

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20221774

# 基于 PSO-BP 模型的土石坝渗流预测研究

胡孟凡, 欧 斌, 张才溢, 王春华, 傅蜀燕

(云南农业大学水利学院, 云南 昆明 650201)

**摘要:** 针对传统 BP 神经网络在学习过程中存在的收敛缓慢、容易陷入局部极小化等缺点, 引入收敛速度快、全局寻优能力强的粒子群算法, 从而建立了 PSO-BP 模型, 并以某土石坝渗流监测数据为例, 对土石坝渗流进行了预测, 对比预测模型、BP 模型、传统统计回归模型的结果表明, PSO-BP 模型具有更高的拟合性和收敛性。

**关键词:** 土石坝; 渗流预测; BP 神经网络; 粒子群算法

**中图分类号:** TV698.1

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2023)12-0090-03

## 1 引言

土石坝因其材料特性与自身结构特点, 在上下游水位差作用下容易发生渗流破坏<sup>[1]</sup>。异常的渗流量与测压管水头变化, 往往是土石坝出现渗透破坏的先兆。因此, 实时监测土石坝渗流量与测压管水头变化过程, 并精准预测数据的发展趋势, 对保障大坝安全运行非常关键<sup>[2]</sup>。近年来, 智能算法(如模糊数学、神经网络、支持向量机、蚁群算法等)开始逐步运用于大坝渗流分析中, 但也均存在一定的局限性。钟登华等<sup>[3]</sup>认为尽管 BP 神经网络的拟合准确率比传统的统计模型要高, 但其预报效果不如传统的神经网络。随着数理分析技术的发展, 出现了许多新的组合分析理论。粒子群(PSO)算法是一种演化算法, 其原理是由随机解开始, 并在求解过程中不断地进行优化, 以适应程度来评估解的优劣。该方法不存在“交叉”、“变异”等运算, 而是根据目前所发现的最佳值寻求全局最优<sup>[4]</sup>。鉴于此, 本文提出了一种基于 PSO-BP 模型的预测方法, 并利用该方法对土石坝坝体渗流进行预测, 以期提高对土石坝坝体渗流预测的效果。

## 2 理论分析

### 2.1 BP 神经网络

BP 神经网络模型可划分为输入层、隐含层和输出层。当给定一个输入信号时, 信息会通过输

出层传输到隐藏层, 然后通过传输功能将信号转化为其他输出层的信号。BP 神经网络的学习有正、负两个方面。前向传递是一种尝试的信号, 而逆向传递是一种反馈。当期望和输出不在控制域内时, 通过调整神经元的权重, 便可得到最优结果<sup>[5]</sup>。BP 神经网络的训练过程如下。

(1) 网络初始化。确定网络输入层节点数为  $n$ 、隐含层节点数为  $h$ 、输出层节点数为  $m$ , sigmoid 函数为选择节点的转移函数。设置各结构层和输出层神经元之间的连接权值分别为  $W_{ij}$ 、 $W_{jk}$ 。

(2) 计算隐含层的输出。计算公式为:

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} x_i\right) \quad j = 1, 2, \dots, h \quad (1)$$

式中,  $H_j$  为隐含层的输出函数;  $f$  为一个隐含层的激发函数,  $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ ;  $x_i$  为第  $i$  个输入节点变量。

(3) 计算输出层的输出。计算公式为:

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^h H_j W_{jk}\right) \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中,  $O_k$  为输出层的输出函数。

(4) 修正连接权值。计算公式为:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta[(1-\beta)G(t) + \beta G(t-1)] \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

$$W_{jk}(t+1) = W_{jk}(t) + \eta[(1-\beta)P(t) + \beta P(t-1)] \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

其中  $G(t) = -\delta E / \delta W_{ij}(t)$ ;  $P(t) = -\delta E / \delta W_{jk}(t)$  式中,  $\eta$  为学习速率,  $\eta > 0$ ;  $\beta$  为动量因子,  $0 \leq \beta \leq 1$ ;  $E$  为预测值与真实值之间的误差。

收稿日期: 2022-08-28, 修回日期: 2023-04-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(52069029)

