优化 BP 神经网络的位移预测模型

王雪红1, 刘晓青1, 陶海龙2, 钱文江3, 赵决军1

(1. 河海大学 水利水电工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 中国水利水电第五工程局有限公司, 四川 成都 610066; 3. 长江勘测规划设计研究有限责任公司 枢纽设计处, 湖北 武汉 430010)

摘要:针对大坝位移预测常规方法存在的问题,基于改进粒子群算法的 BP 神经网络(IPSO-BP)的大坝位移预 测方法,通过 IPSO 对常规 BP 神经网络的权值和阈值进行优化,弥补了 BP 网络的不足,保证了预测精度。以 2011-12-21—2013-06-27 观测得到的某混凝土重力坝某一典型坝段坝顶的顺河向位移值为研究对象,建立基于 IPSO-BP 的大坝预测模型并进行仿真分析研究。同时,为了验证该模型的拟合及预测效果,建立 PSO-BP 模型、利用最小二乘法求解参数的统计模型进行对比分析。上述研究结果表明,此模型预测精度优于常规模型且 拟合效果好、预测结果的平均相对误差小,说明此方法有效可行。

关 键 词:改进粒子群算法; BP 神经网络; 混凝土重力坝; 位移; 预测; 仿真分析 中图分类号: TV698.1⁺1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-640X(2014)02-0038-05

随着我国坝工建设进程的加快,由于种种原因,大坝难免会存在一些安全隐患,此时对大坝观测资料的 实时分析就显得尤为重要^[1]。为了了解坝体的变形情况,通常在坝体内布置引张线、正垂线、倒垂线来观测 大坝位移变化规律,并采取模型预报的方式,更好地了解坝体的运行情况。坝体一旦出现异常,可立即采取 补救措施以减少不必要的损失。

混凝土大坝位移受到水位、温度、时效等多种因素综合影响^[2]。由于各类因素的作用机制通常不能用 精确的数学语言来准确描述,使得对混凝土大坝变形的预测成为复杂的非线性系统问题,其预测模型的建立 很困难且具有多样性。目前有比较成熟的混凝土坝变形统计模型,考虑了位移与水位、温度、时效的一些非 线性关系,但实际工程中它们之间的关系是不确定的。为了解决这一问题引入 BP 神经网络^[3],它能够识别 复杂非线性系统,自适应、自组织、自学习能力强,因而在一定程度上能够克服传统预测方法在解决不确定关 系问题上预测能力的不足。但标准的 BP 网络仍有一些不足之处,如:易陷入局部最优,对初始权值和阈值 较敏感等等。近十几年提出的粒子群算法(PSO)^[4]是一种群体智能算法,具有收敛速度快、参数调整量少的 优点。有学者将 PSO 和 BP 相结合,取得了一定的成果,但传统的 PSO 同样存在易陷入局部最小点、易早熟 的问题。

为了提高预测的准确性,本文利用改进的粒子群(IPSO)^[5]和 BP 神经网络相结合的混合智能算法进行 混凝土坝顶位移预测。建立基于 IPSO-BP 的大坝预测模型并进行仿真分析研究。同时,为了验证该模型的 拟合及预测效果,建立 PSO-BP 模型、位移统计模型进行对比分析。

1 基于 IPSO 的 BP 优化模型

1.1 BP 算法原理

BP 算法包括输入信号正向传播和误差逆向传播,在正向传播中,输入信号依次经过输入层、隐含层、输

收稿日期: 2013-08-09

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51079044);国家"十二五"科技支撑计划课题(2012BAK10B04);水利部公益性 行业科研专项经费项目(201301033)

作者简介: 王雪红(1989-), 女, 河南濮阳人, 硕士研究生, 主要从事水工结构研究。E-mail: haoyaa8888@ 126. com

出层,最终得到利用训练网络训练得到的结果。如果得到的结果不能满足要求,立即进行反向传播,由输出 层开始逐层计算各层神经元的输出误差,利用误差梯度下降法在误差信号最小的原则下修改各层神经元的 权值和阈值。在隐含层神经元数足够多的情况下,三层 BP 网络可以实现任意一种复杂的非线性映射^[6]。

1.2 PSO 算法及其改进

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是 Eberhart 和 Kennedy于 1995年提出的一种全局性优化算法^[7-8]。标准 PSO 算法首先初始化一组随机粒子,每个微粒在各自所在空间内以一定的速度飞行,根据目标函数判断微粒位置的优劣,依据当前最优的粒子位置搜索最优解,具体步骤见文献[4]。

调整粒子飞行速度时用到的惯性权重 W 在实际应用中一般采用线性递减惯性权重策略(LDW)^[8],即:

$$W = W_{\max} - \frac{t(W_{\max} - W_{\min})}{t_{\max}}$$
(1)

