

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20222611

基于改进组合深度学习模型的大坝位移预测研究

任传栋¹, 王志真², 刘淑萍³, 刘洪伟¹, 侯龙潭¹

(1. 山东省水利勘测设计院有限公司, 山东 济南 250013; 2. 山东省农业交流合作中心, 山东 济南 250013; 3. 山东省水利工程建设质量与安全中心, 山东 济南 250013)

摘要: 大坝位移可直接影响大坝的质量和运行安全, 为找出大坝位移的合理预测模型, 以时间卷积神经网络模型为基础(TCN), 采用遗传算法对麻雀搜索算法(SSA)、灰狼算法(GWO)和蝙蝠算法(BA)三种仿生算法进行改进, 得到MSSA、MGWO、MBA三种优化算法, 并引入深度置信网络模型(DBN)构建了D-MSSA-TCN、D-MGWO-TCN、D-MBA-TCN三种组合赋权模型, 以均方根误差、决定系数、平均绝对误差、效率系数和GPI指数为精度指标体系, 结果表明在三种优化仿生算法中, MSSA算法的运行效率及精度最高, 三种组合模型的精度显著高于其余模型, 其中D-MSSA-TCN模型在所有模型中精度最高, 可推荐用于估算坝体位移。

关键词: 坝体位移; 时间卷积神经网络; 麻雀搜索算法; 遗传算法; 深度置信网络模型

中图分类号: TV698.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)10-0100-04

1 引言

我国现有大坝数量较多, 在防洪、发电、灌溉、航运等方面发挥了重要作用, 是维持国家经济必不可少的建筑物之一^[1]。随着大坝运行时间的增加, 许多大坝工程存在一定的安全隐患, 因此在日常运行管理中, 需要采用适当措施对大坝安全进行监测^[2]。大坝位移是影响大坝安全的重要因素, 对大坝位移的监测分析可判定大坝的安全性, 为相关安全措施的制定提供依据^[3]。因此, 找寻合理的模型对大坝位移进行预测已成为相关领域研究的热点。已有研究表明, 大坝位移变化与时效、温度、库水位、坝体材料特性等参数有关, 传统的预测方法并不能较好地反映大坝位移与影响因素之间的非线性关系^[4]。随着计算机技术的发展, 深度学习模型已被证明可用于不同领域。为得出适用于大坝位移预测的高精度模型, 本文以时间卷积神经网络(TCN)模型为基础, 基于麻雀搜索算法(SSA)、灰狼算法(GWO)及蝙蝠算法(BA)三种生物算法, 利用遗传算法(GA)对三种算法进行改进, 建立不同优化深度学习模型, 同时将深度置信网络模型(DBN)与优化TCN模型进行组合赋权, 以期得出精度最优模型指导坝体安全监测。

2 研究方法

2.1 坝体位移实测资料获取

以实际重力坝为例, 监测坝体主坝坝顶、副坝坝顶和廊道三个位置的垂直位移及水平位移, 监测时段为1997年10月10日至2015年12月1日, 时间间隔每10 d观测1次, 监测结果见图1。

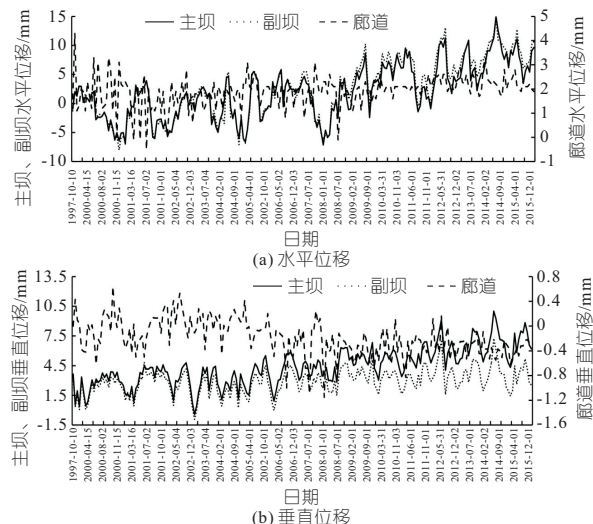


图1 坝体不同位置位移变化趋势
Fig. 1 Variation trend of displacement at different positions of the dam

