

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2020.05.006

基于遗传算法优化支持向量机的大坝安全性态预测模型

谷艳昌^{1,2}, 吴云星^{1,2}, 黄海兵^{1,2}, 庞琼^{1,2}

(1. 南京水利科学研究院大坝安全与管理研究所, 江苏 南京 210029; 2. 水利部大坝安全管理中心, 江苏 南京 210029)

摘要: 为提高支持向量机对大坝安全性态的预测效果, 提出基于遗传算法优化的 GA-SVM 大坝安全性态预测模型, 以 k-CV 验证误差最小作为优化目标, 引入遗传算法对支持向量机的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行寻优。模型以影响因子作为输入, 以效应量作为输出, 采用训练样本对支持向量机进行训练, 并使用训练好的模型预测效应量。根据概率统计理论中的 3σ 准则, 建立大坝安全性态三级指标和判别准则。以某大型水库大坝为例, 建立该大坝的 GA-SVM 模型, 并与 SVM 模型和逐步回归模型进行了对比验证。预测结果表明, GA-SVM 模型渗压预测值与实测值最接近, 预测精度较 SVM 模型和逐步回归模型提高了约 3 倍。

关键词: 水库大坝; 安全性态; 预测模型; 遗传算法; 支持向量机; k-折交叉验证; 小波去噪; 逐步回归

中图分类号: TV698.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2020)05-0419-07

Prediction model of dam safety behavior based on genetic algorithm optimized support vector machine

GU Yanchang^{1,2}, WU Yunxing^{1,2}, HUANG Haibing^{1,2}, PANG Qiong^{1,2}

(1. Dam Safety and Management Department, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210029, China;
2. Dam Safety Management Center of the Ministry of Water Resources, Nanjing 210029, China)

Abstract: To make the prediction result of dam safety more accurate with support vector machine (SVM), a genetic algorithm-support vector machine (GA-SVM) dam safety prediction model was proposed based on the genetic algorithm optimization. With the minimum error of k-CV verification as the optimization target, the genetic algorithm was introduced to optimize the penalty parameter c and kernel function parameter g of SVM. The model took the influence factor as the input and the effect quantity as the output. Then the training sample data were used to train the support vector machine, and the trained model was used to predict the effect quantity. According to the 3σ criterion in the probability and statistics theory, the three-grade index and discriminant criterion of dam safety were established. Taking an actual large-reservoir dam as the case, the GA-SVM model of this dam was established and compared with the SVM model and stepwise regression model. The prediction results show that the predicted value of GA-SVM model is closest to the measured value, and its prediction accuracy is about three times higher than both SVM model and stepwise regression model. Therefore, the GA-SVM prediction model has a good prediction precision and can be used for the dam safety prediction.

Key words: reservoir dam; safety behavior; prediction model; genetic algorithm; support vector machine; k-fold cross validation; wavelet denoising; stepwise regression

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0401608); 国家自然科学基金(51979175); 南京水利科学研究院中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(Y717007, Y717012, Y719001)

作者简介: 谷艳昌(1980—), 男, 教授级高级工程师, 博士, 主要从事大坝安全监测与管理研究。E-mail: yegu@nhri.cn

引用本文: 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.

我国共有水库 9.8 万余座,其中土石坝占绝大部分。近年来,大坝安全越来越受到重视,大坝安全早期预警需求也越来越迫切^[1-2]。如何根据大坝安全监测数据,挖掘大坝潜在安全运行信息,实现大坝安全准确预警,对于大坝安全应急管理非常重要。目前,在大坝安全预测预警领域,主要有传统方法和智能方法。传统方法有统计模型、确定性模型、混合模型,智能方法诸如支持向量机(support vector machines, SVM)模型^[3]、神经网络模型^[4]、小波分析^[5]等已得到广泛应用。其中支持向量机模型基于结构风险最小原理,能有效地解决小样本、高维数、非线性的问题,具有良好的泛化能力^[6-9]。但支持向量机精度与惩罚参数 c 和核函数参数 g 密切相关,其参数优化方法有传统的 k -折交叉验证法(k -CV)、遗传算法(GA)^[10-11]、粒子群算法(PSO)^[12-13]、人工蜂群算法(ABCA)^[14]、布谷鸟搜索算法(CS)^[15]等启发式算法。传统的支持向量机在 k -CV 意义下,采用网格划分寻找最佳参数,其可以有效避免过学习和欠学习状态的发生,但同时存在精度低、在更大范围内参数寻优费时等缺点^[16]。遗传算法是一种适合复杂系统优化的自适应概率优化技术,收敛性快、精度高,寻优能力和适应性强^[17],可以不必遍历网格内的所有参数点,即能搜索到全局最优解,目前在参数寻优中应用普遍。

