

基于 APSO 和 TWSVM 的特高拱坝变形预测模型

张才溢,傅蜀燕,欧 斌,胡孟凡,王春华

(云南农业大学水利学院,云南 昆明 650201)

摘要:为挖掘混凝土大坝变形监测数据与各影响因素之间复杂的非线性关系,提高特高拱坝变形预测精度,在孪生支持向量机(TWSVM)模型基础上,引入位置因子与速度因子,运用自适应粒子群优化(PSO)算法进行参数优化,构建了特高拱坝变形的 APSO-TWSVM 预测模型。实例验证结果表明,该模型可有效挖掘拱坝变形与影响因子间复杂的非线性关系,模型运算速度和精度均比传统 SVM 模型有明显提升。

关键词:特高拱坝;变形预测;孪生支持向量机;自适应粒子群优化算法

中图分类号:TV698.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2023)04-0046-06

Deformation prediction model of ultra-high arch dams based on APSO and TWSVM//ZHANG Caiyi, FU Shuyan, OU Bin, HU Mengfan, WANG Chunhua (College of Water Conservancy, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

Abstract: In order to explore the complex non-linear relationship between concrete dam deformation monitoring data and various influencing factors, and to improve the deformation prediction accuracy of ultra-high arch dams, based on the twin support vector machine (TWSVM) model and the adaptive particle swarm optimization (APSO) method for parameter optimization, an APSO-TWSVM prediction model for the deformation of a very high arch dam was constructed by introducing position and velocity factors. Case analysis shows that the model can effectively explore the complex non-linear relationship between the deformation of arch dams and the influencing factors, and compared with the traditional SVM method, the model speed and accuracy have been significantly improved.

Key words: ultra-high arch dam; prediction model; twin support vector machine; adaptive particle swarm optimization method

变形是大坝综合运行性能的重要监控指标。通过变形数据建立预测模型,反馈大坝运行性态,一直是大坝安全预警的研究重点^[1-5]。当前主要的大坝变形预测模型有统计模型、确定性模型、人工智能模型等^[6],人工智能模型适用于复杂非线性情况下的模型构建,显著提升了大坝监控的精度。常用的人工智能模型包括随机决策森林模型^[7]、神经网络模型^[8-12],支持向量机(support vector machine, SVM)模型^[13-15]等。然而当随机决策森林模型面对具有大量特征或包含大量决策树的情况时,容易出现过拟合问题^[16],神经网络模型运行时易陷入过拟合和局部最优情况。SVM 模型适用于处理高维稀疏、样本少的数据,但 SVM 模型的预测性能受所选取的核参数的影响较大^[17]。为提高大坝变形预测精度,杨贝贝^[18]建立了基于小波核函数和 SVM 的大坝变形

预测模型,有效提升了模型的预测精度与泛化能力。华国威等^[19]基于生物地理学优化算法对 SVM 参数进行寻优,建立了尾矿坝变形预测模型,并用实例验证表明该模型对变形的局部波动的预测能力较好。

孪生支持向量机(twin support vector machine, TWSVM)是 SVM 的一种衍生,相比于 SVM 模型, TWSVM 模型不仅训练速度更快(约是 SVM 运行速度的 4 倍),而且具有更好的泛化能力。由于 TWSVM 模型受参数影响较大,多数情况下需结合搜索算法如粒子群算法^[20]、遗传算法^[21-22]、人工鱼群算法等优化参数,从而提高模型算法的收敛速度和识别精度。目前, TWSVM 模型在民航、机械等领域取得了较为广泛的应用,但在大坝变形预测中的应用还不多见。由于惩罚因子和核函数参数会在一定程度上影响 TWSVM 模型的运算能力,因此需要

借助智能算法进行参数优化。粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法运行速度快, 预测精度高, 且容易实现, 但容易陷入局部最优。本文在 PSO 算法的基础上引入位置因子和速度因子, 提出自适应粒子群优化 (adaptive particle swarm optimization, APSO) 算法, 运用其强大的搜索能力优化参数, 在粒子陷入局部最优前, 重新初始化, 构建了基于 APSO 和 TWSVM 的混凝土特高拱坝变形预测模型 (以下简称“APSO-TWSVM 预测模型”), 并结合工程实例对预测模型进行了检验。