2.2 算法原理

2.2.1 时间卷积神经网络

收稿日期: 2022-12-20, 修回日期: 2023-01-24

作者简介: 任传栋(1983-), 男, 硕士、高级工程师, 研究方向为水利工程设计, E-mail: 253510814@qq.com

时间卷积神经网络模型(TCN)^[5]具有因果卷积和扩张卷积两个基本功能,可进一步提高深度学习的精度。本文 TCN 模型的隐含层个数为 2,模型内核大小为 2,输入层、第一隐藏层和第二隐藏层的膨胀因子分别为 1、2、4。模型输入参数为库水位、水温、气温及时效因子。

2.2.2 麻雀搜索算法

麻雀算法是一种基于麻雀生存机制的优化算法^[6]。在算法中,将整个种群分为发现者和跟随者两大类,发现者和跟随者的位置更新公式见文献^[6]。

2.2.3 灰狼算法

灰狼算法(GWO)^[7]中,将狼群分为觅食和领导的 α 狼、负责协助 α 狼的 β 狼、负责执行 α 狼与 β 狼决定的 σ 狼、负责实际捕捉行为的W狼。该算法具体步骤见文献^[7]。

2.2.4 蝙蝠算法

蝙蝠优化算法(BA)^[8]以每个个体的适应度函数值判定个体位置的优劣性。

2.2.5 算法优化

将遗传算法引入三种仿生算法中,在算法中加入交叉、变异处理,保证了种群的多样性,可避免局部最优解的产生。将三种优化仿生算法(MSSA、MGWO、MBA)用于优化 TCN 模型,可进一步提高模型精度。

2.2.6 组合赋权模型

深度置信网络模型(DBN)是一种由多个受限玻尔兹曼机组成的深度学习模型。本文基于变权组合赋权的思想,将 DBN 模型与优化后的 TCN 模型进行组合,得到三种组合赋权模型分别为 D-MSSA-TCN、D-MGWO-TCN、D-MBA-TCN 模型。基本原理为先将输入数据分别代入 DBN、TCN 模型中,计算得到两套初始位移模拟值,再将两套模拟值代入 DBN 模型中计算权重,得出最终预测值。组合赋权和 DBN 模型的具体思路见文献^[9]。

2.2.7 模型训练与验证

将影响大坝位移的实测多年库水位、水温、气温及时效因子数据作为模型输入项,采用 1997~2005 年数据训练模型,2006~2015 年数据验证模型精度。为进一步比较模型精度,选择了极限学习机模型(ELM)、广义回归神经网络模型(GRNN)和小波神经网络模型(WNN)三种传统机器学习模型,综合比较不同模型的精度。模型精度可选取均方根误差(R_{RMSE})、决定系数(R^2)、平均绝对误差(M_{MAE})、效率系数(E_{ns})和 GPI 指

数来判定,具体公式见文献^[10]。

3 结果与分析

3.1 不同模型模拟值与实测值拟合效果比较

图 2 为不同模型对坝体不同位移的拟合效果对比。在水平位移模拟中,三种组合赋权模型的精度明显优于其他模型,其中 D-MSSA-TCN 模型精度最高,其拟合方程斜率分别为 0.978、0.981、0.983,决定系数 R^2 分别为 0.974、0.967、0.981。在主坝位置上,三种组合赋权模型的拟合方程斜率分别为 0.978、0.979、0.976,六种优化模型的精度次之,四种传统模型的精度较低。在副坝位置,三种组合赋权模型的拟合方程斜率分别为 0.981、0.973、0.960,经优化算法优化的 TCN 模型中,MSSA-TCN 模型拟合效果最优,其拟合方程斜率为 0.885,四种传统机器学习模型中,TCN 模型精度最优,ELM 模型拟合效果次之,WNN 模型拟合效果最差,其拟合方程斜率仅为 0.636。在廊道处,同样表现为三种组合赋权模型的拟合效果最优。综上所述,在模拟坝体水平位移中,经 DBN 模型组合赋权模型精度较高。