为提高大坝安全性态预测效果,本文采用遗传算法对支持向量机的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行优选,以影响量和效应量历史监测数据对支持向量机进行训练,建立 GA-SVM 预测模型,并拟定大坝安全性态三级指标和判别准则。将 GA-SVM 模型应用于实际工程的渗流性态预测中,以验证该模型的有效性。

1 支持向量机和遗传算法基本原理

1.1 支持向量机

支持向量机是由 Cortes 等于 1995 年正式提出的^[18],其可以通过少量样本解决非线性高维空间问题,具有良好的分类能力和预测性能。支持向量机原理如下:

设有一组训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \cdots, (x_l, y_l) \in (R^n \times R)$,采用非线性映射 $\varphi(x)$ 将样本映射到更高维的特征空间,在更高维空间构造最优线性函数 $f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b$ 。根据结构风险最小化原则寻找合适的 ω 、 b ,为了降低模型复杂程度,提高泛化能力,寻优过程等价于式(1)(2):

min $\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^l \xi_i^2$ (1)

s. t. $y_i = \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad (i = 1, 2, \cdots, l)$ (2)

式中: ω ——权向量; c ——惩罚参数, $c > 0$; ξ ——松弛变量,用来衡量训练样本偏离程度; b ——常数; l ——训练样本数。

为实现上述优化问题,建立 Lagrange 函数:

$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i (\omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i)$ (3)

式中: α_i ——Lagrange 乘子。

根据最优解 KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件:

$\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0$ (4)

可得

$\omega = \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \quad \alpha_i = c \xi_i \quad y_i - \omega^T \cdot \varphi(x_i) - b - \xi_i = 0$ (5)

定义核函数 $K(x, x_i)$ 满足 Mercer 条件,消去 ξ_i 和 ω 之后,可得到如下线性方程组:

$\begin{bmatrix} 0 & e^T \\ e & Q + I/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}$ (6)

其中 $e = [1, 1, \cdots, 1]^T$ $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_l]^T$ $Q_{ij} = K(x_i, x_j) \quad (i, j = 1, 2, \cdots, l)$

式中: I ——单位矩阵。

就核函数而言,只要满足 Mercer 条件的均为核函数。常见的核函数有线性函数、Sigmoid 函数、多项式函数和高斯径向基(RBF)函数等,其中 RBF 函数应用最为广泛,无论大样本还是小样本都有比较好的性能。

本文 SVM 算法的实现采用 LIBSVM 工具箱,选取 RBF 函数作为核函数:

$$K(x, x_i) = \exp \left(- \frac{\|x - x_i\|^2}{2g^2} \right) \quad g > 0 \tag{7}$$

式中: x ——函数中心; g ——核函数参数。

最终得到的回归模型如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b \tag{8}$$

根据以上支持向量机原理可知,惩罚参数 c 和核函数参数 g 是影响支持向量机预测性能的关键因素。

1.2 遗传算法

遗传算法把问题的解编码为染色体,再通过创建适应度函数,按适应度函数值的概率分布筛选出高适应度值的个体,然后再进行选择、交叉和变异等操作来交换种群中染色体的信息,最终产生符合优化目标的染色体(最优解)^[19]。