1 模型构建

1.1 混凝土特高拱坝变形预测原理

大坝变形是混凝土大坝和基岩在荷载作用下的塑性和弹性变形的位移矢量和。坝身任意一处产生的位移矢量 δ 都可分解为水压分量 δ_H 、温度分量 δ_T 和时效分量 δ_θ 。以混凝土拱坝为例, 变形预测统计模型可表示为

$$\delta = \delta_H + \delta_T + \delta_\theta \quad (1)$$

其中

$$\delta_H = \sum_{\gamma=1}^4 a_\gamma H^\gamma$$

$$\delta_T = \sum_{i=1}^{m_3} \left(b_{1i} \sin \frac{2\pi it}{365} + b_{2i} \cos \frac{2\pi it}{365} \right)$$

$$\delta_\theta = c_1 \theta + c_2 \ln \theta$$

式中: a_γ 为结构系数; H 为坝前水深值; m_3 为与坝型有关的系数; i 为时间周期; t 为监测累计天数; b_{1i} 、 b_{2i} 、 c_1 、 c_2 为统计参数。

考虑混凝土拱坝的变形监测数据和影响大坝变形的因素, 拱坝变形时变预测模型可以表示为

$$\begin{aligned} \delta = & \delta_H + \delta_T + \delta_\theta = a_1(H - H_0) + a_2(H - H_0)^2 + \\ & a_3(H - H_0)^3 + a_4(H - H_0)^4 + \\ & b_{11} \left(\sin \frac{2\pi t}{365} - \sin \frac{2\pi t_0}{365} \right) + b_{12} \left(\sin \frac{4\pi t}{365} - \sin \frac{4\pi t_0}{365} \right) + \\ & b_{21} \left(\cos \frac{2\pi t}{365} - \cos \frac{2\pi t_0}{365} \right) + b_{22} \left(\cos \frac{4\pi t}{365} - \cos \frac{4\pi t_0}{365} \right) + \\ & c_1(\theta - \theta_0) + c_2(\ln \theta - \ln \theta_0) \end{aligned} \quad (2)$$

式中: H_0 为建模序列初始日的上游水深; t_0 为建模序列初始日距始测日的累计天数; $\theta_0 = t_0/100$ 。

1.2 TWSVM

TWSVM 与 SVM 区别是, SVM 是对两类训练样本只搭建一个分类超平面, 而 TWSVM 则是要搜寻一对不平行的超平面, 并要求其中一类样本距离相对要近, 另一类样本距离相对要远^[23-26]。

1.3 APSO 算法

PSO 算法是基于模仿鸟群寻找食物的行为所构建, 其基本原理是随机粒子根据对自身及周围情况

的了解, 不断更新迭代自身的位置和速度, 求出粒子最优值, 从而求得空间中的最优解^[27]。粒子的信息可用 D 维度中粒子种群 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 表示, 第 i 个粒子表示为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id})^T$, 代表粒子在搜索空间的位置, 其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})^T$, 个体最优值表示为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{id})^T$, 种群的全局最优值为 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gd})^T$ 。在每一次计算过程中, 粒子通过个体最优值和全局最优值更新自身的位置 X_i 和速度 v_i , 运用公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id}^{(k+1)} = & wv_{id}^{(k)} + a_1 r_1 (P_{id}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) + a_2 r_2 (P_{gd}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) \\ & (d = 1, 2, \dots, D; i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} X_{id}^{(k+1)} = & X_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \\ & (d = 1, 2, \dots, D; i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (4)$$

式中: k 为前进代数; w 为惯性权重; a_1 、 a_2 为加速度常数; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

因为 PSO 算法容易在运算中陷入局部最优点, 对标准粒子群进行优化, 将优化后的粒子群算法称为 APSO 算法。

Shi 等^[28]研究表明, 惯性权重对算法搜索范围有着重要影响, 较大的惯性权重能够增强算法的全局搜索能力, 而较小的惯性权重则能够提升算法的局部搜索能力。为此, 刘华莹等^[29]提出了线性递减惯性权重算法, 其表达式为

$$w = w_{\max} - I(w_{\max} - w_{\min})/J \quad (5)$$

式中: $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 分别为权重的最大和最小值; I 为当前进化代数; J 为最大进化代数。