作者简介: 胡孟凡(1997-), 女, 硕士研究生, 研究方向为大坝安全监测, E-mail: humengfan0425@163.com

通讯作者: 傅蜀燕(1976-), 女, 副教授, 研究方向为水工结构安全评价, E-mail: fushuyan66@163.com

(5)在错误函数的数值达到预定的精确度或超过设置的次数时,该算法就会结束。否则,持续选择采样输入和采样相应的所需输出,并返回隐含层输出,继续训练网络,直到错误满足或学习数量达到预定值为止<sup>[6]</sup>。

## 2.2 粒子群算法

PSO 算法的数学模型如下:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 \text{rand}_1^k (P_{bestid}^k - X_{id}^k) + c_2 \text{rand}_2^k (G_{bestid}^k - X_{id}^k) \quad i=1,2,\dots,M \quad (5)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad i=1,2,\dots,M \quad (6)$$

式中,  $V_{id}^k$ 、 $X_{id}^k$  分别为在  $k$  次迭代中第  $d$  维度上粒子  $i$  的速率、位置;  $\omega$  为惯性权重;  $k$  为目前的迭代数;  $c_1$ 、 $c_2$  均为学习因子;  $\text{rand}_1$ 、 $\text{rand}_2$  分别为在  $[0,1]$  之间的随机数字;  $P_{bestid}^k$  为在第  $k$  次迭代中第  $d$  维度上粒子  $i$  的最佳位置;  $G_{bestid}^k$  为第  $k$  次迭代中第  $d$  维度中所有粒子的全局最优位置;  $M$  为微粒群的大小。

为避免对空间中的粒子进行盲目搜索,通常要求颗粒的运动位置和速度均要控制在一个特定的区域,使算法达到  $[-X_{\max}, X_{\max}]$ 、 $[-Y_{\max}, Y_{\max}]$  (前者为粒子的位置变化区间,后者为速度变化区间),在迭代中,如果粒子任意一处分量或速度的更新超出了边界,那么就得到一个边界值<sup>[7]</sup>。

粒子的速度更新由 3 个方面构成:①惯性。是指粒子保持现有的状态信息,为下一阶段的运动提供基本动量;②认知。这是一个粒子对自己的经验的理解,它会让粒子在最小范围内移动,从而增强其空间搜寻能力;③社会。是指即粒子之间的信息交换和合作,可将粒子引导到最佳位置,体现了粒子之间的信息共享<sup>[8]</sup>。这 3 个方面之间的相互制约与均衡将对 PSO 算法的性能产生重大影响。PSO 算法实现的基本步骤如下。

