免存在一定的无法利用环境影响因素解释的随机性误差, 为了最大化地消除固有噪声和随机误差等不利因素的干扰, 小波分解^[11,22]、经验模态分解^[23]、奇异谱分析^[24-25]等方法被广泛应用于大坝变形监测数据特征分解中。

鉴于实测变形中噪声成分对建模精度具有不利影响, 本文采用奇异谱分析 (singular spectrum analysis, SSA) 对实测变形进行分解, 并根据奇异值贡献率筛选表征混凝土坝变形的主成分对变形序列进行重构, 以减小实测变形中噪声的影响。此外, 考虑到 SVM 核函数参数对模型性能具有一定影响, 采用 PSO 对 SVM 核函数参数寻求最优解。在上述研究的基础上, 构建基于 SSA 与 SVM 的混凝土坝变形监控模型, 并采用某混凝土拱坝垂线监测变形监控数据对建模方法的合理性和有效性进行了验证。

1 基于奇异谱分析的实测变形处理

变形测值的可靠性与稳定性是合理评判大坝运行性态的关键, 而实际工程中, 自动化监测数据受仪器精度、人为扰动等不确定性因素的影响, 常蕴含一定的噪声成分^[25], 该成分将导致建模精度的下降, 为此, 本文采用 SSA 方法对实测变形中噪声成分加以分离。SSA 是一种多变量统计方法与概率理论相融合的非参数方法, 该方法能有效地对某一时间序列中的趋势性成分、周期振荡成分和噪声成分加以分离^[26-28]。SSA 方法计算步骤如下。

步骤 1: 计算轨迹矩阵 X 。对于含有 N 个样本的时间序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, 有轨迹矩阵 X

$$X = \begin{bmatrix} y_1 & \cdots & y_K \\ \vdots & & \vdots \\ y_L & \cdots & y_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: L 为窗口长度, $L \leq N/2$; $K = N - L + 1$ 。

步骤 2: 奇异值分解。轨迹矩阵 X 的协方差矩阵 $S = XX^T$, 计算 XX^T 的特征值和特征向量, 按特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ 从大到小顺序排列相对应的特征向量 $U_1, U_2, \dots, U_L$ 。故轨迹矩阵 X 的奇异值分解写为

$$X = E_1 + E_2 + \cdots + E_d \quad (2)$$

其中 $E_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ ($i = 1, 2, \dots, d$)

$$V_i = X^T U_i \sqrt{\lambda_i}$$

式中: $\sqrt{\lambda_i}$ 为奇异值; d 为特征值为正数的个数。

步骤 3: 分组。根据 E_i 的下标 i 可将矩阵集合 $\{E_1, E_2, \dots, E_d\}$ 划分为 n 个不相交的集合 $I_1, I_2, \dots, I_n$, 与之相应地, 轨迹矩阵 X 可划分为 n 个矩阵:

$$X = X_{I_1} + X_{I_2} + \cdots + X_{I_n} \quad (3)$$

步骤 4: 对角平均。对角平均是把上述得到的矩阵 X_{I_n} 转换为时间序列。假定一个 $L \times K$ 阶矩阵 Z , 该矩阵的基本元素为 $z_{i,j}$ ($1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq K$)。令 $L^* = \min(L, K)$ 、 $K^* = \max(L, K)$ 、 $N = L + K - 1$ 。假如 $L < K$, 则 $z_{i,j}^* = z_{i,j}$, 反之, $z_{i,j}^* = z_{j,i}$, 据此, 矩阵 X_{I_j} 中任一主成分可转换为时间序列 $z = \{z_1, z_2, \dots, z_N\}$, 其任一元素 z_k 可表示为

$$z_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k z_{m,k-m+1}^* & 1 \leq k \leq L^* \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} z_{m,k-m+1}^* & L^* < k \leq K^* \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{m=k-K^*+1}^{N-K^*+1} z_{m,k-m+1}^* & K^* < k \leq N \end{cases} \quad (4)$$

据此, 原时间序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 可被重构为

$$Y' = \left\{ \sum_{i=1}^r z_{i,1}, \sum_{i=1}^r z_{i,2}, \dots, \sum_{i=1}^r z_{i,N} \right\} \quad (5)$$