对学习因子的控制, 线性学习率策略可采用先大后小或先小后大的方式进行。具体而言, 先大后小的策略会在前期迭代中使用较大的学习率以加快算法的收敛速度, 在后期逐渐减小学习率以提升模型的稳定性; 而先小后大的策略则会在前期迭代中使用较小的学习率以保证模型的精度, 随后逐渐增大学习率以加快收敛速度^[30-31]。

$$\begin{cases} c_1 = c_{1s} + I(c_{1e} - c_{1s})/J \\ c_2 = c_{2s} + I(c_{2e} - c_{2s})/J \end{cases} \quad (6)$$

式中: c_{1s} 、 c_{2s} 为 c_1 、 c_2 的迭代初值; c_{1e} 、 c_{2e} 为 c_1 、 c_2 的迭代终值。 c_1 、 c_2 变化范围分别为 $[2.5, 1]$ 、 $[1.5, 2.75]$ 。

由式(3)可知, 在运算过程中, 当粒子 i 接近全局最优值 P_g 时, 其自身历史最优解 P_i 也靠近 P_g , 若式(3)后两项靠近 0, 则粒子的速度基本不发生变化, 由式(4)可知, 粒子的位置不发生改变, 若此时的全局最优点是局部最优点, 则达到局部最优解。因此, 引入速度因子 v 和位置因子 γ ($v, \gamma \geq 0$), 令 $d_{ij} = \|X_{ij} - P_{gi}\|$ 表示第 i 个粒子第 j 维的当前位置与

全局最优位置的距离。当粒子进行迭代时,在执行位置更新和速度更新前进行判断,当 $d_{ij}<\gamma$ 且 $v_{ij}<v$,则需重新更新粒子的位置,可避免粒子陷入局部最优^[27]。

1.4 APSO-TWSVM 预测模型

应用 APSO 算法与 TWSVM 模型构建 APSO-TWSVM 预测模型,具体步骤如下:

步骤 1 收集拱坝环境量和监测数据样本,选择合适的影响因子,构建训练集和检验集,并对样本数据进行归一化处理。

步骤 2 选择样本训练集对 TWSVM 模型进行学习,基于 APSO 对 TWSVM 模型参数进行寻优:

①初始化种群,确定算法循环次数、种群规模、惩罚因子 C 和核参数 σ 的寻优范围,惯性权重 w 和学习因子 c_1 、 c_2 分别采用线性递减法和线性学习法,设置粒子的初始位置和初始速度;②适应度计算;③根据式(3)更新粒子的速度并计算位置,对比 d_{ij} 和位置因子 γ 、更新后的速度 v_{ij} 和速度因子 v ,如果粒子所处位置 $d_{ij}<\gamma$,且飞行速度 $v_{ij}<v$,则重新计算该粒子的位置,否则,根据式(3)更新粒子的位置;④分析对比适应值 f_i 与最优适应值 P_{best} ,若 $f_i<P_{best}$,则 $P_{best}=f_i$,否则 f_i 保持不变;⑤分析对比最优适应值 P_{best} 与全局最优值 g_{best} ;⑥如满足结束条件,则停止迭代,否则重复③~⑥。