**步骤 1** 对种群规模和粒子速度进行初始化,并对粒子的最大迭代数  $T_{\max}$  进行判断和储存。

**步骤 2** 评价种群,使用适应性函数确定各粒子的适应性。

**步骤 3** 将当前的适配值与其自身的最优数值相比较,若当前为最优,则此位置为  $P_{best}$ , 反之则  $P_{best}$  不变。

**步骤 4** 将当前的适配值与其自身的最优数值相比较,若当前为最优,则此位置为  $G_{best}$ , 反之则  $G_{best}$  不变。

**步骤 5** 采用式(5)、(6)更新群体  $X(t+1)$  粒子的位置和速度。

**步骤 6** 当演化代数  $T_{\max}$  达到评估结果满足所需的精确度时,则终止迭代,否则回到步骤 2<sup>[9]</sup>。

## 2.3 PSO-BP 神经网络算法

粒子群优化 BP 神经算法的基本过程<sup>[10]</sup>如下。

**步骤 1** 确定 BP 网络的结构。并求出权重、阈值的粒子尺寸。

**步骤 2** 初始化粒子群体。BP 网络的权重与阈值随机生成,设置加速权重( $c_1$ 、 $c_2$ )、惯性权重  $\omega$ 、最大周期  $T_{\max}$ 。

**步骤 3** 将 BP 神经网络误差评估函数  $e(t)$  作为粒子适应度:

$$e(t) = \sum_m [t_m - o_m(t)]^2 \quad (7)$$

式中,  $t_m$  为第  $m$  个神经元的训练次数;  $o_m(t)$  为样本经过  $t$  次训练后的网络输出。

**步骤 4** 将当前的适配值与其自身的最优数值相比较,若当前为最优,则此位置为  $P_{best}$ , 反之则  $P_{best}$  不变。

**步骤 5** 将当前的适配值与其自身的最优数值相比较,若当前为最优,则此位置为  $G_{best}$ , 反之则  $G_{best}$  不变。

**步骤 6** 当演化代数  $T_{\max}$  达到评估结果满足所需的精确度时,则终止迭代,否则回到步骤 3。

**步骤 7** 在 BP 网络中引入最优权值和最佳阈值,用于神经网络的学习与训练。

## 3 实例应用

某土石坝是位于我国西北地区的大型水利工程,坝顶总长 1 280 m,坝顶高程 236 m,坝体最大宽度为 75 m,顶部宽度为 10~15 m。该电站总库容  $25.0 \times 10^8 \text{ m}^3$ ,正常蓄水位 230.45 m,设计洪水位 234.00 m,校核洪水位 234.90 m,死水位 130 m。大坝目前已实现渗流观测自动化,现布设有 12 个渗流观测断面,共 52 根测压管。在测压管内设置有孔隙水压力计进行数据测量;坝体顶部设置有测量控制单元进行数据采集;厂房内设置有数据处理中心对采集到的数据进行处理。该大坝自运行起就开展了测压管的观测工作,但在运行期间曾进行过多次防渗加固,也导致了大坝的渗流性态发生了一定的改变,测压管收集到的监测资料的连续性变差。本文主要分析大坝第二次防渗加固完工后的 2013 年 1 月~2014 年 10 月的监测资料。

### 3.1 渗流影响因子的确定

以降雨量、库水位和温度等作为输入,测压管水位值作为输出<sup>[11]</sup>。考虑到监测数据的连续性,选用坝体 LD1-1 测点处的降雨量、水位和温度随时间变化资料,见图 1。

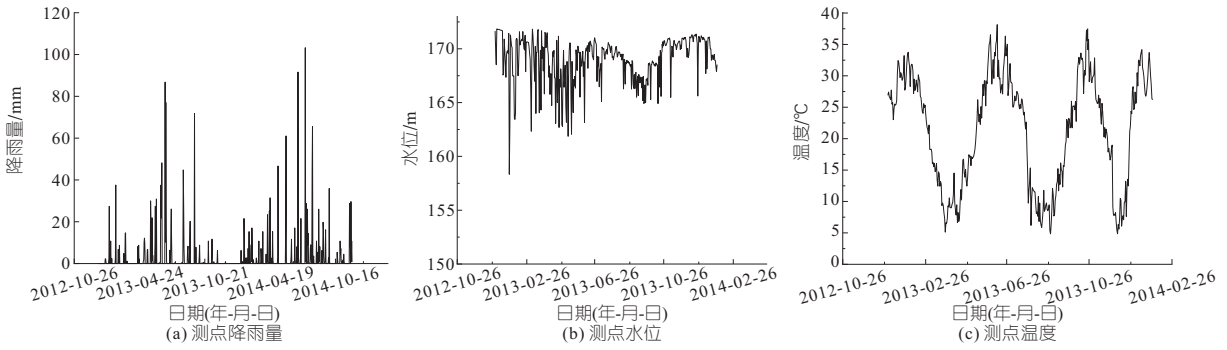


图 1 测点降雨量、水位、温度

Fig. 1 Rainfall, water level and temperature of measurement point

### 3.2 模型分析

采用 BP 神经网络算法、PSO-BP 模型算法和多元线性回归分别建立渗流测压管统计模型。由于土石坝的渗流与诸多因素有关，根据主要的影响因素，本文预测拟合输入层的数据包括降雨数据、库水位数据、温度数据和时效数据，时效因子选择其自然对数项函数。共选择 500 组数据，其中，训练集样本为 400，测试集样本为 100。

BP 神经网络算法学习速率为 0.001，迭代次数为 1 000，为提高数据的分析效果及收敛速度，对数据进行归一化处理<sup>[12]</sup>。在 PSO-BP 模型中设有 2 个输入节点和 1 个输出节点，隐含层节点数目为 7。粒子群算法的学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  均取 2，种群规模为 10，进化次数为 100，速度限制为 1，种群限制为 5<sup>[13-14]</sup>。选取大坝实时监测的前 400 组数据，将 2013 年 1 月~2014 年 5 月间的数据为训练集，2014 年 6~10 月的数据为测试集<sup>[15]</sup>。

