

基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型

欧 斌¹, 吴邦彬², 袁 杰³, 李淑芳¹

(1. 云南农业大学水利学院, 云南 昆明 650201; 2. 南昌工程学院, 江西 南昌 330099;
3. 浙江中水工程技术有限公司, 浙江 杭州 310000)

摘要:为提升混凝土坝变形预测的精度,采用具有出色的非线性数据挖掘能力与时间序列长、短期预测性能的长短期记忆网络(LSTM),提出了基于 LSTM 网络的混凝土坝变形预测模型。实例分析表明,相比于常用的逐步回归、多元回归等方法,基于 LSTM 网络构建的变形预测模型可有效挖掘大坝变形与影响因子间复杂的非线性关系,模型的建模与预测精度均得以显著提升。

关键词:混凝土坝;长短期记忆网络;大坝变形;预测模型

中图分类号:TV698.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2022)01-0021-06

LSTM-based deformation prediction model of concrete dams//OU Bin¹, WU Bangbin², YUAN Jie³, LI Shufang¹
(1. College of Water Conservancy, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China; 2. Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 3. Zhejiang Zhongshui Engineering Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

Abstract: To improve the prediction accuracy of concrete dam deformation, a Long Short-Term Memory (LSTM) network-based concrete dam deformation prediction model is proposed, which has the merits of excellent nonlinear data mining ability and the long and short-term prediction performance of time series. Example analysis shows that, compared with the commonly used stepwise regression and multiple regression methods, the LSTM network-based deformation prediction model can effectively mine the complex nonlinear relationship between dam deformation and influencing factors. The modeling and predicting accuracy of the model can be significantly improved, providing a new method for dam deformation prediction.

Key words: concrete dam; LSTM network; dam deformation; prediction model

混凝土坝作为调节水资源时空优化分布、促进国民经济发展的主要基础设施之一^[1-2],其在运行期不仅长期承受静水荷载、温度荷载等循环荷载的作用,还面临着特大洪水、地震等突发性自然灾害以及战争、恐怖袭击等多重风险威胁,运行环境异常复杂^[3-5]。为实时掌握大坝的运行性态,在大坝建设时期就埋设了诸多监测仪器用以监测水位、温度等环境变量与变形、渗流、应力、应变等结构响应^[5]。变形作为最直观可靠的反映混凝土坝综合运行性能的重要监测量,结合大坝原型监测资料构建大坝变形与其影响因子之间的数学模型是大坝安全监控领域研究的重点^[6-10],也是有效评估大坝运行安全、预测其未来运行行为的重要科学手段。

根据变形及其影响因子间的数学关系构建的大坝变形预测统计模型因具有函数形式简单、计算高

效等优点,在大坝安全监控领域得到了广泛应用^[11-13]。逐步回归、多元回归等回归分析方法是实际工程领域最常用的变形预测模型建模方法,然而回归方法不能有效解决影响因子间的多重共线性问题,导致模型预测精度不佳^[12,14]。伴随计算机技术的发展,支持向量机(SVM)^[9,15-16]、相关向量机(RVM)^[17-18]、极限学习机(ELM)^[19-20]、人工神经网络(ANN)^[21]等多种机器学习算法被广泛应用于变形预测模型,显著提升了监控模型的精度。然而神经网络模型存在过拟合、易陷入局部极值等缺陷。SVM虽一定程度上克服了神经网络模型的缺陷,但其也存在着模型超参数难以选取等不足^[18,22-23]。近年来,随着深度学习技术的发展,循环神经网络(RNN)的优势变体长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)在交通、电力等非平稳时间序列预

测中取得了广泛应用,并表现出优越的长期与短期预测性能^[24-26],然而其在大坝变形预测中的应用研究^[27-29]目前还不是很多。LSTM 通过巧妙引入细胞状态 (cell state) 与门控 (gate) 概念,有效解决了传统神经网络模型存在的梯度爆炸与梯度消失的通病,并可以合理考量时序样本中前期信息的影响,在合理预测大坝变形中具有显著优势^[30]。本文在简述 LSTM 基本原理的基础上,提出了一种基于 LSTM 网络的混凝土坝变形预测模型,并结合工程实例对预测模型进行了检验。