步骤 3 输出最优参数并代入 TWSVM 模型中。

步骤 4 运用检验集样本对得到的 TWSVM 模型进行训练,并比较分析模型的精度及拟合情况。

APSO-TWSVM 预测模型流程如图 1 所示。

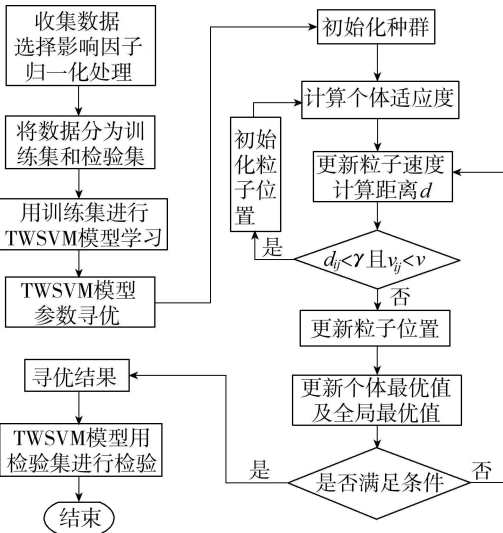


图 1 APSO-TWSVM 预测模型流程

2 实例验证

某水电站位于云南省西南部,大坝为混凝土双曲拱坝,坝顶高程为 1 245 m。最大坝高 292 m,拱冠

梁顶宽 13 m,拱冠梁底宽 69.49 m,选取 A22-PL-04 和 A22-PL-05 两个坝体测点作为观测点。该拱坝垂线监测仪器布置见图 2。

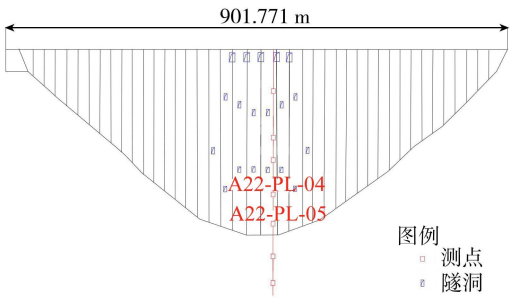


图 2 拱坝垂线监测仪器布置

由于影响拱坝变形的因素很多,例如时效因子、水压因子和温度等。因此对模型的输出与输入分别为大坝变形及其影响因子,其中时效因子采用线性组合,取 $\theta - \theta_0$ 、 $\ln \theta - \ln \theta_0$,温度因子取 $\sin \frac{2\pi t}{365} - \sin \frac{2\pi t_0}{365}$ 、 $\cos \frac{2\pi t}{365} - \cos \frac{2\pi t_0}{365}$ 、 $\sin \frac{4\pi t}{365} - \sin \frac{4\pi t_0}{365}$ 、 $\cos \frac{4\pi t}{365} - \cos \frac{4\pi t_0}{365}$,由于大坝是混凝土双曲拱坝,水压因子取 $H-H_0$ 、 $(H-H_0)^2$ 、 $(H-H_0)^3$ 、 $(H-H_0)^4$ 。

选定影响因子与效应量之后,为消除量纲和影响因子之间的数量级差异,对影响因子和效应量进行标准化处理。设各组样本的最大值和最小值为 X_{max} 、 X_{min} ,对其进行离差标准化处理,所得新变量为 $X'=0.1+0.8(X-X_{min})/(X_{max}-X_{min})$ 。

设定初始化种群迭代次数为 30,选取 A22-PL-04、A22-PL-05 两个测点处 300 组数据进行拟合预测,其中训练集 250 组,检验集 50 组。学习因子 $c_{1s}=2.5$ 、 $c_{1e}=1$ 、 $c_{2s}=1.5$ 、 $c_{2e}=2.75$ 。惯性权重 w 的取值范围为 0.2~0.8,核参数的位置因子和速度因子分别取 2 和 0.02,TWSVM 模型中的惩罚因子 C 与核参数 σ 范围分别为 $[0.1,100]$ 和 $[0.01,10]$ 。

为对比 APSO-TWSVM 模型的预测精度,采用传统 SVM 与 TWSVM 构建相应模型,3 种模型预测值平均绝对误差(MAE)和均方误差(MSE)见表 1。3 种模型基于两个测点的预测拟合过程线见图 3,残差见图 4。

表 1 各预测模型的预测结果

测点	预测模型	MAE/mm	MSE/mm ²
A22-PL-04	SVM	0.195	0.427
	TWSVM	0.179	0.315
	APSO-TWSVM	0.108	0.212
A22-PL-05	SVM	0.246	0.143
	TWSVM	0.189	0.107
	APSO-TWSVM	0.127	0.093

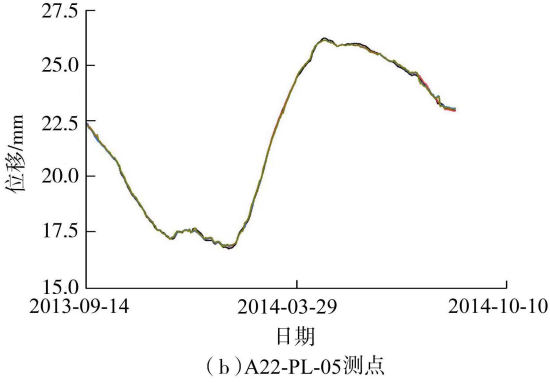
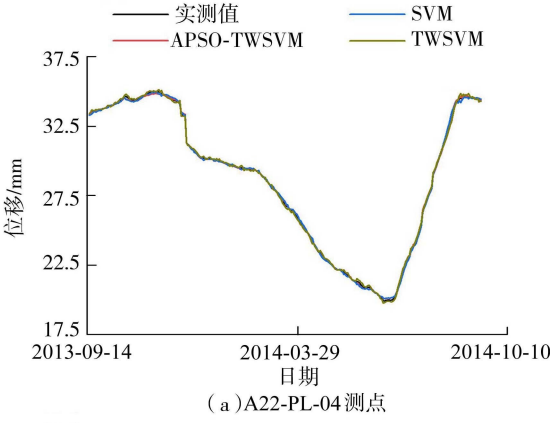