a. 创建适应度函数。适应度函数是个体适应环境能力的表达,其与目标函数有关,本文以均方误差作为目标函数。由于遗传算法只能向着使适应度值增大的方向进化,因此适应度函数采用均方误差的倒数形式。

b. 选择。从上一代群体中按一定概率选择优秀个体(适应度值大的个体被选中的概率大),组成新的种群。个体被选中的概率为

$$p_s = \frac{F_s}{\sum_{s=1}^N F_s} \tag{9}$$

式中: p_s ——个体被选中的概率; F_s ——个体适应度值; N ——种群数量。

c. 交叉。从种群中随机选择 2 个个体,以交叉概率 β (位于 $[0,1]$ 区间)进行染色体交换,并将优秀的特征遗传给下一代,经交叉运算产生的子代替其父代。2 个个体 a_k, a_l 在 z 位的交叉运算为

$$\begin{cases} a_{kz} = a_{kz}(1 - \beta) + a_{lz}\beta \\ a_{lz} = a_{lz}(1 - \beta) + a_{kz}\beta \end{cases} \tag{10}$$

d. 变异。首先随机地从种群中选择一个个体,然后以一定的概率对个体的某个基因进行变异,从而保持群体中基因的多样性。第 u 个个体的第 v 个基因进行的变异操作为

$$a_{uv} = \begin{cases} a_{uv} + (a_{uv} - a_{\max})r_1 \left(1 - \frac{G}{G_m}\right)^2 & r > 0.5 \\ a_{uv} + (a_{\min} - a_{uv})r_1 \left(1 - \frac{G}{G_m}\right)^2 & r \leq 0.5 \end{cases} \tag{11}$$

式中: $a_{\max}, a_{\min}$ ——基因 a_{uv} 的上界、下界; r —— $[0,1]$ 间的随机数; r_1 ——随机数; G ——当前进化代数; G_m ——最大进化代数。

2 GA-SVM 大坝安全性态预测模型

2.1 遗传算法参数寻优

遗传算法优化 SVM 的惩罚参数 c 和核函数参数 g 的实现过程见图 1。具体步骤为:(a)对惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行二进制编码,产生初始种群。(b)设定遗传算法最大进化代数、交叉概率和变异概率。(c)以 k-CV 意义下的均方误差的倒数作为适应度函数,并计算个体的适应度。(d)判断是否满足终止条件,即进化次数是否达到最大进化代数。若达到最大进化代数,则遗传算法运行终止,输出最优解;否则,进行以下步骤。(e)采用轮盘赌法进行选择操作,而后进行交叉和变异操作。(f)将所有个体中适应度最高的个体作为最优解,并解码后

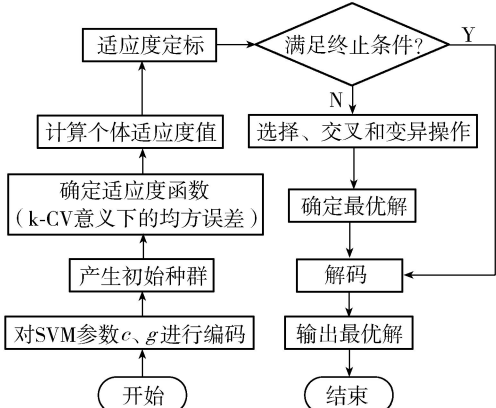


图 1 遗传算法优化 SVM 参数 c 和 g 流程
Fig.1 Optimization procedure of SVM parameters c and g by genetic algorithm

输出。

2.2 GA-SVM 预测模型

2.2.1 GA-SVM 预测模型构建

根据实际需要,选定模型输入(如库水位、温度、降雨、时效等)和输出变量(如变形、渗流压力等),将用于分析的历史数据分为训练样本和测试样本,然后将遗传算法寻优得到的最佳 c 和 g 赋予支持向量机进行训练,最后将训练好的模型对未来数据进行回归预测,即为GA-SVM 大坝安全性态预测模型。

2.2.2 大坝安全性态判别准则

由于库水位、降雨等影响因素具有随机性,因此受其影响的大坝效应量也具有随机性。对于已运行时间较长的大坝,积累的监测数据量较为充分,大坝效应量的变化近似服从正态分布^[20]。