1 混凝土坝变形预测原理

根据坝工原理可知,坝体任一点的变形由水压、温度与时效变形 3 部分组成^[31-33],如式(1)所示。其中,水压变形 δ_H 与温度变形 δ_T 分别是静水荷载与温度荷载循环作用下引发的可逆变形,对于重力坝, δ_H 可按式(2)计算;对于拱坝, δ_H 可按式(3)计算;对于水化热已完全散发的混凝土坝,坝体混凝土温度随季节变化而变化,故 δ_T 常采用谐波函数加以计算,如式(4)所示。时效变形 δ_θ 是筑坝材料性能老化与结构损伤等导致大坝安全裕度降低的时变不可逆变形,可由式(5)计算。

$$\delta = \alpha_0 + \delta_H + \delta_T + \delta_\theta \tag{1}$$

$$\delta_H = \alpha_1(H_t - H_0) + \alpha_2(H_t^2 - H_0^2) + \alpha_3(H_t^3 - H_0^3) \tag{2}$$

$$\delta_H = \alpha_1(H_t - H_0) + \alpha_2(H_t^2 - H_0^2) + \alpha_3(H_t^3 - H_0^3) + \alpha_4(H_t^4 - H_0^4) \tag{3}$$

$$\delta_T = b_1\left(\sin \frac{2\pi t}{365} - \sin \frac{2\pi t_0}{365}\right) + b_2\left(\sin \frac{4\pi t}{365} - \sin \frac{4\pi t_0}{365}\right) + b_3\left(\cos \frac{2\pi t}{365} - \cos \frac{2\pi t_0}{365}\right) + b_4\left(\cos \frac{4\pi t}{365} - \cos \frac{4\pi t_0}{365}\right) \tag{4}$$

$$\delta_\theta = c_1(\theta_t - \theta_0) + c_2(\ln \theta_t - \ln \theta_0) \tag{5}$$

式中: α_0 为常数; α_i 为回归系数; H_t 、 H_0 分别为监测日与建模序列初始日的上游水深; t 、 t_0 分别为监测日与建模序列初始日距始测日的累计天数; $\theta_t = t/100$, $\theta_0 = t_0/100$ 。

2 基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型

2.1 LSTM 原理

LSTM 是一种特殊的 RNN,其通过引入细胞状态和门控概念,有效解决了传统 RNN 所存在的梯度爆炸、梯度消失与长期依赖问题,具有出色的时序预测性能^[27,30]。LSTM 单元结构主要由细胞状态、遗忘门、输入门和输出门组成^[34-35],如图 1 所示。细胞状态也称为记忆单元,其类似于传送带,为信息的

传递提供通道。细胞状态的更新由遗忘门、输入门与输出门协同控制。

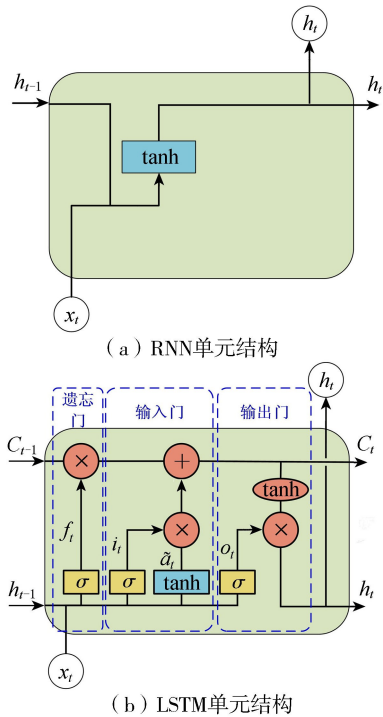


图 1 RNN 与 LSTM 单元结构

遗忘门以一定的概率决定是否保留上一时刻的细胞状态以及选择所需保留的信息比重,其读取上一时刻的隐藏层输出 h_{t-1} 和当前时刻的输入 x_t ,通过一个 sigmoid 激活函数得到遗忘门的输出 f_t

$$f_t = \sigma(W_f \cdot (h_{t-1}, x_t) + b_f) \tag{6}$$

式中: W_f 为遗忘门的权重矩阵; b_f 为偏置项; σ 为 sigmoid 激活函数, $\sigma(x) = 1/(1+e^{-x})$; 遗忘门的输出 f_t 控制对上一时刻细胞状态信息的遗忘程度,其取值范围为 $[0, 1]$, 当 $f_t = 1$ 时表示完全保留, 当 $f_t = 0$ 则表示完全遗忘。