分析 BP 神经网络、PSO-BP 模型及传统回归线性模型的预测结果，获得各模型的预测曲线、预测残差值见图 2。

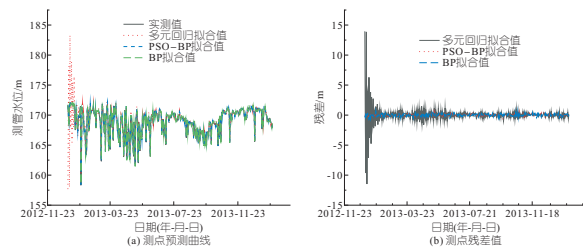


图 2 测点预测曲线、残差值

Fig. 2 Prediction curves and residual values of measurement points

由图 2 可看出，BP 模型、PSO-BP 模型及传统多元回归模型拟合出的数据整体趋势一致，相比较来说，BP 模型相比于传统多元线性回归模型拟合精度有一定的提高，PSO-BP 模型的拟合曲线与实测曲线最吻合，残差值变幅最小，说明用 PSO-BP 模型进行拟合预测最优，精度最高。表 1 为各模型的预测结果。

表 1 模型预测结果

Tab. 1 Model prediction results

模型	$M_{MAE}$	$R_{RMSE}$	$R^2$
BP	0.032 4	0.026 7	0.924 3
PSO-BP	0.024 5	0.018 9	0.978 2
多元线性回归	0.137 2	0.097 8	0.764 2

注： $M_{MAE}$  为平均绝对误差； $R_{RMSE}$  为均方根误差； $R^2$  为模型对数据的拟合程度，取值范围 0~1， $R^2$  越大，拟合程度越高。

由表 1 可看出，3 种模型的  $R^2$  均大于 0.7， $M_{MAE}$ 、 $R_{RMSE}$  均很小，均可用来进行预测，其中 PSO-BP 模型的预测精度在 BP 模型基础上有明显提高，说明粒子群算法能有效地提高 BP 神经网络算法的精度和结果，使其具有更好的拟合性能。

## 4 结论

a. 以 PSO-BP 神经网络构建的土石坝测压管预测模型，能很好地解释影响渗流的各因子之间的复杂关系。

b. 对某土石坝的渗流数据的分析结果表明，相较于 BP 神经网络模型和传统的多元线性回归预测模型来说，PSO-BP 神经网络模型的预测性能更优，能显著提高 BP 模型网络泛化和学习能力，提高了预测精度。

### 参考文献：

- [1] 张飞. 基于粒子群的 BP 神经网络在大坝变形预测中的应用研究[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2011.
- [2] 王德厚. 大坝安全监测与监控[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2004.
- [3] 钟登华, 刘昊元, 佟大威, 等. 基于 ANFIS-GM 的心墙堆石坝变形预测[J]. 水利水电技术, 2015, 46(3): 1-6, 16.
- [4] 杨超. 改进的粒子群优化 BP 神经网络在大坝变形预测中的应用[D]. 南昌: 东华理工大学, 2016.
- [5] 朱明晨, 赵平, 陈伟荣. 基于 BP 神经网络的霍普菲尔德模型改进研究[J]. 测绘工程, 2016, 25(9): 26-30, 34.

足,小部分内涝点的内涝成因是雨水篦子堵塞或地势低洼、管网淤堵。

**b.** 结合城市内涝成因分析体系,给出相应的内涝措施,为广州市城市内涝积水防治提供了一定的参考。

### 参考文献:

[1] 张爽,杨翠巧,邵薇薇,等. 基于 Mike Urban 的高度城市化地区内涝交通风险分析[J]. 水利水电技术(中英文),2021,52(11):10-18.

[2] QI W, MA C, XU H, et al. Urban flood response analysis for designed rainstorms with different characteristics based on a tracer-aided modeling simulation[J]. Journal of cleaner production, 2022, 355: 131797.

[3] DEVI N N, SRIDHARAN B, KUIRY S N. Impact of urban sprawl on future flooding in Chennai City, India[J]. Journal of hydrology, 2019, 574: 486-496.

[4] MERZ B, BLÖSCHL G, VOROGUSHYN S, et al. Causes, impacts and patterns of disastrous river floods[J]. Nature reviews earth & environment, 2021, 2(9): 592-609.

[5] 谢映霞. 从城市内涝灾害频发看排水规划的发展趋势[J]. 城市规划,2013(2):45-50.