根据概率统计理论中的 3σ 准则,对于一个具有正态或近似正态分布的样本,其数值分布在 $(\mu-\sigma, \mu+\sigma)$ 中的概率为 0.682 6,分布在 $(\mu-2\sigma, \mu+2\sigma)$ 中的概率为 0.954 4,分布在 $(\mu-3\sigma, \mu+3\sigma)$ 中的概率为 0.997 4^[21]。据此,可根据 3σ 准则制定大坝安全性态三级指标,即 $\mu+\sigma$ 、 $\mu+2\sigma$ 和 $\mu+3\sigma$ 。 μ 、 σ 分别为 GA-SVM 模型的均值和标准差。

大坝运行安全性态级别分 4 级,若 y' 为某一时刻由预测模型得到的效应量预测值,则:(a) 当 $y' < \mu+\sigma$ 时,为正常;(b) 当 $\mu+\sigma \leq y' < \mu+2\sigma$ 时,为基本正常;(c) 当 $\mu+2\sigma \leq y' < \mu+3\sigma$ 时,为异常;(d) 当 $y' \geq \mu+3\sigma$ 时,险情很可能发生。

2.2.3 基于 GA-SVM 模型的大坝安全性态判别

GA-SVM 大坝安全性态预测模型的实现流程见图 2。

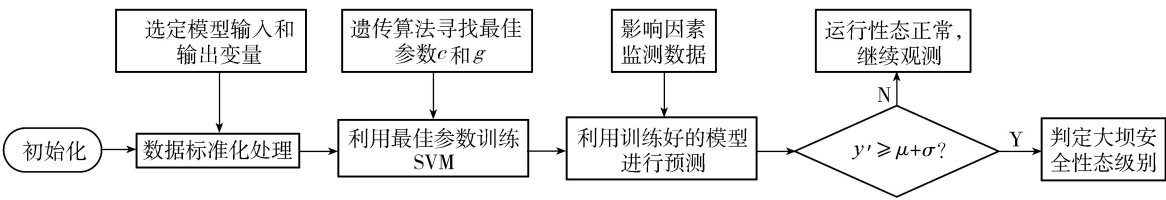


图2 GA-SVM 大坝安全性态预测模型实现流程

Fig.2 Realization process of GA-SVM prediction model for dam safety behavior

3 某水库大坝渗流安全性态预测

某水库正常蓄水位 21.16 m,100 年一遇洪水位 24.60 m,1 000 年一遇设计洪水位 25.62 m,PMP 校核洪水位 27.72 m,死水位 16.68 m。大坝为均质土坝,坝顶长 2 222 m,坝顶宽 6 m,最大坝高为 24.00 m,坝顶高程为 28.70 m。

3.1 数据选取和预处理

3.1.1 确定输入和输出变量

土石坝坝体渗流压力主要受库水位、降雨和时效的影响。根据土石坝传统渗流压力值统计模型,本文支持向量机模型取 H_t 、 $\bar{H}_{1-2}$ 、 $\bar{H}_{3-5}$ 、 $\bar{H}_{6-15}$ 、 $\bar{H}_{16-30}$ 、 R_t 、 $\bar{R}_{1-2}$ 、 $\bar{R}_{3-7}$ 、 $\bar{R}_{8-15}$ 、 θ 、 $\ln \theta$ 等 11 个影响因子作为输入变量,以渗流压力作为输出变量。其中, H_t 为观测日当天的上游水位, $\bar{H}_{p-q}$ 为观测日前第 p 天至第 q 天的平均上游水位, R_t 为观测日当天的降雨量, $\bar{R}_{m-n}$ 为观测日前第 m 天至第 n 天的平均降雨量, θ 为观测日至起测日的持续天数除以 100。

3.1.2 训练和测试数据选取

以该坝 B0500A 测点为例,对本文建立的 GA-SVM 模型进行适用性分析。B0500A 测点位于桩号 0+500 距坝轴线 12 m 处,测点高程为 12.58 m。