式中:W_{max}和W_{min}分别为W的最大值和最小值;t为当前迭代步数,t_{max}表示总迭代步数。

但是采用线性递减方式不仅在运行初期影响收敛效率,在运行后期也会影响运行效率,且在运行后期, 会随着 W 的减小,造成全局搜索能力下降,易陷入局部最优。通过式(2)修改 W 来改进标准 PSO 的不足^[5]。

$$W = W_{\text{max}} - \left(W_{\text{max}} - W_{\text{min}}\right) \times \tan\left(\frac{t}{t_{\text{max}}} \times \frac{\pi}{4}\right)$$
(2)

当 t 较小时, W 接近于 W_{max}, 保证算法全局搜索能力; 当 t 逐渐增大时, W 以非线性递减, 保证算法的局部搜索能力, 有效地避免了易陷入局部最优的缺点, 灵活地调整了全局搜索与局部搜索能力之间的平衡。

1.3 基于 IPSO-BP 预测模型

IPSO-BP 算法是利用 IPSO 优化神经网络的初始权重和阈值找到一组最优的权值集合,使在此权值下所 得输入输出值之间的误差最小,再利用 BP 算法进一步细调权值,寻找真正的全局最优点。具体过程可描述 如下:

(1)初始化。 n_i 为输入层神经元个数, n_h 为隐含层神经元个数, n_o 为输出层神经元个数。则粒子群的维数 D为:

$$D = n_{\rm h} + n_{\rm o} + n_i \times n_{\rm h} + n_{\rm h} \times n_{\rm o} \tag{3}$$

(2)设置粒子群的适应度函数,以期望输出和网络输出的均方差为适应度函数。

$$e = \sum_{i=1}^{n} (y_i - t_i)^2 / n$$
(4)

式中:yi和 ti分别为第 i个样本的期望输出和网络输出;n为网络样本数目。

(3)利用 IPSO 优化 BP 网络的权值与阈值,并将优化后的权值、阈值作为 BP 算法的初始权值和阈值。 代入网络进行训练,直至网络的性能指标均方误差小于 *e*_{max},其中 *e*_{max}为最大允许误差。

2 基于 IPSO-BP 的混凝土坝位移预测模型

2.1 工程概况

某水电站工程位于柬埔寨 Elephant 山脉南端, PhnomPenh 西南的 Kamchay 河干流上,河流流域位于纬度 10°40′~11°05′和经度 103°50′~104°10′之间,流域总面积 822 km²,河长 77 km,坝址以上流域面积 709 km², 河长 68.6 km。大坝枢纽工程主要建筑物由 112 m 高碾压混凝土重力坝、坝顶 5 孔泄水闸、PH3 引水建筑 物、PH3 发电厂房和开关站等组成。水库校核洪水位 151.88 m,设计洪水位 150.00 m,正常蓄水位 150.00 m,死水位 130.00 m,水库总库容 7.173 亿 m³,死库容 3.542 亿 m³,库容系数为 19.9%,为完全年调 节水库。坝体共分为 10 个坝段,自左向右编号依次为 1#~10#。

2.2 数据准备

目前该水库大坝处于初蓄期,需要加强对变形、渗流、应力、裂缝开合度等的观测与分析。大坝的变形多 与坝体开裂、失稳有关,是高碾压混凝土重力坝设计中的重要指标^[9]。因此,它是监控大坝安全运行的主要

监测量,在众多变形中,顺河向的水平位移最重要^[10]。选取该混凝土重力坝2011-12-21-2013-06-27的 1#坝段坝顶倒垂线测得的顺河向位移进行数值计算与仿真分析,预测位移的发展趋势。剔除观测值奇异点 后选取 2011-12-21—2013-03-26 的 287 个观测数据作为输入层数据进行网络训练,利用训练好的网络对 2012-04-02-2013-06-27 共15 d 的数据进行预报。

影响混凝土重力坝位移的因素主要有水压、温度、时效,将水压、温度、时效作为 BP 的输入层参数。为 了能加快计算速度,对输入数据进行归一化处理,将参量统一到[0,1]的范围内,即:

$$X = \frac{X^* - X_{\min}^*}{X_{\max}^* - X_{\min}^*}$$
(5)

式中:X为归一化数据; X^* 为原始数据; X_{max}^* , X_{min}^* 分别为样本系列的最大值、最小值。

运算完成后再将参量进行反归—化处理,还原参量,可得到位移预测值。

$$Y^* = Y \times (X^*_{max} - X^*_{min}) + X^*_{min}$$
(6)