输入门的作用是筛选当前时刻输入的用以存储到细胞状态中的新信息。新信息的引入由 sigmoid 层与 tanh 层共同决定,其中, sigmoid 层决定新信息入选的程度 i_t , tanh 层用以生成存储所学新信息的候选量 $\tilde{a}_t$:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot (h_{t-1}, x_t) + b_i) \tag{7}$$

$$\tilde{a}_t = \tanh(W_c \cdot (h_{t-1}, x_t) + b_c) \tag{8}$$

式中: W_i 、 W_c 分别为 sigmoid 层和 tanh 层的权重矩阵; b_i 、 b_c 分别为 sigmoid 层和 tanh 层的偏置项; tanh 为双曲正切函数, $\tanh x = (1-e^{-x})/(1+e^{-x})$ 。

基于遗忘门和输入门对上一时刻细胞状态和当前时刻输入的信息的选择,细胞状态可更新为

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t a_t \tag{9}$$

输出门从当前细胞状态中提取有效信息用以产生新的隐藏层。首先,通过 sigmoid 函数决定当前细

胞状态中的输出部分,然后通过 $\tanh$ 函数对当前细胞状态加以处理,最后生成新的隐含层 h_t :

$$h_t = o_t \tanh C_t \tag{10}$$

其中 $o_t = \sigma(W_o \cdot (h_{t-1}, x_t) + b_o)$
式中: W_o 为输出门的权重矩阵; b_o 为偏置项。

综上可知, LSTM 当前时刻的隐藏层输出 h_t 和细胞状态 C_t 由上一时刻的隐藏层输出 h_{t-1} 、细胞状态 C_{t-1} 与当前时刻的输入 x_t 协同决定。

2.2 LSTM 网络结构

在利用 LSTM 构建回归预测模型时,隐藏层的数量对模型的训练精度和效率有着显著影响。理论上讲,虽 LSTM 模型的拟合精度会随着隐藏层层数的增加而提高,但过多的隐藏层会导致模型的训练效率降低,甚至造成模型的拟合与预测精度降低。相关研究指出,具有两个隐藏层的 LSTM 模型即可较好地学习并训练大坝变形与其影响因子间复杂的非线性关系^[36],故本文采用具有 2 个 LSTM 隐藏层的网络结构。同时,网络训练中采用 dropout 技术以避免过拟合,即模型训练效果良好而预测性能欠佳的问题,并利用批处理技术用以提升模型的训练效率^[27]。

3 工程案例

3.1 工程背景

我国福建省某混凝土重力坝工程为 I 等枢纽工

程,该坝最大坝高 113.0 m,坝顶高程 179.0 m。该工程内部布置了 3 组正、倒垂线监测仪器用以观测该坝坝体与坝顶的水平变形,布置方案如图 2 所示,图中 PL1 ~ PL7 为正垂监测点,IP1 ~ IP3 为倒垂监测点。

以 2006 年 1 月 1 日至 2008 年 12 月 31 日正垂 PL5 测点自动化监测得到的左岸挡水坝段坝顶水平变形为例,对所提建模方法进行详细描述,其中,监测序列中后 2 个月的测值用以预测以检验模型的预测能力。监测时段内库水位与测点水平变形如图 3 所示,其中负值代表向上游方向变形。由图 3 可知,随着库水位的上升,左岸挡水坝段坝顶向下游方向的水平变形增大;反之,坝顶向上游方向的水平变形增大,其变形行为符合大坝变形的一般规律。

3.2 建模预测

根据混凝土坝变形预测原理, LSTM 模型的输出与输入分别为大坝变形 δ 及其影响因子 $\{(H_t - H_0), (H_t^2 - H_0^2), (H_t^3 - H_0^3), (\sin \frac{2\pi t}{365} - \sin \frac{2\pi t_0}{365}), (\sin \frac{4\pi t}{365} - \sin \frac{4\pi t_0}{365}), (\cos \frac{2\pi t}{365} - \cos \frac{2\pi t_0}{365}), (\cos \frac{4\pi t}{365} - \cos \frac{4\pi t_0}{365}), (\theta_t - \theta_0), (\ln \theta_t - \ln \theta_0)\}$,故输入层与输出