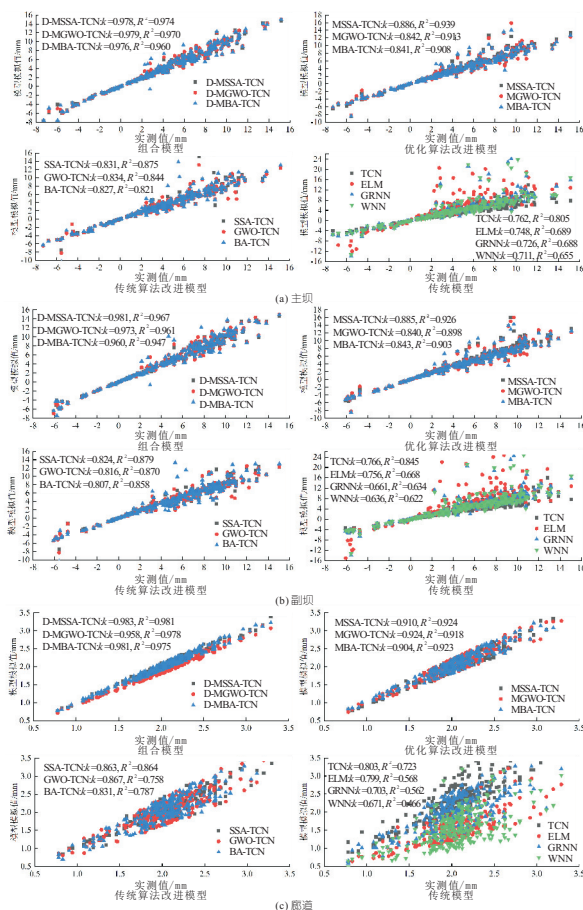


图 2 水平位移拟合结果对比

Fig. 2 Comparison of horizontal displacement fitting results
在主坝垂直位移模拟中(图 3),D-MSSA-TCN

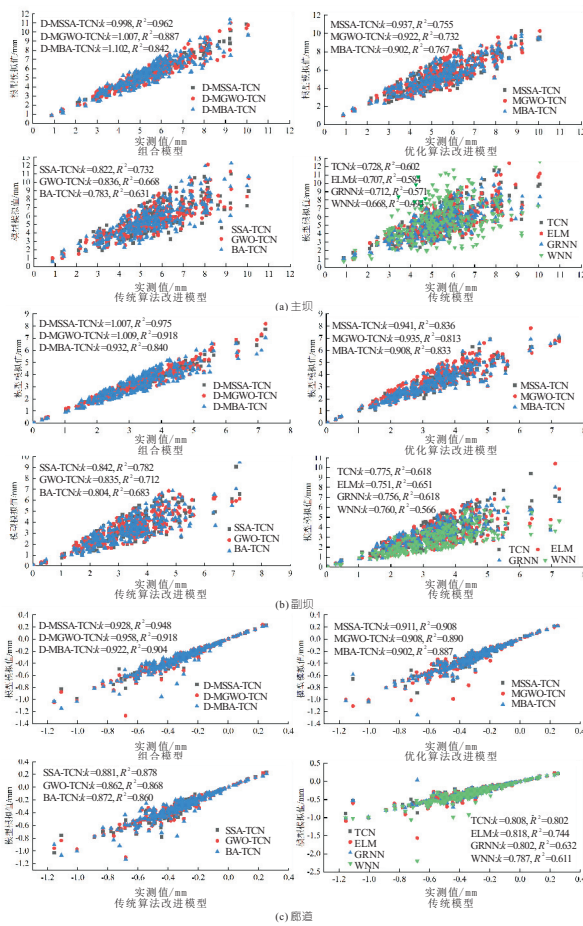


图3 垂直位移拟合结果对比

Fig. 3 Comparison of horizontal vertical displacement fitting results

模型精度最高,D-MGWO-TCN、D-MGWO-TCN模型精度次之,三种模型的拟合方程斜率分别为0.998、1.007、1.102。仅通过算法优化的模型精

表1 坝体不同位置水平、垂直位移模拟误差对比

Tab. 1 Comparison of horizontal and vertical displacement simulation error at different positions of the dam