式中:
$$Y$$
为网络预测值: Y^* 为顺河向位移预测值。

2.3 建立基于 IPSO-BP 位移预测模型

以归一化后的数据为研究对象,采用 Matlab 2012a 分别建立 PSO-BP 和 IPSO-BP 模型,并与最小二乘法 求解的统计模型进行对比分析。其中,BP 神经网络模型采用单隐藏层,输入层、隐藏层、输出层神经元的个 数分别为6,15 和1,输入为水位、温度计(4 支)数值、时间,输出为位移。传递函数为{/logsig',/purelin'},训 BP 模型中 BP 参数同上,由式(3)可得本文中粒子群的维数 D=15+1+6×15+15×1=121,其他参数设置如下: 粒子数为40, c_1 , c_2 均为2.05, W_{max} , W_{min} 分别为0.9,0.4,最大限制速度 V_{max} =1,迭代次数为100。

2.4 预测结果对比

为了检测 IPSO-BP 的拟合精度,将 PSO-BP、用最小二乘法求解的位移统计模型拟合效果进行对比分析。 混凝土重力坝位移的统计模型^[2]为:

$$\hat{\delta} = \sum_{i=0}^{3} a_i H^i + \sum_{i=1}^{4} b_i T_i + c_1 \theta + c_2 \ln \theta$$
(7)

式中:ô为位移预报值;H为水位;T为温度;θ为时间。利用最小二乘法求解各未知参数的值,得到统计模 型,并利用该模型进行预测。

PSO-BP 模型参数设置和基于 IPSO-BP 的位移预测模型中参数设置相同。各模型的预测结果取 3 次的 平均值如表1所示,模型及预测结果见图1。

Tab. 1 Comparison of each model predictions mm											
日期	实际		统计模型			PSO-BP			IPSO-BP		
	位移	预测值	绝对误差	相对误差	预测值	绝对误差	相对误差	预测值	绝对误差	相对误差	
2013-04-02	0.43	0.23	-0.20	-0.47	0.44	-0.01	-0.02	0.45	0.02	0.05	
2013-04-09	0.53	0.31	-0.22	-0.42	0.43	0.10	0.19	0.44	-0.09	-0.17	
2013-04-16	0.41	0.24	-0.17	-0.41	0.69	-0.28	-0.68	0.50	0.09	0.22	
2013-04-23	0.48	0.17	-0.31	-0.65	0.60	-0.12	-0.25	0.48	0	0	
2013-04-30	0.55	0.28	-0.27	-0.49	0.77	-0.22	-0.40	0.53	-0.02	-0.04	
2013-05-07	0.65	0.38	-0.27	-0.42	0.98	-0.33	-0.51	0.68	0.03	0.05	
2013-05-14	0.75	0.38	-0.37	-0.49	1.07	-0.32	-0.43	0.77	0.02	0.03	
2013-05-21	0.67	0.38	-0.29	-0.43	1.11	-0.44	-0.66	0.65	-0.02	-0.03	
2013-05-28	0.81	0.38	-0.43	-0.53	1.07	-0.26	-0.32	0.72	-0.09	-0.11	
2013-06-04	0.73	0.36	-0.37	-0.51	1.03	-0.30	-0.41	0.75	0.02	0.03	

表 1 测试数集下各模型预测结果比较

1.1

.

T 1 1 C

					(续表)					mm
日期	实际		统计模型			PSO-BP			IPSO-BP	
	位移	预测值	绝对误差	相对误差	预测值	绝对误差	相对误差	预测值	绝对误差	相对误差
2013-06-11	0.77	0.26	-0.51	-0.66	1.12	-0.35	-0.45	0.76	-0.01	-0.01
2013-06-16	0.45	0.07	-0.38	-0.84	0.61	-0.16	-0.36	0.46	0.01	0.02
2013-06-18	0.37	-0.19	-0.56	-1.51	0.09	0.28	0.76	0.35	-0.02	-0.05
2013-06-25	-0.21	-0.91	-0.70	3.33	-0.51	0.3	-1.43	-0.19	0.02	-0.10
2013-06-27	-0.28	-0.86	-0.58	2.07	-0.09	-0.19	0.68	-0.24	0.04	-0.14
平均值				-0.16			0.05			-0.02

从表1可见,最小二乘法求解的统计模型,PSO-BP和 IPSO-BP模型预测的平均误差分别为-0.16,0.05,-0.02;另外用于训练则的各模型均方误差分别为0.0948,0.0676和0.0646。由此可见 IPSO-BP 的拟合效果优于 PSO-BP 模型和最小二乘法求解的统计模型。22