图3 预测位移

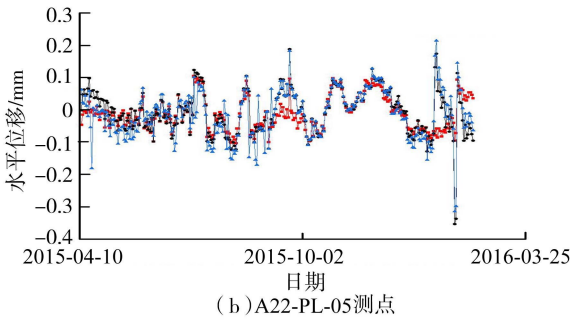
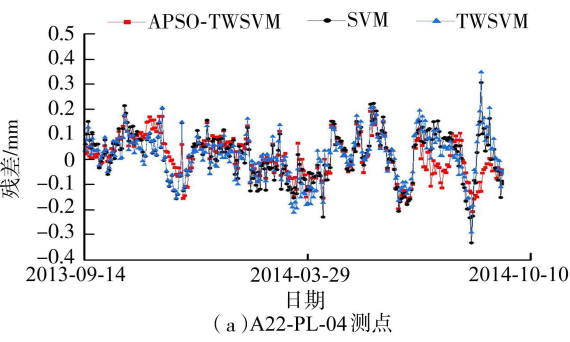


图4 预测残差

根据上述图3和图4水平位移预测结果可知, SVM、TWSVM、APSO-TWVM这3种模型与实际位移变化过程总体一致。相比其他两种模型, APSO-TWSVM模型拟合情况更好, 其残差变化范围波动更小, 说明该模型可以更为准确地表征影响因子与拱坝变形间的复杂非线性函数关系。通过表1相关结果可知, APSO-TWSVM模型预测的MAE和MSE均较小, 进一步验证了该模型的良好预测性能。

3 结 语

为提高拱坝变形预测精度, 基于比传统SVM模型训练速度更快、预测能力更好的TWSVM模型, 以及在PSO算法引入位置因子和速度因子形成的APSO算法, 构建了APSO-TWSVM预测模型。该模型很好地挖掘了影响因子与拱坝变形之间的复杂非线性函数关系, 且预测精度良好。实例验证结果表明, 相较于传统的SVM与TWSVM模型, APSO-TWSVM预测模型运行速度更快、预测精度更高, 为拱坝的变形预测提供了新思路。

参考文献:

[1] 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))

[2] 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))

[3] 胡江, 马福恒, 王春红. 特高拱坝变形监测的分区及其模型构建方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49(2): 148-154. (HU Jiang, MA Fuheng, WANG Chunhong. Zoned deformation monitoring and its model building method for super high arch dams[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2021, 49(2): 148-154. (in Chinese))

[4] 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.

[5] 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))

[6] 范振东, 崔伟杰, 陈敏, 等. 基于IPSO-RVM的大坝安全预警模型[J]. 长江科学院院报, 2016, 33(2): 48-51. (FAN Zhendong, CUI Weijie, CHEN Min, et al. Prewarning model for dam safety based on IPSO-RVM[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2016, 33(2): 48-51. (in Chinese))