通常情况下,输入数据越多,训练后的模型越能反映输入输出关系,但数据太多会增加计算量,导致模型收敛偏慢,而数据过少则有可能达不到理想的预测效果。另外,受到环境和仪器本身因素的影响,效应量监测数据往往由真实值和观测误差(噪声)组成,若直接采用未经消噪的观测数据对支持向量机进行训练会影响模型的稳定性,因而需事先对所选样本数据进行去噪处理,提高数据序列的光滑度。鉴于此,选取 2010 年 1 月 1 日至 4 月 10 日共 100 期的库水位、降雨数据作为训练样本的输入,将经小波消噪后的渗流压力值实测数

据作为训练样本的输出,其过程线见图 3。将 2010 年 4 月 11—20 日共 10 个期次的实测数据作为测试样本。

3.1.3 数据标准化处理

为加快学习速度,需对数据进行标准化处理: $X' = 0.1 + 0.8(X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$ 。其中: X' 为标准化后的值,其值介于 $[0.1, 0.9]$ 之间; $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$ 分别为样本中每组数据的最大值与最小值。

3.2 参数设置

为了对 GA-SVM 模型的预测效果进行横向比较,本文同时建立了 SVM 模型和逐步回归模型。GA-SVM 模型采用遗传算法优化惩罚参数 c 和核函数参数 g ,SVM 模型采用 k-CV 法对参数进行优化,其他参数采用默认值。遗传算法参数设置为:最大进化代数取 100,种群数量取 50,代沟取 0.9,k-CV 参数取 5, c 介于 $[0, 100]$, g 介于 $[0, 100]$,交叉概率和变异概率均取 0.7。

3.3 模型预测性能评价标准

采用平均绝对误差 (M_{AE})、均方根误差 (R_{MSE}) 和希尔不等系数 (TIC) 评价各预测模型的性能。平均绝对误差可以较好地反映预测精度,其越小,预测精度越高。均方根误差可以较好地衡量不同模型预测误差间的微小差别,其值越小越好。希尔不等系数是评价预测值相对实测值拟合误差的指标,介于 $[0, 1]$ 之间,越接近 0,表示拟合误差越小,计算公式见文献[12]。

3.4 预测结果分析

基于 MATLAB R2014a 平台,采用 LIBSVM-3.22 工具箱,利用遗传算法优化支持向量机 c 和 g ,经多次运行,得出较佳的适应度曲线,其变化过程见图 4。

经遗传算法优化得到的最佳参数 $c = 98.8159$, $g = 0.016403$,然后赋予支持向量机并用训练样本进行训练,再将测试样本输入训练好的模型中进行预测。3 种模型预测值及预测值过程线见图 5。

由图 5 可知,GA-SVM 模型预测值较 SVM 模型和逐步回归模型预测值更接近实测值,且其过程线整体变化趋势与实测值变化过程相似,能较为真实地反映大坝渗流压力的变化情况。SVM 模型和逐步回归模型预测值相差不大,预测值过程线变化趋势与实测值变化过程大体相似,但预测效果均劣于 GA-SVM 模型。随着预测期数的增加,从第 8 期开始,GA-SVM 模型预测值过程线开始偏离实测值过程线,预测误差明显增大,这是由于老数据刻画系统演化的作用在逐步降低。因此,使用同一个训练样本对 SVM 训练后预测期数不宜过多,且随着预测期数的推移需不断加入新的数据,以增强模型的预测效果。

各模型的预测精度比较见表 1。GA-SVM 模型无论从平均绝对误差 (M_{AE})、均方根误差 (R_{MSE}) 还是希尔不等系数 (TIC) 均小于 SVM 模型和逐步回归模型,反映出其预测效果较为理想,可以满足大坝渗流预测的需要。