式中: r 为时间序列重构所用的主成分个数, 若 $r = L$, 则得到原时间序列。

2 基于 SVM 的变形监控模型

SVM 是对数据进行分类与回归建模的方法^[18,29-30], 其基本理念为寻找能正确划分训练样本的几何间隔最大的超平面。具体而言, 对于某训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N) \in (\mathbf{R}^n \times \mathbf{R})$, 通过非线性映射 $\varphi(x)$ 将训练样本映射到一个高维空间中, 构建线性优化函数来寻求最优线性分类面, 该最优线性分类面可写为

$$f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (6)$$

式中: b 为常数; ω 为权值向量。

根据结构风险最小化原则, ω 与 b 可由下式求得:

$$\begin{cases} \min \left[\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right] \\ \text{s. t.} \begin{cases} y_i - \omega \cdot \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \omega \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

式中: c 为惩罚参数, 且 $c > 0$; ε 为不敏感参数; ξ_i, ξ_i^*

为松弛因子; l 为训练样本数。

利用拉格朗日函数可将式(7)转化为

$$\begin{cases} \max \left[\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot \right. \\ \left. K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \right] \\ \text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq c \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq c \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中: α_i 、 α_i^* 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x_j)$ 为核函数。考虑到径向基核函数具有良好的非线性分析能力,故在此采用径向基核函数:

$$K(x_i, x_j) = \exp[-\|x_i - x_j\|^2 / (2\gamma^2)] \quad (9)$$

式中: γ 为核半径。

进而可得到回归模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (10)$$

考虑到 SVM 模型中惩罚参数 c 与核半径 γ 对模型的泛化能力影响较大,为此,本文采用具有良好全局搜索能力的 PSO 对 SVM 模型中的参数 c 与 γ 进行寻优,具体的优化理论可见文献[30]。

3 混凝土坝变形监控模型

基于 SSA 与 SVM 模型基本理论,本文利用 SSA 良好的数据分析能力对混凝土坝变形监测数据中所蕴含的有效成分与噪声成分进行识别与剔除,进而对变形测值加以重构。在此基础上,为减小 SVM 核函数参数对模型性能的影响,采用 PSO 优化的 SVM 构建混凝土坝变形监控模型(SSA-PSO-SVM),建模流程如图1所示。

混凝土坝变形监控模型^[8]可表示为

$$\begin{aligned} \delta &= \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = \\ \alpha_0 &+ \sum_{i=1}^p a_i H^i + \sum_{i=1}^2 \left(b_{1i} \sin \frac{2\pi i t}{365} + \right. \\ &\left. b_{2i} \cos \frac{2\pi i t}{365} \right) + c_1 \theta + c_2 \ln \theta \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $\theta = t/100$

式中: δ 为混凝土坝变形值; δ_H 为变形水压分量; δ_T 为变形温度分量; δ_θ 为变形时效分量; H 为上游水深; α_0 为常数; a_i 、 b_{1i} 、 b_{2i} 、 c_1 、 c_2 为统计系数; p 为与坝型有关的系数,当坝型为重力坝时, $p=3$,坝型为拱坝时, $p=4$; t 为建模日期至始测日的累计时间,d。

由式(11)可知,对于重力坝而言,监控模型中影响因子有9个,分别为 H 、 H^2 、 H^3 、 $\sin(2\pi t/365)$ 、 $\sin(4\pi t/365)$ 、 $\cos(2\pi t/365)$ 、 $\cos(4\pi t/365)$ 、 θ 、 $\ln \theta$;