- [7] 张石,郑东健,陈卓研. 基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(6): 39-44. (ZHANG Shi,ZHENG Dongjian,CHEN Zhuoyan. Dam deformation prediction model based on improved PSO-RF algorithm [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(6):39-44. (in Chinese))
- [8] 吴佳骏,唐虹. 基于 BP 神经网络的大坝安全监测研究[J]. 低碳世界,2021,11(6):206-207. (WU Jiajun, TANG Hong. Research on dam safety monitoring based on BP neural network[J]. Low Carbon World,2021,11(6): 206-207. (in Chinese))
- [9] 李明. 基于改进 BP 神经网络的大坝安全监测预报模型[J]. 水利科技与经济,2021,27(3):85-90. (LI Ming. Prediction model for dam safety monitoring based on improved BP neural network [J]. Water Conservancy Science and Technology and Economy,2021,27(3):85-90. (in Chinese))
- [10] 欧斌,吴邦彬,袁杰,等. 基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):21-26. (OU Bin, WU Bangbin, YUAN Jie, et al. LSTM-based deformation prediction model of concrete dams [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022,42(1):21-26. (in Chinese))
- [11] 侯回位,郑东健,刘永涛,等. 基于 EEMD-SE-LSTM 的混凝土坝变形监测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):61-66. (HOU Huiwei, ZHENG Dongjian, LIU Yongtao, et al. Deformation monitoring model of concrete dams based on EEMD-SE-LSTM[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2022,42(1):61-66. (in Chinese))
- [12] 邓思源,周兰庭,柳志坤. 基于卡尔曼滤波、分形和 LSTM 的大坝变形趋势分析方法[J]. 水利水电科技进展,2022,42(5):121-126. (DENG Siyuan, ZHOU Lanting, LIU Zhikun. Analysis method of dam deformation trend based on Kalman filter, fractal and LSTM [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022,42(5):121-126. (in Chinese))
- [13] 魏博文,柳波,徐富刚,等. 融合 PSO-SVM 的混凝土拱坝多测点变形监控混合模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(3):396-407. (WEI Bowen, LIU Bo, XU Fugang, et al. Multi-point hybrid model based on PSO-SVM for concrete arch dam deformation monitoring [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University,2023,48(3):396-407. (in Chinese))
- [14] 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))
- [15] 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))
- [16] 易正元,苏怀智,杨立夫. 混凝土坝变形监控模型的随机森林与旗鱼优化组合建模方法[J]. 水电能源科学,2021,39(10):106-109. (YI Zhengyuan, SU Huaizhi, YANG Lifu. Deformation monitoring model of concrete dam based on random forest algorithm optimized by sailfish optimization [J]. Water Resources and Power, 2021,39(10):106-109. (in Chinese))
- [17] 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))
- [18] 杨贝贝. 基于小波核函数和支持向量机的大坝变形预测[J]. 人民长江,2016,47(17):98-101. (YANG Beibei. Dam deformation forecast based on wavelet kernel function and support vector machine[J]. Yangtze River, 2016,47(17):98-101. (in Chinese))
- [19] 华国威,娄彦彬,王世杰,等. 基于 PCA-BBO-SVM 的尾矿坝变形预测模型与性能验证研究[J]. 中国安全生产科学技术,2022,18(9):20-26. (HUA Guowei, LOU Yanbin, WANG Shijie, et al. Prediction model of tailings dam deformation based on PCA-BBO-SVM and its performance verification [J]. Journal of Safety Science and Technology,2022,18(9):20-26. (in Chinese))
- [20] DU Yanbin, XIAO Lingfei, CHEN Yusheng, et al. Aircraft engine gas path fault diagnosis based on hybrid PSO-TWSVM [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics,2018,35(2):334-342.
- [21] 赵蕾,高宏力,胡龙飞,等. 基于遗传算法改进的 OVO TWSVM 的机械密封状态研究[J]. 机械与电子,2019,37(4):10-16. (HAO Lei, GAO Hongli, HU Longfei, et al. Classification of the state of mechanical seals face based on GA-OVO TWSVM [J]. Machinery & Electronics,2019,37(4):10-16. (in Chinese))
- [22] 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))

[23] 郎尧明,王佳政,曹江涛,等. 基于改进 VMD 和 TWSVM 的多点泄漏检测方法[J]. 振动与冲击,2021,40(17): 271-278. (LANG Xianming, WANG Jiazheng, CAO Jiangtao, et al. Multi-point leak detection method based on improved VMD and TWSVM[J]. Journal of Vibration and Shock,2021,40(17):271-278. (in Chinese))

[24] MA Yu, SCLAVOUNOS P D. Support vector machines model of the nonlinear hydrodynamics of fixed cylinders [J]. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering,2021,143(5):051701.

[25] WANG Zhen, SHAO Yuanhai, BAI Lan, et al. Twin support vector machine for clustering [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015,26(10):2583-2588.