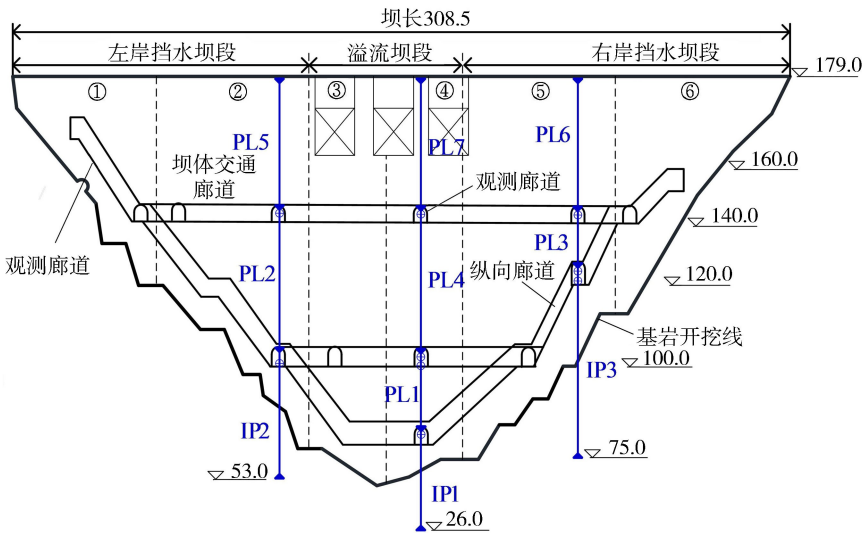


图 2 大坝变形监测布置方案(单位:m)

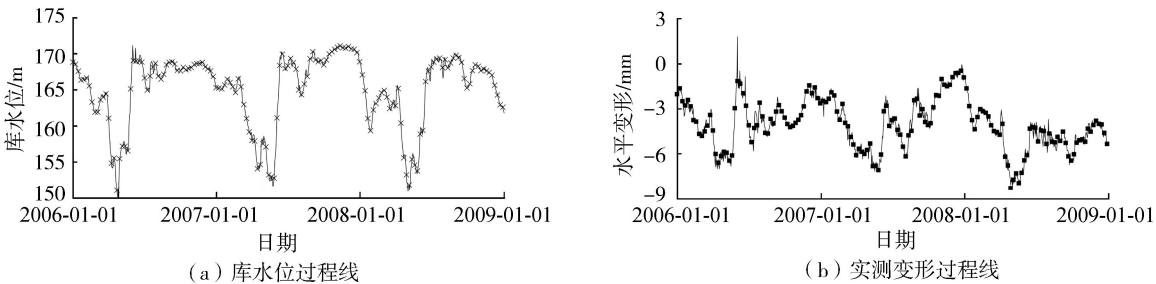


图 3 库水位与坝顶水平变形过程线

层的节点数分别为 1 和 9。隐藏层单元数对模型性能的影响与隐藏层层数对模型性能的影响机制类似,经试算,本文所采用的 2 个 LSTM 隐藏层中单元数分别取 120 和 60,且批处理大小与最大迭代次数分别设置为 50 和 400。据此即可构造大坝变形预测的 LSTM 模型。为对比模型的建模与预测精度,同时采用实际工程领域常用的 MLR 与 SR、ANN 算法构建了相应的预测模型,4 种模型的预测结果及模型残差如图 4 所示。

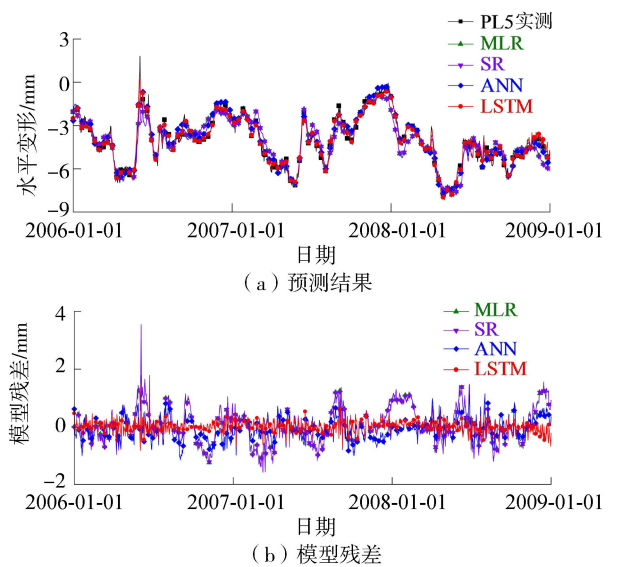


图 4 PL5 测点预测结果

为验证模型的适用性,同时采用上述 4 种方法对相同监测时段正垂 PL2 测点监测的坝体水平变形加以建模预测,预测结果及模型残差如图 5 所示。此外,为量化对比 4 种模型的预测精度,表 1 给出了 PL5 与 PL2 测点各模型建模与预测的平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方误差 (mean square error, MSE) 与均方根误差 (root mean square error, RMSE)。