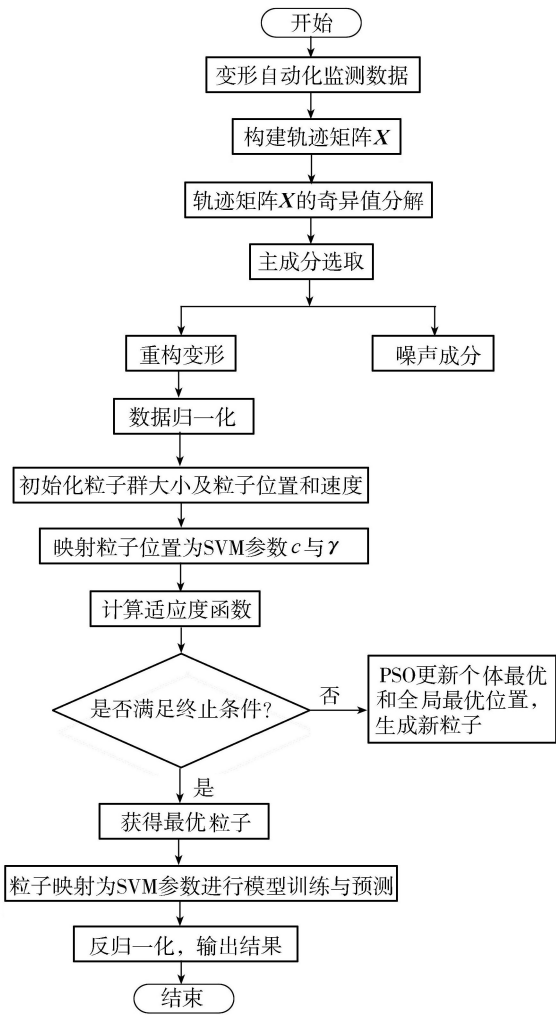


图1 SSA-PSO-SVM 建模流程

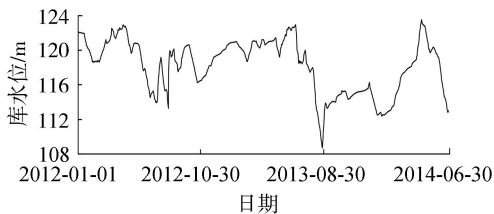
对于拱坝而言,除此之外,其变形亦受 H^4 的影响,共计10个影响因子。

为了评价混凝土坝变形监控模型的拟合与预报精度,采用平均绝对误差、均方误差和平均绝对百分误差来表征。

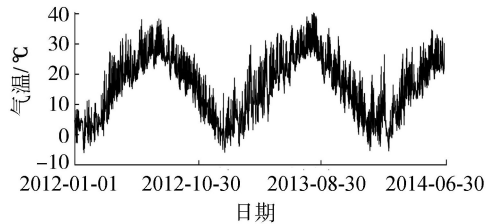
4 实例验证

某混凝土连拱坝坝顶长510 m,坝顶高程131.06 m,最大坝高75.9 m。采用正倒垂线监测坝体的水平位移,其中包括20条正垂线与3条倒垂线。利用两个正垂测点PL11与PL14在2012年1月1日至2014年6月30日的自动化监测数据检验所建模型的预报精度,其中2012年1月1日至2014年5月31的监测数据用于模型训练,2014年6月1—30日的监测数据用于模型预报。相应监控时段内的环境量和测点变形分别如图2和图3所示。

由图3可知,两个测点测值的变化规律一致,且该坝变形主要受温度影响,温度下降,向下游方向变形增大,反之则减小;库水位的影响相对较小,库水位增大,向下游方向变形增大,反之则减小。以



(a) 库水位



(b) 气温

图2 环境量监测过程线

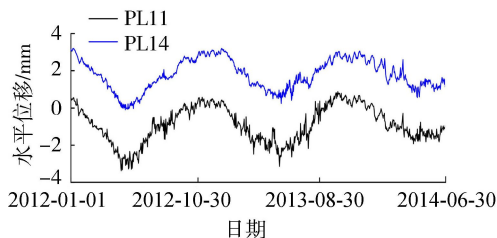
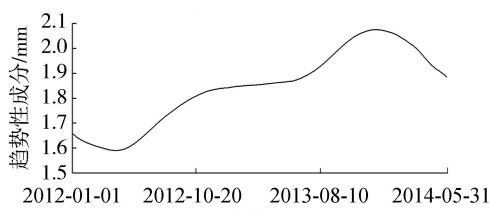


图3 水平位移实测过程线

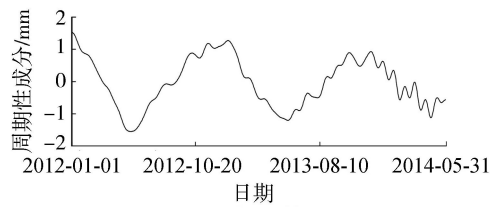
PL14 测点测值为例,利用 SSA 对其测值中所蕴含的趋势性、周期性与噪声成分加以识别与分离。该方法需要确定的参数为窗口长度 L ,其一般取时间序列周期的整数倍,且小于样本长度的 $1/2$,考虑到变形具有年周期特性,故取窗口长度为 365 d。为保留尽可能多的数据信息,取累计贡献率达 99% 的主成分对实测变形进行重构。该测点经奇异谱分解得到的趋势性成分、周期性成分与噪声成分如图 4 所示,重构变形过程线如图 5 所示。