[26] 吴君凤. 基于孪生支持向量机的民用航空发动机故障诊断[J]. 电子测量技术,2020,43(22):132-136. (WU Junfeng. Fault diagnosis of civil aviation engine based on twin support vector machine[J]. Electronic Measurement Technology,2020,43(22):132-136. (in Chinese))

[27] 杜传阳,郑东健,陈敏,等. 基于 APPSO-RVM 与 APPSO-SVM 的大坝安全预警模型的应用比较研究[J]. 水电能源科学, 2015, 33 (3): 45-49. (DU Chuanyang, ZHENG Dongjian, CHEN Min, et al. Application and comparison of SVM and RVM algorithm in dam safety modeling[J]. Water Resources and Power,2015,33(3): 45-49. (in Chinese))

[28] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage:IEEE,1998:69-73.

[29] 刘华莹,林玉娥,齐名军. 求解约束优化问题的改进粒子群算法[J]. 大庆石油学院学报,2005,29(4):73-75. (LIU Huaying, LIN Yu'e, QI Mingjun, et al. An improved particle swarm optimization to handle constrained optimal problems [J]. Journal of Northeast Petroleum University,2005,29(4):73-75. (in Chinese))

[30] RATNAWEERA A,HALGAMUGE S K, WATSON H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2004,8(3): 240-255.

[31] OH H S, KIM D, LEE Y. Cross-validated wavelet shrinkage[J]. Computational Statistics, 2009, 24 (3): 497-512.

(收稿日期:2022-06-27 编辑:俞云利)

+++++

(上接第 36 页)

[6] 严培,王鑫,刘瑞,等. 弯道水流三维数值模拟研究[J]. 泥沙研究,2018,43(3):68-74. (YAN Pei,WANG Xin, LIU Rui,et al. Three dimensional numerical simulation of bend flow [J]. Journal of Sediment Research, 2018, 43 (3):68-74. (in Chinese))

[7] 孙东坡,朱岐武,张耀先,等. 弯道环流流速与泥沙横向输移研究[J]. 水科学进展,2006,17(1):61-66. (SUN Dongpo, ZHU Qiwu, ZHANG Yaoxian, et al. Study of circulating velocity profile and lateral sediment transport in curved channels[J]. Advances in Water Science,2006,17(1):61-66. (in Chinese))

[8] 李志威,方春明. 弯道环流悬移质横向输沙公式研究 [J]. 人民黄河,2011,33(8):25-27. (LI Zhiwei, FANG Chunming. Suspended load transverse transportation formula induced bend circulation[J]. Yellow River,2011, 33(8):25-27. (in Chinese))

[9] 李志威,方春明. 弯道推移质横向输沙规律与床面平衡机理[J]. 水力发电学报,2012,31(3):119-125. (LI Zhiwei, FANG Chunming. Bedload transverse transport and bed equilibrium mechanism in river bends[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2012, 31 (3): 119-125. (in Chinese))

[10] URROZ G E,ETTEMA R. Small-scale experiments on ice-jam initiation in a curved channel[J]. Canadian Journal of Civil Engineering,1994,21(5):719-727.

[11] SUI Jueyi, WANG Jun, BALACHANDAR R, et al. Accumulation of frazil ice along a river bend[J]. Canadian Journal of Civil Engineering,2008,35(2):158-169.

[12] DEMERS S,BUFFIN-BÉLANGER T,ROY A G. Helical cell motions in a small ice-covered meander river reach [J]. River Research and Applications, 2011, 27 (9): 1118-1125.

[13] LOTSARI E,KASVI E,KÄMÄRI M,et al. The effects of ice cover on flow characteristics in a subarctic meandering river[J]. Earth Surface Processes and Landforms,2017, 42(8):1195-1212.

[14] 李民康,冀鸿兰,罗红春,等. 流凌条件下弯道水力特性数值模拟[J]. 水利水电科技进展,2021,41(3):41-49. (LI Minkang, JI Honglan, LUO Hongchun, et al. Numerical simulation of hydraulic characteristics of curved channels under ice flow conditions [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41 (3):41-49. (in Chinese))

[15] 唐洪武,黄淑君,袁赛瑜,等. 长江-鄱阳湖交汇处三维水流结构研究[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48 (2): 128-135. (TANG Hongwu, HUANG Shujun, YUAN Saiyu, et al. Three-dimensional flow structure at the confluence zone of Yangtze River and Poyang Lake [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2020, 48 (2): 128-135. (in Chinese))

(收稿日期:2022-06-21 编辑:熊水斌)