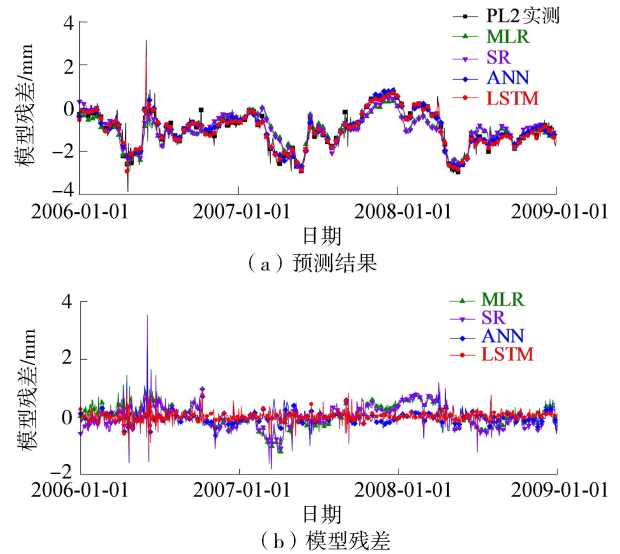


图 5 PL2 测点预测结果

表 1 各预测模型的误差指标统计

测点	预测模型	MAE/mm		MSE/mm ²		RMSE/mm	
		建模段	预测段	建模段	预测段	建模段	预测段
PL5	MLR	0.475	0.741	0.355	0.716	0.596	0.846
	SR	0.475	0.765	0.356	0.761	0.596	0.872
	ANN	0.291	0.310	0.137	0.130	0.371	0.361
	LSTM	0.146	0.197	0.04	0.063	0.199	0.251
PL2	MLR	0.345	0.275	0.345	0.275	0.445	0.281
	SR	0.328	0.223	0.328	0.223	0.424	0.252
	ANN	0.161	0.202	0.056	0.061	0.236	0.244
	LSTM	0.118	0.082	0.032	0.017	0.178	0.085

根据图 4 与图 5 中 2 个测点水平变形的预测结果可知,基于 SR、MLR、ANN 与 LSTM 4 种算法构建的预测模型的建模与预测结果与实测变形测值变化过程基本一致。相比而言,基于 LSTM 的预测模型比基于 SR、MLR、ANN 3 种方法的预测模型的建模与预测结果更为接近实测变形,同时其模型残差无明显的变化规律且其变化范围显著较小。由此可知,基于 LSTM 的预测模型可更好地学习并训练大坝变形与其影响因子间复杂的非线性函数关系,所建变形预测模型的精度更优。此外,由表 1 中的统计指标可知,基于 LSTM 所建的两个测点的预测模型在建模与预测段的 MAE、MSE 与 RMSE 均相对较小且各自接近,说明所建模型不存在过拟合现象,并进一步表明了所建模型具有出色的建模与预测性能。

4 结 论

a. 以 LSTM 网络为基础构建的混凝土坝变形预测模型具有良好的非线性信息挖掘能力,可有效地挖掘大坝变形及其影响因子间复杂的非线性函数关系,具有出色的建模与预测精度,证明了 LSTM 网络在大坝变形预报中的可行性和有效性。

b. 某混凝土坝实测变形资料建模分析表明,相比于回归模型,基于 LSTM 网络所建的变形预测模型的预测性能更优,为高精度预测大坝变形提供了一种新技术。且该方法简便高效,加以修改可推广应用于大坝其他监测效应量的预测分析中。

参考文献:

[1] JIA Jinsheng. A technical review of hydro-project development in China[J]. Engineering,2016,2(3) : 302-312.