位移	模型	主坝					副坝					廊道					
		E_{ns}	R^2	R_{RMSE} /mm	M_{MAE} /mm	GPI	E_{ns}	R^2	R_{RMSE} /mm	M_{MAE} /mm	GPI	E_{ns}	R^2	R_{RMSE} /mm	M_{MAE} /mm	GPI	
水平	D-MSSA-TCN	0.974	0.974	0.662	0.444	1.254	0.967	0.967	0.771	0.519	1.243	0.978	0.981	0.058	0.049	0.787	
	D-MGWO-TCN	0.969	0.970	0.719	0.487	1.177	0.960	0.961	0.847	0.572	1.154	0.897	0.978	0.086	0.082	0.533	
	MSSA-TCN	0.924	0.939	1.128	0.795	0.604	0.908	0.926	1.287	0.929	0.583	0.914	0.924	0.115	0.099	0.374	
	MGWO-TCN	0.884	0.913	1.398	1.000	0.183	0.874	0.898	1.548	1.164	0.207	0.903	0.918	0.122	0.101	0.328	
	SSA-TCN	0.870	0.875	1.478	1.040	-0.028	0.846	0.879	1.663	1.257	0.000	0.835	0.863	0.160	0.124	0.000	
	GWO-TCN	0.856	0.884	1.558	1.050	-0.075	0.842	0.870	1.738	1.316	-0.097	0.719	0.758	0.216	0.178	-0.596	
	TCN	0.810	0.805	1.787	1.240	-0.646	0.779	0.845	2.093	1.435	-0.511	0.505	0.723	0.413	0.303	-1.597	
	ELM	0.653	0.689	2.032	1.623	-1.706	0.656	0.668	2.655	1.935	-1.760	0.504	0.568	0.542	0.486	-2.489	
	垂直	D-MSSA-TCN	0.960	0.962	0.313	0.257	1.864	0.974	0.975	0.186	0.151	2.142	0.945	0.948	0.048	0.031	1.006
		D-MGWO-TCN	0.871	0.887	0.566	0.449	1.287	0.908	0.918	0.347	0.275	1.512	0.915	0.918	0.059	0.034	0.606
MSSA-TCN		0.735	0.755	0.810	0.639	0.515	0.823	0.836	0.481	0.405	0.814	0.906	0.908	0.063	0.040	0.408	
MGWO-TCN		0.698	0.732	0.864	0.707	0.329	0.768	0.813	0.550	0.415	0.572	0.885	0.890	0.069	0.040	0.202	
SSA-TCN		0.597	0.732	1.116	0.876	-0.091	0.684	0.782	0.737	0.560	-0.086	0.876	0.878	0.074	0.043	0.000	
GWO-TCN		0.558	0.669	1.046	0.795	-0.201	0.660	0.712	0.666	0.610	-0.288	0.861	0.868	0.077	0.046	-0.158	
TCN		0.437	0.602	1.201	0.917	-0.715	0.510	0.618	0.877	0.674	-1.107	0.809	0.802	0.086	0.060	-0.872	
ELM		0.453	0.584	1.266	1.008	-0.822	0.444	0.651	0.925	0.724	-1.264	0.805	0.744	0.090	0.062	-1.146	

度低于组合赋权模型,其中,MSSA-TCN模型精度较高。传统仿生算法优化后的三种TCN模型精度优于传统机器学习模型,在四种传统机器学习模型中,TCN模型精度较高;在副坝位置和廊道处均表现为D-MSSA-TCN模型精度最高。

3.2 不同模型模拟值与实测值精度比较

选择拟合效果较优的八种模型进一步比较其精度,结果见表1。由表1可知,在坝体水平位移模拟中,D-MSSA-TCN模型的精度最高。在主坝位置D-MSSA-TCN模型的 E_{ns} 、 R^2 、 R_{RMSE} 、 M_{MAE} 分别为0.974、0.974、0.662 mm、0.444 mm,GPI为1.254,在所有模型中精度排名第1,D-MGWO-TCN模型精度次之;传统机器学习模型中,TCN模型精度较高, E_{ns} 、 R^2 、 R_{RMSE} 、 M_{MAE} 分别为0.810、0.805、1.787 mm、1.240 mm。在副坝位置,D-MSSA-TCN模型精度最高,其 E_{ns} 、 R^2 、 R_{RMSE} 、 M_{MAE} 分别为0.967、0.967、0.771 mm、0.519 mm,GPI为1.243,在非组合赋权模型中,MSSA-TCN模型精度最高。在廊道位置,相同情况下,经SSA算法优化的模型精度显著优于其余模型,同样表现为D-MSSA-TCN模型精度最高。

大坝垂直位移模拟中,在主坝位置,D-MSSA-TCN模型精度最高,GPI达1.864,精度排名第1;未进行组合赋权的模型中,MSSA-TCN、SSA-TCN模型的GPI较TCN模型分别提高了1.230、0.624,MGWO-TCN、GWO-TCN模型的GPI较TCN模型分别提高了1.044、0.514,这表明SSA算法的优化效果最优;在副坝位置,

D-MSSA-TCN 模型精度最高,其 E_{ns} 、 R^2 、 R_{RMSE} 、 M_{MAE} 分别为 0.974、0.975、0.186 mm、0.151 mm, GPI 为 2.142,在非组合赋权模型中, MSSA-TCN、SSA-TCN 模型在同类别模型中的精度最高,在传统机器学习模型中,TCN 模型精度较高;在廊道位置,组合赋权模型精度显著优于其余模型,经 SSA 算法优化的模型,以 D-MSSA-TCN 模型精度最高。