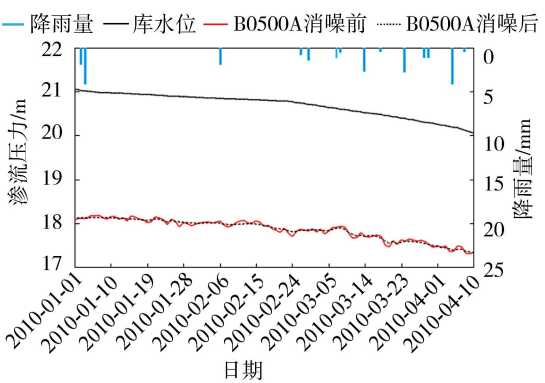


图 3 B0500A 测点渗流压力与库水位和降雨过程线
Fig. 3 Hydrograph of reservoir water level, rainfall and B0500A observed seepage pressure

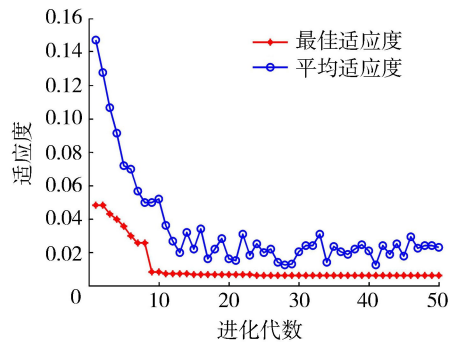


图 4 遗传算法优化 SVM 参数适应度曲线
Fig. 4 Fitness curve of SVM parameter in the optimization process by genetic algorithm

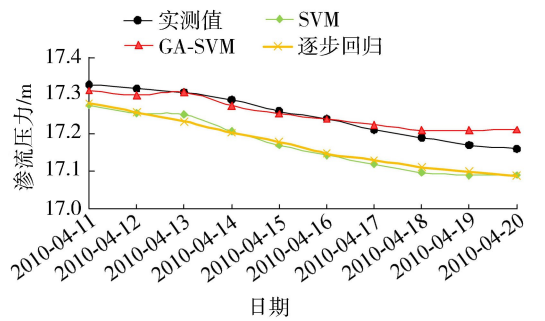


图 5 各模型渗流压力预测值过程线
Fig. 5 Curves of predicted seepage pressure by different models

表 1 3 种模型预测精度对比
Table 1 Comparison of prediction accuracy of three models

模型	M_{AE}/m	R_{MSE}/m	TIC
SVM	0.078 2	0.079 5	0.003 3
逐步回归	0.075 1	0.076 0	0.003 1
GA-SVM	0.017 9	0.023 5	0.001 0

GA-SVM 模型均值 μ 为 17.85, 标准差 σ 为 0.22。由 3σ 准则计算得到的 B0500A 测点的渗流压力三级安全性态指标分别为 $\mu+\sigma=18.07\text{ m}$ 、 $\mu+2\sigma=18.29\text{ m}$ 和 $\mu+3\sigma=18.51\text{ m}$ 。在预测时段内, 由 GA-SVM 模型得到的 B0500A 测点渗流压力预测值均小于 18.07 m , 因此大坝渗流性态正常, 后续继续观测。

4 结 论

a. 惩罚参数 c 和核函数参数 g 是影响支持向量机预测性能的关键因素, 采用遗传算法进行参数寻优, 有效地克服了 k-CV 法参数选择时精度低、不易全局优化的缺点。

b. 本文建立的 GA-SVM 模型成功地预测了大坝渗流压力, 平均绝对误差仅为 0.0179、均方根误差为 0.0235、希尔不等系数为 0.0010, 其预测精度较 SVM 模型和逐步回归模型提高了 3 倍左右。但预测期数不宜过多, 需不断加入新的数据进行训练, 以使模型的预测效果更佳。

c. 基于 GA-SVM 模型预测结果, 根据大坝渗流安全性态三级指标和四级判别准则, 合理判定了大坝渗流安全性态。

参考文献:

- [1] 顾冲时, 张晶梅. 大坝服役非概率可靠性分析方法[J]. 水利水电科技进展, 2018, 38(5): 1-9. (GU Chongshi, ZHANG Jingmei. Non-probabilistic reliability analysis methods of dam service performance[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2018, 38(5): 1-9. (in Chinese))
- [2] 陈波, 黄梓莘, 郑付刚, 等. 考虑风险与社会支付意愿的大坝长效服役决策[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(4): 35-40. (CHEN Bo, HUANG Zishen, ZHENG Fugang, et al. Decision-making method of dams for long-term service considering risks and social willingness to pay[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(4): 35-40. (in Chinese))
- [3] 沈哲辉, 张安银, 司聪, 等. 两种不同的 SVM 建模方法在大坝变形预测中的应用[J]. 测绘工程, 2017, 26(7): 57-59, 65. (SHEN Zhehui, ZHANG Anyin, SI Cong, et al. Application of two different SVM modeling methods to the dam deformation prediction[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2017, 26(7): 57-59, 65. (in Chinese))
- [4] 吴云星, 王士军, 谷艳昌, 等. 基于 GA-LMBP 神经网络模型的大坝渗流压力预报分析[J]. 水电能源科学, 2016, 34(10): 55-59. (WU Yunxing, WANG Shijun, GU Yanchang, et al. Dam seepage pressure forecasting and analysis based on GA-LMBP neural network model[J]. Water Resources and Power, 2016, 34(10): 55-59. (in Chinese))
- [5] 李双平, 张斌. 基于小波与谱分析的大坝变形预报模型[J]. 岩土工程学报, 2015, 37(2): 374-378. (LI Shuangping, ZHANG Bin. Forecast model for dam deformation based on wavelet and spectral analysis[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2015, 37(2): 374-378. (in Chinese))
- [6] 霍文博, 朱跃龙, 李致家, 等. 新安江模型和支持向量机模型实时洪水预报应用比较[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2018, 46(4): 283-289. (HUO Wenbo, ZHU Yuelong, LI Zhijia, et al. Comparison of Xin'anjiang model and support vector machine model in the application of real-time flood forecasting[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2018, 46(4): 283-289. (in Chinese))
- [7] 屠立峰, 王慧, 顾微. 基于 GCS-SVM 的大坝变形监测非线性预警模型[J]. 中国农村水利水电, 2015(15): 114-116, 120. (TU Lifeng, WANG Hui, GU Wei. Nonlinear dam deformation monitoring early warning model of SVM based on GCS[J]. China Rural Water and Hydropower, 2015(15): 114-116, 120. (in Chinese))
- [8] 钱程, 李连基, 周子东. 基于 ABCA-SVM 模型的大坝变形预警模型[J]. 人民黄河, 2018, 40(4): 115-118. (QIAN Cheng, LI Lianji, ZHOU Zidong. Dam deformation early warning model based on ABCA-SVM model[J]. Yellow River, 2018, 40(4): 115-118. (in Chinese))
- [9] 孙小冉, 苏怀智, 彭建和. RS-SVM 模型在大坝安全监控中的应用[J]. 人民黄河, 2016, 38(7): 130-133. (SUN Xiaoran, SU Huaizhi, PENG Jianhe. Application of RS-SVM model in dam safety monitoring[J]. Yellow River, 2016, 38(7): 130-133. (in Chinese))
- [10] 沈哲辉, 黄腾, 沈月千, 等. 遗传算法优化支持向量机在大坝变形预测中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(10): 927-929, 932. (SHEN Zhehui, HUANG Teng, SHEN Yueqian, et al. Dam deformation monitoring prediction on support vector machine optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2016, 36(10): 927-929, 932. (in Chinese))
- [11] 邢尹, 陈闯, 刘立龙, 等. 改进遗传算法和 BP 神经网络的大坝变形预测[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(8): 2628-2631, 2687. (XING Yin, CHEN Chuang, LIU Lilong, et al. Dam deformation prediction based on improved genetic algorithm and BP

neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2018, 39(8): 2628-2631,2687. (in Chinese))