[2] 李明超,任秋兵,沈扬. 贝叶斯框架下的大坝变形交互式时变预测模型及其验证[J]. 水利学报,2018,49(11) : 1328-1338. (LI Mingchao, REN Qiubing, SHEN Yang. Prediction model for interactive time series evolution and its verification of dam deformation under Bayesian

- framework[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49 (11): 1328-1338. (in Chinese))
- [3] 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))
- [4] 顾冲时, 苏怀智, 王少伟. 高混凝土坝长期变形特性计算模型及监控方法研究进展[J]. 水力发电学报, 2016, 35 (5): 1-14. (GU Chongshi, SU Huaizhi, WANG Shaowei. Advances in calculation models and monitoring methods for long-term deformation behavior of concrete dams. Journal of Hydroelectric Engineering [J]. 2016, 35 (5): 1-14. (in Chinese))
- [5] 赵二峰, 顾冲时. 混凝土坝长效服役性态健康诊断研究述评[J]. 水力发电学报, 2021, 40 (5): 22-34. (ZHAO Erfeng, GU Chongshi. Review on health diagnosis of long-term service behaviors for concrete dams [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2021, 40 (5): 22-34. (in Chinese))
- [6] 王少伟, 包腾飞, 胡坤. 基于 PCA 的高混凝土坝变形空间融合监控模型[J]. 水利水电技术, 2018, 49 (8): 123-127. (WANG Shaowei, BAO Tengfei, HU Kun. PCA-based monitoring model for spatial integration of deformation of high concrete dam [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018, 49(8): 123-127. (in Chinese))
- [7] 胡江, 王春红, 马福恒. 特高拱坝运行初期变形预测模型温度因子选取方法[J]. 长江科学院院报, 2021, 38 (1): 59-65. (HU Jiang, WANG Chunhong, MA Fuheng. Selecting temperature factor for deformation prediction model for super-high arch dams during initial operation [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2021, 38(1): 59-65. (in Chinese))
- [8] YUAN Dongyang, WEI Bowen, XIE Bin, et al. Modified dam deformation monitoring model considering periodic component contained in residual sequence[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27 (12): e2633. DOI: 10.1002/stc.2633.
- [9] SU Huaizhi, LI Xing, YANG Beibei, et al. Wavelet support vector machine-based prediction model of dam deformation [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 110: 412-427.
- [10] 魏博文, 袁冬阳, 蔡磊, 等. 基于 BP-ARIMA 的混凝土坝多尺度变形组合预报模型[J]. 水利水运工程学报, 2018 (2): 52-60. (WEI Bowen, YUAN Dongyang, CAI Lei, et al. Multi-scale deformation combination forecast model for concrete dam based on BP-ARIMA [J]. Hydro-Science and Engineering, 2018 (2): 52-60. (in Chinese))
- [11] 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.
- [12] 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. DOI:10.1002/stc.2037.
- [13] SALAZAR F, MORÁN R, TOLEDO MÁ, et al. Data-based models for the prediction of dam behaviour: a review and some methodological considerations [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2017, 24 (1): 1-21.
- [14] 李占超, 张慧莉, 刘兴阳, 等. 混凝土坝小样本安全监控模型研究[J]. 中国科学: 技术科学, 2014, 44 (10): 1043-1051. (LI Zhanchao, ZHANG Huili, LIU Xingyang, et al. Safety monitoring model with small samples of concrete dam [J]. Science China (Technological Sciences), 2014, 44(10): 1043-1051. (in Chinese))
- [15] 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))
- [16] 柳志坤, 周兰庭. 基于小波理论的混凝土坝变形 PCA-IPSO-SVM 预测模型[J]. 中国农村水利水电, 2020 (7): 185-189. (LIU Zhikun, ZHOU Lanting. PCA-IPSO-SVM prediction model of concrete dam deformation based on wavelet theory [J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(7): 185-189. (in Chinese))
- [17] 胡雨菡, 包腾飞, 朱征, 等. 基于 IABC-FCM-RVM 算法的拱坝变形预测模型[J]. 武汉大学学报(工学版), 2020, 53 (12): 1055-1064. (HU Yuhuan, BAO Tengfei, ZHU Zheng, et al. IABC-FCM-RVM based prediction model of arch dam deformation [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2020, 53 (12): 1055-1064. (in Chinese))
- [18] 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))
- [19] 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))
- [20] 张海龙, 范振东. 基于改进 PSO-ELM 算法的混凝土坝变形非线性监控模型[J]. 水电能源科学, 2018, 36(1): 82-84. (ZHANG Hailong, FAN Zhendong. Nonlinear monitoring model of concrete dam deformation based on improved POS-ELM algorithm[J]. Water Resources and Power, 2018, 36(1): 82-84. (in Chinese))
