

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20230086

基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测研究

李书剑, 刘小生

(江西理工大学土木与测绘工程学院, 江西 赣州 341000)

摘要: 针对大坝预测中采用深度学习难以确定最优参数和精度不高等问题, 改进了麻雀搜索算法 (SSA), 采用改进麻雀搜索算法 (ISSA) 对门控循环单元 (GRU) 的参数进行寻优, 构建了基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测模型, 并将该模型应用于黄河上游青海段龙羊峡大坝变形预测中。结果表明, 基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测模型具有更高的预测精度和稳定性, 可为大坝变形预测提供参考。

关键词: 大坝变形预测; 门控循环网络; 改进麻雀搜索算法; 预测精度

中图分类号: TV698.11

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)11-0082-04

1 引言

随着水利事业的发展进步, 我国建造拥有的大坝数量已位居全球首位。数量巨大的大坝在为国民经济带来效益的同时其安全性也受到普遍重视^[1]。由于坝址外部环境条件复杂、施工质量及坝体的材质老化等原因导致部分大坝在运营中存在安全隐患, 时刻威胁着下游人民群众的生命及产业安全^[2]。因此, 根据大坝变形监测序列深度挖掘其变形规律, 采用高效的方法对其反演建立有效的大坝变形预测模型并进行预测分析是保障大坝安全稳定运营的关键措施。近年来, 在大坝预测研究中将回归分析、灰色理论和支持向量机发展到深度学习, 并取得了丰富的成果。而现有的深度学习在训练庞大的监测数据、对数据规律的深层次挖掘、训练稳定性等方面还存在一定的缺陷, 因此需研究一种高效的大坝变形预测方法^[3]。门控循环单元 (GRU) 是基于长短期记忆网络 (LSTM) 改进的一种深度学习算法, 其提高了 LSTM 训练质量和克服了过拟合问题。GRU 在处理长时间序列问题中表现优异, 而目前还很少将其应用于大坝变形预测研究中。单一的深度学习也存在一定的缺陷, 其效果极易受到参数设置的影响, 为解决此问题, 可通过引入优

化算法确定其参数^[4]。麻雀搜索算法 (SSA)^[5] 与其他优化算法相比具有更好的寻优能力与收敛速度^[6], 但种群在搜索空间初始化不均匀、较难跳出局部最优等影响到了寻优性能。为此, 本文改进了麻雀搜索算法, 并采用改进的麻雀搜索算法 (ISSA) 对 GRU 参数进行寻优, 构建了基于 ISSA-GRU 大坝变形预测模型, 并通过实例应用验证了该模型的可行性和有效性。

2 基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测模型构建

2.1 麻雀搜索算法的改进

在 SSA 中, 麻雀种群分为发现者、加入者和警戒者, 麻雀个体对应搜索空间的一组有效解。在麻雀觅食过程中, 通过发现者、加入者和警戒者的位置更新, 进而获取食物, 即得到目标函数的最优解。

针对 SSA 的不足, 首先采用 Sobol 序列初始化, 得到分布更均匀、遍历性广的初始化种群; 其次采用柯西变异扰动增强全局寻优能力; 最后引入动态螺旋搜索和自适应权重避免陷入局部最优同时加快算法后期收敛速度, 从而提高算法的寻优能力。

(1) Sobol 序列种群初始化。在群智能优化

收稿日期: 2023-01-19, **修回日期:** 2023-02-22

基金项目: 国家自然科学基金项目 (42171437)

作者简介: 李书剑 (1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向为变形监测与数据处理, E-mail: 860045373@qq.com

通讯作者: 刘小生 (1963-), 男, 教授、博导, 研究方向为工程测量, E-mail: lxs9103@163.com

算法中分布均匀的初始种群可提高训练效率。SSA 随机生成初始种群导致在搜索空间存在分布过于聚集或空缺的现象,影响了算法的性能。Sobol 序列具有高效和均匀性的优势,所以 ISSA 采用 Sobol 序列进行种群的初始化^[7]。

(2)自适应权重。发现者通常需为整个麻雀种群指明觅食的范围和方位,而发现者位置更新也影响算法搜索速度和全局寻优。所以可将自适应的权重因子加入至发现者位置更新公式中,在增加其刷新速率同时提供相应的扰动以避免陷入局部最优状态^[8]。增加自适应权重后,发现者的位置更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cos\left(\frac{i\pi}{2i_{iter_max}}\right) \exp\left(-\frac{i}{\alpha i_{iter_max}}\right) & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t \mathbf{QL} & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中, $X_{i,j}^t$ 为第 i 只麻雀在第 t 次迭代中第 j 维的位置信息; $j=1,2,\dots,d$; d 为变量维数; i_{iter_max} 为迭代次数的上限; $\alpha \in (0,1]$; $S_T \in [0.5,1]$; $R_2 \in [0,1]$; \mathbf{Q} 服从高斯分布; \mathbf{L} 等于 $1 \times d$ 的矩阵。

(3)柯西变异扰动。针对传统麻雀搜索算法易陷入局部最优的问题,采用柯西变异扰动改进目标位置的更新方式^[9]。柯西变异扰动公式为:

$$X'_{best} = X_{best} [1 + \text{cauchy}(0,1)] \quad (2)$$

式中, X'_{best} 为当前迭代最优值 X_{best} 经柯西变异扰动后更新的位置; $\text{cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布。