[12] 吕鹏飞,陈学华. 基于 PSO 优化 LSSVM 模型的回采巷道顶底板移近量预测[J]. 安全与环境学报,2017,17(6):2045-2049. (LYU Pengfei, CHEN Xuehua. PSO optimized LSSVM model by predicting the convergence between the roof and the floor in the gateways[J]. Journal of Safety and Environment, 2017, 17(6): 2045-2049. (in Chinese))

[13] 齐银峰,谭荣建. 基于改进粒子群优化算法的 BP 神经网络在大坝变形分析中的应用[J]. 水利水电技术, 2017,48(2): 118-124. (QI Yinfeng, TAN Rongjian. Application of improved particle swarm optimization algorithm-based BP neural network to dam deformation analysis[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2017, 48(2): 118-124. (in Chinese))

[14] 张柯,杨杰,程琳. 基于 ABC-SVM 的土石坝变形监测模型[J]. 水资源与水工程学报,2017,28(4):199-204. (ZHANG Ke, YANG Jie, CHENG Lin. Earth-rockfill dam deformation monitoring model based on ABC-SVM[J]. Journal of Water Resources & Water Engineering, 2017, 28(4): 199-204. (in Chinese))

[15] 温勇兵,徐镇凯,魏博文,等. 基于逐步回归和 GDCS-SVM 的大坝变形预测组合模型[J]. 水电能源科学,2017,35(5):92-94,91. (WEN Yongbing, XU Zhenkai, WEI Bowen, et al. Prediction combination model for dam deformation based on stepwise regression and GDCS-SVM[J]. Water Resources and Power, 2017, 35(5): 92-94,91. (in Chinese))

[16] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.

[17] 李敏慧,荆立,朱彦君,等. 基于改进型遗传算法的水质溯源问题[J]. 河海大学学报(自然科学版),2018,46(5):402-407. (LI Minhui, JING Li, ZHU Yanjun, et al. Research on the water source identification based on an improved genetic algorithm[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2018, 46(5): 402-407. (in Chinese))

[18] 王国胜. 支持向量机的理论与算法研究[D]. 北京:北京邮电大学,2007.

[19] 张先帅,陈新,杨淘,等. 遗传算法在大坝安全监测模型中的应用[J]. 水利水电技术,2016,47(11):111-114. (ZHANG Xianshuai, CHEN Xin, YANG Tao, et al. Appication of genetic algorithm to dam safety monitoring model[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2016, 47(11): 111-114. (in Chinese))

[20] 王伟,沈振中,李桃凡. 遗传算法与自适应粒子群算法耦合的大坝安全预警评价模型[J]. 岩土工程学报,2009, 31(8): 1242-1247. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, LI Taofan. Safety early warning evaluation model for dams based on coupled method of genetic algorithm and adapting particle swarm optimization algorithm [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2009, 31(8): 1242-1247. (in Chinese))

[21] 苏怀智,温志萍,吴中如,等. 基于 SVM 理论的大坝安全预警模型研究[J]. 应用基础与工程科学学报,2009,17(1):40-48. (SU Huaizhi, WEN Zhiping, WU Zhongru, et al. An early warning model of dam safety based on SVM theory[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2009, 17(1): 40-48. (in Chinese))

(收稿日期:2019-01-27 编辑:刘晓艳)

• 简讯 •

第七届土木工程国际学术会议将在南昌召开

为共同探讨土木工程理论和实践问题,增进土木工程界同行间的相互了解与交流,由南昌工程学院、江西省土木建筑学会、湖北省众科地质与环境技术服务中心主办,《岩土力学》编辑部、江西省水利土木工程基础设施安全重点实验室、江西省水利土木特种加固与安全监控工程研究中心协办的第七届土木工程国际学术会议将于2020年12月12—13日在江西省南昌市召开。

会议征文范围:岩土工程、结构工程、桥梁工程、隧道地铁和地下工程、市政工程、海洋工程、测量工程、地质工程、地震工程、防灾减灾工程、建筑设计、工程勘察、计算机仿真、工程管理、施工技术 etc.

会议电子文件请浏览:<http://www.icceconf.net/>
(本刊编辑部供稿)