3.3 不同模型模拟值与实测值相对误差比较

计算不同模型模拟结果与实测值的相对误差,并制作相对误差雷达图,见图 4。在水平位移模拟中,D-MSSA-TCN 模型的相对误差最低,在主坝、副坝和廊道三个位置的相对误差分别为 9.22%、9.24%、2.42%,D-MGWO-TCN、D-MBA-TCN 模型的精度次之,MSSA-TCN 模型在三个位置的相对误差分别为 14.82%、14.88%、4.85%,四种传统机器学习模型的相对误差普遍较高;在垂直位移模拟中,同样表现为 D-MSSA-TCN 模型的相对误差最低,其在三个位置的相对误差分别为 4.75%、4.55%、9.13%。D-MSSA-TCN 模型在所有模型中精度最高,可作为坝体位移预测的推荐模型使用。

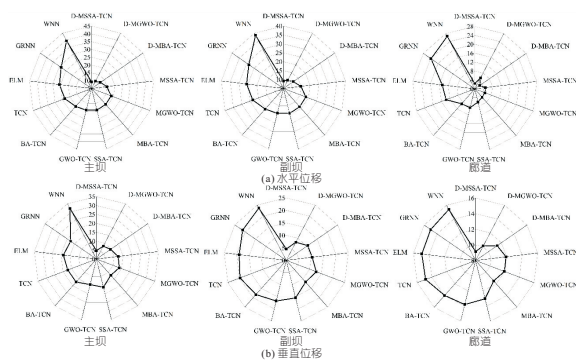


图 4 不同模型相对误差对比

Fig. 4 Comparison of relative errors of different models

3.4 结果分析

基于 DBN 模型与优化 TCN 的组合赋权模型构建了坝体不同位置位移预测模型,通过比较三种仿生算法优化后的模型精度,指出仿生算法的加入均可提高传统机器学习模型的精度。在三种算法中,SSA 算法表现出较高的精度,在该算法中引入时间搜索因子,加快了种群的觅食速度,提高了个体位置及速度的更新速率,从而大幅提高了模型运行速率,避免了局部极值的产生,同时本文在传统仿生算法的基础上,引入遗传算法的交叉变异处理,避免了算法后期可能出现的局部极值问题,进一步提高了模型精度。

4 结论

基于 DBN 模型与 TCN 深度学习模型自身的优越性,以改进 SSA 算法、GWO 算法和 BA 算法优化后的 TCN 模型为基础,构建了三种组合赋权模型,以坝体主坝、副坝、廊道三个位置的垂直位移和水平位移实测值为例,验证了模型精度,指出组合赋权后的模型精度显著高于其余模型,D-MSSA-TCN 模型与实测值的拟合效果、误差指标、一致性指标的表现均最优、精度最高,可推荐用于估算坝体位移。

参考文献:

- [1] 陈优良,陈洋,肖钢,等. 改进蝙蝠算法优化极限学习机的大坝变形预测模型分析[J]. 测绘通报,2021(9):68-73.
- [2] 郑守仁. 我国水库大坝安全问题探讨[J]. 人民长江,2012,43(21):1-5.
- [3] ZHUO L, HE J D, XIE H Q. Seismic deformation and seismic resistance analysis of Shapai roller compacted concrete arch dam based on field monitoring and dynamic finite element method[J]. Journal of mountain science,2013,10(1):137-148.
- [4] 蔡婷婷,苏怀智,顾冲时,等. 综合考虑渗流滞后效应和库水位变化速率影响的大坝渗流统计模型[J]. 水利水电技术,2013,44(10):45-48.
- [5] BAI S, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling[J]. <https://doi.org/10.485501/arxiv.1803.01271>.
- [6] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering,2020,8(1):22-34.
- [7] MIRJALILI S, IRGALILI S, MIRJALILI S M, et al. Grey wolf optimizer[J]. Advances in engineering software, 2014, 69(3): 46-61.
- [8] YANG X S, GANDOMI A H. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization[J]. Energy with computer, 2012, 29: 464-483.
- [9] 黄永涛,刘晓青,季威,等. HCM-PSO-GRU 组合预测模型在大坝变形预测中的应用[J]. 水电能源科学, 2021, 39(12): 120-123,61.
- [10] JIA Y, WANG F, LI P, et al. Simulating reference crop evapotranspiration with different climate data inputs using Gaussian exponential model[J]. Environmental science and pollution research, 2021, 28(30): 41317-41336.

b. 自 2013 年丹江口水库蓄水以来,经过 9 个汛期,特别是 2021 年最大入库洪峰流量 24 900 m³/s 的考验,泄水建筑物运行调度正常。深孔虽然泄洪历时较长,但大多在中低库水位 165 m 以下运行,170 m 库水位以上泄洪较少,表孔泄洪历时较短,还需进一步加强高水位运行工况水力学原型观测。

参考文献:

[1] 付建军,王梦凉,王保红,等.丹江口大坝加高施工和枢纽运行管理[J].人民长江,2015,46(6):14-16,34.