同时由图 1 可知,3 种模型预测结果的 趋势都和实际观测值趋势相近,用于训练的 各模型的均方误差都较小,可用于预测分



析。其中 IPSO-BP 预测结果均优于其他两种模型,预测精度最高。该坝目前处于初蓄期,为了能够更好地监测大坝安全运行情况,应在模型应用时结合工程实际。

3 结 语

IPSO 算法结合了 PSO 和 BP 的优点,能够较好地调整全局与局部搜索能力之间的平衡,将其应用于 BP 网络参数的优化,可以改进 BP 神经网络易陷入局部最小值的缺点。经与 PSO-BP 模型、最小二乘法求解参数的统计模型的比较发现:IPSO-BP 预报精度好,平均相对误差小,模型应用于大坝变形监控预报分析中是可行的。IPSO-BP 模型多次调用 BP,造成求解速度较慢,可通过一定的改进方法提高优化效率。

参考文献:

- [1] 世界水坝委员会. 水坝与发展: 决策的新框架[M]. 刘毅,张伟,刘洋,译. 北京: 中国环境科学出版社, 2005. (The WCD report. A new framework for decision making of dams and development[M]. Translated by LIU Yi, ZHANG Wei, LIU Yang. Beijing: China Environmental Science Press, 2005. (in Chinese))
- [2] 顾时冲,吴中如. 大坝与坝基安全监控理论和方法及其应用[M]. 南京:河海大学出版社, 2006. (GU Chong-shi, WU Zhong-ru. Safety monitoring theory and method of dam foundations and its application[M]. Nanjing: Hohai University Press, 2006. (in Chinese))
- [3] 马先林,李忠荣,周坤瑞. BP 网络及其应用[J]. 石油大学学报:自然科学版, 1993, 17(6): 126-129. (MA Xian-lin, LI Zhong-rong, ZHOU Kun-rui. Back-propagation neutural net and its application[J]. Journal of the University of Petroleum, China (Edition of Natural Science), 1993, 17(6): 126-129. (in Chinese))
- [4] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE Service Center, 1995.
- [5] 陶海龙,李小平,张胜召,等. 基于 IPSO-BP 神经网络的铁路客运量预测[J]. 铁道运输与经济, 2011, 33(9): 78-82. (TAO Hai-long, LI Xiao-ping, ZHANG Sheng-zhao, et al. Forecast of railway passenger traffic volume based on IPSO-BP neural network[J]. Railway Transport and Economy, 2011, 33(9): 78-82. (in Chinese))

- [6] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. 神经网络设计[M]. 戴葵,译. 北京: 机械工业出版社, 2002. (HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. Neural metwork design[M]. Translated by DAI Kui. Beijing: Machinery Industry Press, 2002. (in Chinese))
- [7] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory [C] // Proceeding of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: [s. n.], 1995: 39-43.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C, SHI Y. Swarm intelligence [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [9] 苏培芳, 汪卫明, 何吉, 等. 碾压混凝土重力坝全程综合仿真分析与安全评估[J]. 岩石力学, 2009, 30(6): 1769-1774. (SU Pei-fang, WANG Wei-ming, HE Ji, et al. Integrated simulation and safety assessment for RCC gravity dam on rock foundation during whole process of construction[J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(6): 1769-1774. (in Chinese))
- [10] 魏德荣. 大坝安全监控指标的制定[J]. 大坝与安全, 2003(6): 24-28. (WEI De-rong. On working out dam safety monitoring index[J]. Dam and Safety, 2003(6): 24-28. (in Chinese))

A displacement prediction model based on improved particle swarm-BP neural network algorithm

WANG Xue-hong¹, LIU Xiao-qing¹, TAO Hai-long², QIAN Wen-jiang³, ZHAO Yang-jun¹

(1. College of Water Conservancy and Hydropower, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. Sinohydro Bureau 5 Co., Ltd., Chengdu 610066, China; 3. Hydraulic Complex Design Department, Changjiang Institute of Survey, Planning, Design and Research, Wuhan 430010, China)

Abstract: According to the existing problems of the conventional method of dam displacement prediction, BP neural network based on improved particle swarm optimization (IPSO-BP) is put forward to predict the dam displacement. The weights and threshold of the conventional BP neural network are optimized by IPSO, thus making up the shortage of BP network and improving the prediction accuracy. The observed longitudinal displacement of the typical section of a concrete gravity dam crest from January 10, 2012 to July 31, 2012 is taken as the research object. And based on the IPSO-BP prediction model the simulation analysis is carried out. At the same time, in order to verify the effect of fitting and prediction of the model, a statistical model using the least squares method to make parameter analysis and PSO-BP model are developed. It is found from the prediction accuracy given by this model that the model is superior to the conventional model; the fitting effect is the best; and the average relative error of the prediction results is the minimum. Therefore, it shows that this method is effective and feasible in prediction and analysis of dam engineering.

Key words: improved particle swarm optimization algorithm; BP neural network; concrete gravity dam; displacement; prediction; simulation analysis