由图 4 可知,SSA 分解得到的趋势性成分主要与时效有关,荷载变化对其有一定的影响,初步分析是因为温度的滞后效应引起的;周期性成分主要由库水位、温度等周期性变化的荷载引起的,具体表现为受温度影响引起年周期性变化与受库水位影响引起的波动变化的组合。由图 5 可见,利用趋势性成分与周期性成分重构的变形中噪声成分占比很小,除个别测值外,所分离的噪声成分多位于 $\pm 0.2 \text{ mm}$ 范围内,重构变形有效保留了实测变形的数据特征,且该曲线更为平滑。构建变形预测模型时,经过 PSO 优化,得到 SVM 模型的最优参数 $c=1.46$ 、 $\gamma=1.80$,相应的拟合与预测结果如图 6 所示。

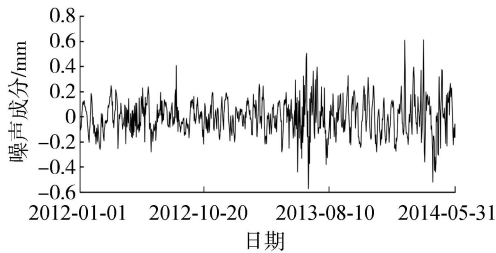
为验证所建 SSA-PSO-SVM 模型的有效性,利用逐步回归算法对实测变形构建的监控模型(回归模型)和采用 SVM 对重构变形构建的监控模型(SVM 模型)作为对照。为进一步验证 SSA-PSO-SVM 模型



(a) 趋势性成分



(b) 周期性成分



(c) 噪声成分

图4 基于奇异谱分析的 PL14 测点实测变形分解

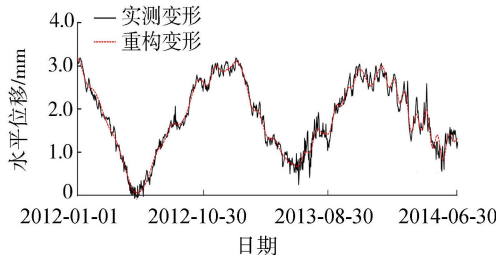
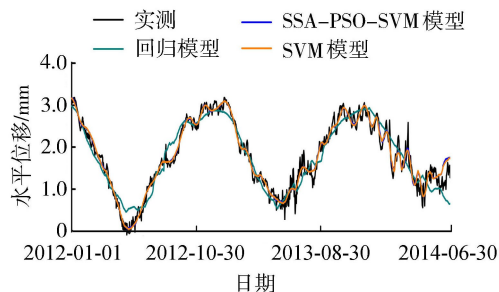
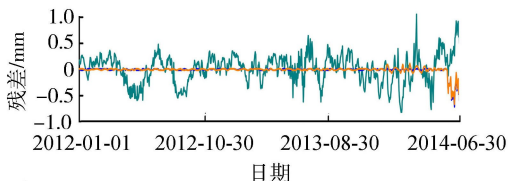


图5 PL14 测点重构变形过程线



(a) 拟合与预报结果



(b) 模型残差

图6 PL14 测点实测与监控模型拟合和预测结果

的适用性,采用 PL11 测点测值进行建模,表 1 给出了 3 种模型拟合与预报的平均绝对误差、均方误差和平均绝对百分误差,图 7 为拟合与预测结果。

表 1 统计指标

测点	模型功能	平均绝对误差			均方误差			平均绝对百分误差		
		回归模型	SVM 模型	SSA-PSO-SVM 模型	回归模型	SVM 模型	SSA-PSO-SVM 模型	回归模型	SVM 模型	SSA-PSO-SVM 模型
PL14	拟合	0.21	0.11	0.11	0.07	0.03	0.02	0.46	0.15	0.14
	预报	0.44	0.35	0.34	0.28	0.15	0.14	0.34	0.32	0.31
PL11	拟合	0.25	0.13	0.12	0.11	0.03	0.03	0.74	0.33	0.31
	预报	0.43	0.34	0.33	0.28	0.16	0.15	0.39	0.21	0.19