[6] 周宏,刘俊,高成,等. 我国城市内涝防治现状及问题分析[J]. 灾害学,2018,33(3):147-151.

[7] 姜芊孜,李金煜,王广兴. 济南市主城区内涝积水特征及成因分析[J]. 水利规划与设计,2021(3):47-52.

[8] 中华人民共和国住房和城乡建设部,中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 室外排水设计规范(2016 版):GB 50014-2006[S]. 北京:中国计划出版社,2016.

[9] 中华人民共和国住房和城乡建设部,中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 城镇内涝防治技术规范(2017 版):GB 51222-2017[S]. 北京:中国计划出版社,2017.

## Analysis of Causes of Waterlogging Based on Real-time Monitoring Data

YANG Tong-xin<sup>1a,1b</sup>, SHEN Di<sup>1a,1b</sup>, LI You-ming<sup>1a,2</sup>, LONG Yan<sup>1a,1b</sup>, WU Hai-xia<sup>1a,1b</sup>, KANG Ai-qing<sup>3</sup>  
(1a. School of Water Conservancy and Hydroelectric Power; 1b. Hebei Key Laboratory of Intelligent Water Conservancy, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China; 2. BGI Engineering Consultants LTD., Beijing 100038, China; 3. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

**Abstract:** In order to explore the causes of urban waterlogging, taking Guangzhou as an example, a drainage model was established based on SWMM. A waterlogging cause analysis method based on real-time monitoring data was proposed. Combining with the real-time monitoring data, the water-collecting capacity of water-logging points, the flow capacity of pipeline and the runoff generated by rainstorm were calculated. At the same time, the corresponding waterlogging measures were given according to different waterlogging causes. The results show that 75% of waterlogging cases involved insufficient surface drainage capacity, 57.7% of waterlogging cases involved watercourse top support, and 44.2% of waterlogging cases involved excessive rainfall intensity and insufficient pipe drainage capacity.

**Key words:** waterlogging; drainage model; analysis of causes of waterlogging; measures

(上接第 92 页)

[6] 齐银峰. BP 神经网络在大坝变形分析中的应用及改进[D]. 昆明:昆明理工大学,2017.

[7] WEI W, GU C, FU X, et al. Processing method of missing data in dam safety monitoring[J]. Mathematical problems in engineering, 2021, 2021: 9950874.

[8] ZHANG X, LI J. Treatment of errors in dam safety monitoring data[J]. IOP conference series: earth and environmental science, 2019,304(4):042021.

[9] 付拥军,李明理,张霞. 改进遗传神经网络的大坝渗流监测模型[J]. 山西建筑,2014,40(8):243-244.

[10] 武晓炜. 基于 BP-GA 的渗流多目标动态反演与大坝渗流安全研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2019.

[11] ZHANG W, ZHENG D J, WANG C C. The application of neural network in dam safety monitoring[J]. Multi-functional materials and structures engineering, ICMMSE2011, 2011,304:84.

[12] 黄振东. 遗传算法在土石坝渗流监控模型应用研究[D]. 南昌:南昌工程学院,2020.

[13] 李晓东,徐文兵. 基于 PSO-BP 神经网络的北江大堤渗流预测模型[J]. 广东水利水电,2021(12):16-24.

[14] 张鑫,王冬利,李琦,等. 基于改进粒子群算法的坝体位移监控模型[J]. 水利与建筑工程学报,2012,10(1):155-159.

[15] LU Q, WANG X, YU K. Research on evaluation factors of intelligent level of dam safety monitoring system[J]. IOP conference series: materials science and engineering, 2020,790:012147.

## Research on Seepage Prediction of Earth and Rockfill Dams Based on PSO-BP Model

HU Meng-fan, OU Bin, ZHANG Cai-yi, WANG Chun-hua, FU Shu-yan  
(School of Water Conservancy, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of slow convergence and easily falling into the local minimum in the learning process for the traditional BP neural network, particle swarm algorithm with fast convergence speed and strong global optimization ability was introduced so as to establish the PSO-BP model. Taking the seepage monitoring data of an earth and rockfill dam as an example, the seepage was predicted. Compared with the prediction model, the BP model and the traditional statistical regression model, the results show that the PSO-BP model has a higher goodness-of-fit and convergence.

**Key words:** earth and rockfill dam; seepage prediction; BP neural network; particle swarm algorithm