- [21] KAO C Y, LOH C H. Monitoring of long-term static deformation data of Fei-Tsui arch dam using artificial neural network-based approaches[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2013, 20(3): 282-303.
- [22] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251. (ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251. (in Chinese))
- [23] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10. (DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10. (in Chinese))
- [24] 王增光, 王海起, 陈海波. 基于图卷积网络的短时交通速度预测[J]. 计算机与现代化, 2021(9): 99-105. (WANG Zengguang, WANG Haiqi, CHEN Haibo. Short-term traffic speed prediction based on graph convolutional network[J]. Computer and Modernization, 2021(9): 99-105. (in Chinese))
- [25] 邓惟绩, 肖辉, 李金泽, 等. 基于改进长短期记忆网络和高斯过程回归的光伏功率预测方法[J]. 电器与能效管理技术, 2021(8): 51-57. (DENG Weiji, XIAO Hui, LI Jinze, et al. Photovoltaic power prediction method based on improved long short term memory network and gaussian process regression[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2021(8): 51-57. (in Chinese))
- [26] 吴定安, 钟建伟, 王新磊, 等. 主成分分析和长短期记忆网络的电力负荷预测[J]. 物联网技术, 2021, 11(8): 47-51. (WU Ding'an, ZHONG Jianwei, WANG Xinlei, et al. Power load forecasting based on principal component analysis and short-term memory network[J]. Internet of Things Technologies, 2021, 11(8): 47-51. (in Chinese))
- [27] LIU W J, PAN J W, REN Y S, et al. Coupling prediction model for long-term displacements of arch dams based on long short-term memory network[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27(7): e2548. DOI: 10.1002/stc.2548.
- [28] 任秋兵, 沈扬, 李明超, 等. 水工建筑物安全监控深度分析模型及其优化研究[J]. 水利学报, 2021, 52(1): 71-80. (REN Qiubing, SHEN YANG, LI Mingchao, et al. Safety monitoring model of hydraulic structures and its optimization based on deep learning analysis[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2021, 52(1): 71-80. (in Chinese))
- [29] 陈竹安, 熊鑫, 游宇垠. 变分模态分解与长短时神经网络的大坝变形预测[J]. 测绘科学, 2021, 46(9): 34-42. (CHEN Zhu'an, XIONG Xin, YOU Yuyin. Variational mode decomposition and long short time neural network for dam deformation prediction[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(9): 34-42. (in Chinese))
- [30] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [31] 徐韧, 苏怀智, 杨立夫. 基于 GP-XGBoost 的大坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(5): 41-46. (XU Ren, SU Huaizhi, YANG Lifu. Dam deformation prediction model based on GP-XGBoost[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(5): 41-46. (in Chinese))
- [32] 牛景太. 基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的混凝土坝变形监控模型[J]. 水利水电科技进展, 2020, 40(6): 60-65. (NIU Jingtai. Dam deformation monitoring model based on singular spectrum analysis and SVM optimized by PSO[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020, 40(6): 60-65. (in Chinese))
- [33] 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))
- [34] 陈卓, 孙龙祥. 基于深度学习 LSTM 网络的短期电力负荷预测方法[J]. 电子技术, 2018, 47(1): 39-41. (CHEN Zhuo, SUN Longxiang. Short-term electrical load forecasting based on deep learning lstm networks[J]. Electronics Design & Application, 2018, 47(1): 39-41. (in Chinese))
- [35] 王亦斌, 孙涛, 梁雪春, 等. 基于 EMD-LSTM 模型的河流水量水位预测[J]. 水利水电科技进展, 2020, 40(6): 40-47. (WANG Yibin, SUN Tao, LIANG Xuechun, et al. Prediction of river water flow and water level based on EMD-LSTM model[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020, 40(6): 40-47. (in Chinese))
- [36] 宋洋, 杨杰, 宋锦焘, 等. 基于 CEEMDAN-PE-LSTM 的混凝土坝变形预测[J]. 水利水运工程学报, 2021(3): 41-49. (SONG Yang, YANG Jie, SONG Jintao, et al. Concrete dam deformation prediction based on CEEMDAN-PE-LSTM model[J]. Hydro-Science and Engineering, 2021(3): 41-49. (in Chinese))

(收稿日期: 2021-09-21 编辑: 郑孝宇)