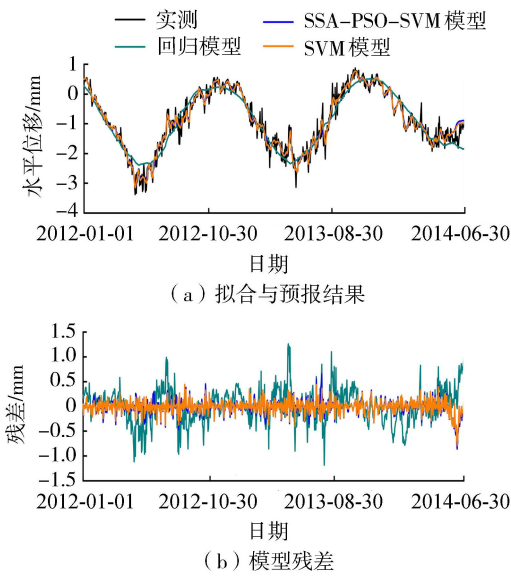


图 7 PL11 测点实测与监控模型拟合和预测结果

由图 6、图 7 与表 1 可见,SSA-PSO-SVM 模型具有良好的拟合与预测精度,其拟合或预测变形与实测变形较为接近,且模型残差相对较小;未经 PSO 优化的 SVM 模型较 SSA-PSO-SVM 模型拟合与预测精度稍差,而回归模型计算结果相对较差,仅能从实测变形的趋势上对其数据特征加以分析,不能有效地反映变形的短期动态波动特征。综上所述,SSA-PSO-SVM 模型有效地挖掘了实测变形中的数据特征,减小了噪声扰动对建模精度的不利影响,有助于提升模型拟合与预报精度。

5 结 论

- a. 采用 SSA 可合理挖掘实测变形所蕴含的数据特征,在分离噪声成分的同时可有效保留实测变形的数据特征,对后续建立高精度的监控模型具有良好的数据预处理能力。
- b. 相比利用逐步回归和 SVM 等单一方法构建的监控模型,结合 SSA、PSO 与 SVM 构建的监控模型可有效挖掘与模拟混凝土坝变形与环境影响因素之间复杂的函数关系,建模精度较高,具有良好的拟合与预报能力。

参考文献:

[1] 吴中如, 顾冲时, 苏怀智, 等. 水工结构工程分析计算

方法回眸与发展[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2015, 43(5): 395-405. (WU Zhongru, GU Chongshi, SU Huaizhi, et al. Review and prospect of calculation analysis methods in hydro-structure engineering [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2015, 43(5): 395-405. (in Chinese))

[2] 顾冲时, 苏怀智, 刘何稚. 大坝服役风险分析与管理研究述评[J]. 水利学报, 2018, 49(1): 26-35. (GU Chongshi, SU Huaizhi, LIU Hezhi. Review on service risk analysis of dam engineering[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(1): 26-35. (in Chinese))

[3] 曹恩华, 包腾飞, 刘永涛, 等. 基于 EMD-RVM-Arima 的大坝变形预测模型及其应用[J]. 水利水电技术, 2018, 49(12): 59-64. (CAO Enhua, BAO Tengfei, LIU Yongtao, et al. EMD-RVM-Arima based prediction model of dam deformation and its application [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018, 49(12): 59-64. (in Chinese))

[4] 向衍, 盛金保, 刘成栋, 等. 土石坝长效服役与风险管理研究进展[J]. 水利水电科技进展, 2018, 38(5): 86-94. (XIANG Yan, SHENG Jinbao, LIU Chengdong, et al. Research progress in long-term service and risk assessment of earth-rockfill dams [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2018, 38(5): 86-94. (in Chinese))

[5] 钱秋培, 崔伟杰, 包腾飞, 等. 基于 SVM 的混凝土坝变形监控模型预测能力实例分析[J]. 长江科学院院报, 2018, 35(8): 46-50. (QIAN Qiupei, CUI Weijie, BAO Tengfei, et al. Case analysis of the prediction ability of SVM-based monitoring model for concrete dam deformation [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2018, 35(8): 46-50. (in Chinese))

[6] WEI Bowen, YUAN Dongyang, LI Huokun, et al. Combination forecast model for concrete dam displacement considering residual correction [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(1): 232-244.

[7] WU Bangbin, NIU Jingtai, SU Huaizhi, et al. An approach for deformation modulus mechanism of super-high arch dams [J]. Structural Engineering and Mechanics, 2019, 69(5): 557-566.

[8] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.