[2] 陈志康,谢波,郑光俊.南水北调中线一期水源工程丹江口大坝加高设计[C]//大坝加高与新技术应用,2013.

[3] 肖兴斌.丹江口水利枢纽泄水建筑物水工试验[J].湖北水力发电,1991(2):30-37.

[4] 陈桂亚,郑静,张潇.2021 年丹江口水库防洪与蓄水[J].中国水利,2022(5):24-27.

[5] 段文刚,张晖,侯冬梅.丹江口工程大坝加高后的几个水力学问题[J].水电与新能源,2007(3):52-57.

[6] 曾祥,王才欢,肖兴斌.丹江口枢纽加高续建溢流表孔水力学问题研究[J].长江科学院院报,1998,15(4):13-17.

Comprehensive Analysis of Flood Discharge Hydraulics Prototype Observation of Danjiangkou Dam Heightening Project

ZHOU Rong¹, LIU Sheng-fan², YANG Hai-cong³

(1. South-to-North Water Diversion Middle Route Water Source Co., Ltd., Danjiangkou 442700, China;
2. Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China; 3. Hanjiang Water Resources and Hydropower (Group) Co., Ltd., Wuhan 430048, China)

Abstract: Danjiangkou Dam is a control project for the development and protection of the Hanjiang River basin, and is also a water source project for the Middle Route Project of the South-to-North Water Transfer Project. The dam operation safety is the support and guarantee of the national strategy. After the dam heightening, the operating water head will increase, and there may be cavitation, and the downstream scour pit will move upward during the flood discharge process. In order to master the mechanical characteristics of flood discharge after heightening the dam and evaluate the safety of flood discharge structures, the parameters such as bottom flow velocity, dynamic water pressure, flow cavitation noise, and scouring under the dam are mainly observed by means of field hydraulic prototype observation, and the results of previous studies are analyzed. The observation parameters under the design water level are within the safe range. Aiming at the problem that the water tongue of the surface hole impacts the middle wall, the opening order of the flood discharge orifice is optimized. The causes of the scour holes in the flow channel and side wall after the flood season are analyzed and the treatment suggestions are put forward. The problems found and treatment measures can provide reference for similar projects.

Key words: Danjiangkou Dam; hydraulics; prototype observation; optimal scheduling

(上接第 103 页)

Research on Dam Displacement Prediction Based on Improved Combined Deep Learning Model

REN Chuan-dong¹, WANG Zhi-zhen², LIU Shu-ping³, LIU Hong-wei¹, HOU Long-tan¹

(1. Shandong Provincial Water Resources Survey and Design Institute Co., Ltd., Jinan 250013, China;
2. Shandong Agricultural Exchange and Cooperation Center, Jinan 250013, China;
3. Shandong Hydraulic Engineering Construction Quality and Safety Center, Jinan 250013, China)

Abstract: Dam displacement can directly affect the quality and operation safety of the dam. To find out the prediction model of the dam displacement, the temporal convolutional neural network model was used to predict the dam displacement. Three bionic algorithms of the sparrow search algorithm (SSA), the gray wolf algorithm (GWO) and the bat algorithm (BA) were improved by genetic algorithm, and three optimization algorithms including MSSA, MGWO and MBA were obtained. Taking root mean square error, determination coefficient, mean absolute error, efficiency coefficient and GPI index as precision index system, three combined weighted models including D-MSSA-TCN, D-MGWO-TCN and D-MBA-TCN were constructed based on the deep belief network model (DBN). The results show that the MSSA algorithm had the highest operating efficiency and accuracy among all the algorithms. The accuracy of the three combined models was significantly higher than the rest of the models. The D-MSSA-TCN model had the highest accuracy among all models and can be recommended for estimating dam displacement.

Key words: dam displacement; temporal convolutional neural network; sparrow search algorithm; genetic algorithm; deep belief network model