- [9] WEI Bowen, YUAN Dongyang, XU Zhenkai, et al. Modified hybrid forecast model considering chaotic residual errors for dam deformation[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2018, 25(8): e2188.
- [10] 魏博文, 袁冬阳, 谢斌, 等. 基于鸡群算法优化相关向量机的混凝土坝变形预报模型[J]. 水利水电技术, 2020, 51(4): 98-105. (WEI Bowen, YUAN Dongyang, XIE Bin, et al. Chicken swarm optimization algorithm-based optimization of relevance vector machine model for concrete dam deformation prediction[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(4): 98-105. (in Chinese))
- [11] 谢国权, 戚蓝, 曾新华. 基于小波和神经网络拱坝变形预测的组合模型研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2006, 39(2): 16-19. (XIE Guoquan, QI Lan, ZENG Xinhua. Combination model research on deformation prediction of arch dams based on wavelet and neural network[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2006, 39(2): 16-19. (in Chinese))
- [12] 李明军, 王均星, 王亚洲. 基于改进粒子群优化算法和极限学习机的混凝土坝变形预测[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2019, 52(11): 1136-1144. (LI Mingjun, WANG Junxing, WANG Yazhou. Deformation prediction of concrete dam based on improved particle swarm optimization algorithm and extreme learning machine[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology) 2019, 52(11): 1136-1144. (in Chinese))
- [13] 胡德秀, 屈旭东, 杨杰, 等. 基于 M-ELM 的大坝变形安全监控模型[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(3): 75-80. (HU Dexiu, QU Xudong, YANG Jie, et al. A safety monitoring model of dam deformation based on M-ELM[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(3): 75-80. (in Chinese))
- [14] 王伟, 沈振中, 钟启明. 基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型[J]. 水利水电科技进展, 2013, 33(2): 37-41. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, ZHONG Qiming. Weighted deformation forecast model for concrete dams based on shuffled frog leaping algorithm [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2013, 33(2): 37-41. (in Chinese))
- [15] 王伟, 沈振中, 王连庆. 基于粒子群仿生算法的混凝土坝变形预报模型[J]. 水利水电科技进展, 2008, 28(4): 11-14. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, WANG Lianqing. Concrete dam deformation forecasting model based on PSO bionic algorithm[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2008, 28(4): 11-14. (in Chinese))
- [16] 杨贝贝. 基于相空间重构的大坝服役性态小波支持向量机预测模型[J]. 水利水电技术, 2016, 47(10): 83-87. (YANG Beibei. Phase space reconstruction-based wavelet support vector machine prediction model for dam service behavior[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2016, 47(10): 83-87. (in Chinese))
- [17] SU Huaizhi, WEN Zhiping, CHEN Zhixin, et al. Dam safety prediction model considering chaotic characteristics in prototype monitoring data series[J]. Structural Health Monitoring: An International Journal, 2016, 15(6): 639-649.
- [18] SU Huaizhi, CHEN Zhixin, WEN Zhiping. Performance improvement method of support vector machine-based model monitoring dam safety[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2016, 23(2): 252-266.
- [19] SHAO Chenfei, GU Chongshi, YANG Meng, et al. A novel model of dam displacement based on panel data[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2018, 25(1): e2037.1-e2037.13.
- [20] 董明, 陈慧艳, 伏晓, 等. 基于人工蜂群算法的大坝变形支持向量机预测模型[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2017, 39(2): 10-13. (DONG Ming, CHEN Huiyan, FU Xiao, et al. Dam deformation support vector machine prediction model based on artificial bee colony algorithm[J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2017, 39(2): 10-13. (in Chinese))
- [21] 谷艳昌, 吴云星, 黄海兵, 等. 基于遗传算法优化支持向量机的大坝安全性态预测模型[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(5): 419-425. (GU Yanchang, WU Yunxing, HUANG Haibing, et al. Prediction model of dam safety behavior based on genetic algorithm optimized support vector machine [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2020, 48(5): 419-425. (in Chinese))
- [22] 戴理文, 王胜平, 伍梦. 基于小波去噪的灰色关联 BP 神经网络在大坝沉降变形监测中的应用[J]. 湖北民族学院学报(自然科学版), 2018, 36(1): 116-120. (DAI Liwen, WANG Shengping, WU Meng. Grey relational BP neural network based on wavelet denoising in the application of dam settlement deformation[J]. Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition), 2018, 36(1): 116-120. (in Chinese))
- [23] 梁月吉, 任超, 刘立龙, 等. 基于 EMD 和 GA-BP 神经网络的大坝变形预测[J]. 桂林理工大学学报, 2015, 35(1): 111-116. (LIANG Yueji, REN Chao, LIU Lilong, et al. Dam deformation prediction based on EMD and GA-BP neural network [J]. Journal of Guilin University of Technology, 2015, 35(1): 111-116. (in Chinese))

(下转第 77 页)