(4)动态螺旋搜索。为使加入者位置更新更灵活,引入鲸鱼优化算法的螺旋更新策略,开发各个位置的搜索路径更新。动态的螺旋参数更新,使加入者能有多种搜索路径可获取更好的位置,从而提高算法的搜索效率和全局搜索性能^[10]。采用动态螺旋搜索改进后加入者更新公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} aQ \exp\left(\frac{X'_{worst} - X_{i,j}^t}{i^2} + z_l\right) & i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \mathbf{A}^+ \mathbf{L} \exp(z_l) a & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\begin{cases} a = \cos(2\pi l) \\ z = \exp\{k \cos[\pi(1 - (i/i_{max}))]\} \end{cases} \quad (4)$

式中, X'_{worst} 为适应度最劣的位置; X_p^{t+1} 为适应度最优的位置; \mathbf{A} 为一个 $1 \times d$ 的矩阵,且 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}$; k 为变化系数; i_{max} 为最大种群数; l 为一个随机数。

2.2 门控循环单元

GRU 为 LSTM 的一种变体,单层 GRU 的两个主体结构是重置的门控和更新的门控。GRU

使用门控机制学习长期依赖关系的网络内部与 LSTM 相似,其两个门控向量筛选单层门控的输出信息,其门控机制特色在于记忆长期序列的信息,不跟随时间变化而被遗忘。

GRU 单元内部信息传播过程公式为:

$$\begin{cases} r_t = \sigma(\mathbf{W}_r x_t + \mathbf{U}_r h_{t-1} + b_r) \\ z_t = \sigma(\mathbf{W}_z x_t + \mathbf{U}_z h_{t-1} + b_z) \\ \tilde{h}_t = \tanh[\mathbf{W}_h x_t + \mathbf{U}_h (r_t \otimes h_{t-1}) + b_h] \\ h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \end{cases} \quad (5)$$

式中, r_t, z_t 分别为重置门、更新门的输出; σ 为激活函数^[11]; \mathbf{W}, \mathbf{U} 为权重矩阵; x_t 为输入; h_{t-1} 为隐藏层状态; b 为偏置量; \tilde{h}_t, h_t 分别为 t 时刻的候选状态信息输出和状态信息输出; \otimes 为逐元素相乘; \tanh 为状态激活函数。

GRU 通过重置的门控和更新的门控的机制方式实现了长期序列信息的遗忘和记忆,将其重要的特征保留下来。

2.3 基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测模型构建

模型构建具体步骤如下。

步骤 1 大坝变形监测数据预处理。并对预处理数据划分训练集和测试集。

步骤 2 选取 GRU 的输入层神经元数、隐藏层神经元数和学习率为待寻优参数,GRU 和 ISSA 的相关参数初始化设置。

步骤 3 选取反映模型训练精度均方根误差函数作为 ISSA 寻优的目标函数。

步骤 4 ISSA 对选取的 GRU 参数进行寻优,以确定待寻优参数值。

步骤 5 模型预测及结果输出。

步骤 6 预测结果的精度检验。

本文构建的大坝变形预测模型流程见图 1。

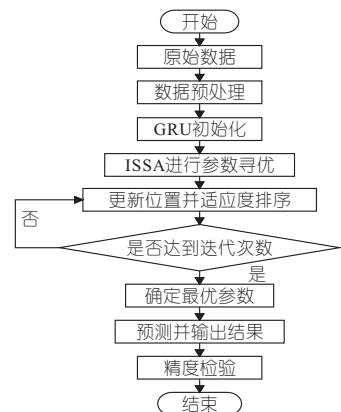


图 1 模型流程

Fig. 1 Model flow

2.4 模型参数

GRU 及优化算法的相关参数设置见表 1。

表 1 模型相关参数

Tab. 1 Related parameters of the model

算法	参数	取值	算法	参数	取值
SSA	种群数量	30	GRU	警戒者占比/%	20
ISSA	最大迭代次数	50	GRU	梯度衰减率	0.9
	解的维度	3		最大迭代次数	100
	发现者占比/%	20			

3 实例应用

选取黄河上游青海段的龙羊峡大坝 G640 号监测点垂直方向 2019~2020 年间 660 期的监测数据,大坝变形监测数据变化量一般较小,为了更好地反映形变量,将原始数据统一减去 2 876.360 m,并将结果单位转换为毫米。采用 VMD 对监测数据进行降噪处理,保留有效的信号分量,输出分解结果。降噪结果见图 2。

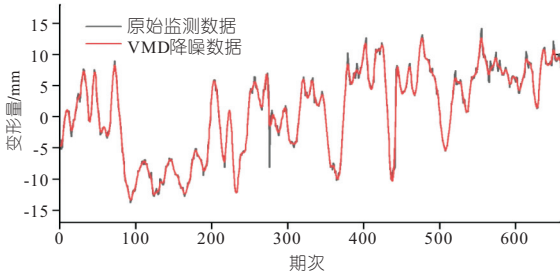


图 2 VMD 分解重构数据

Fig. 2 VMD decomposes and reconstructs data

将降噪处理的数据进行归一化后划分前 600 期为训练数据,后 60 期为测试数据。将数据输入构建模型中进行多步闭环训练预测,得到 60 期预测结果,并将本文构建的 ISSA-GRU 与传统 GRU、麻雀搜索算法优化 GRU 超参数 (SSA-GRU)、基于 Sobol 方法的麻雀搜索算法优化 GRU 超参数 (LSSA-GRU)、BP 神经网络预测进行对比研究。

ISSA-GRU 和采用优化算法的对照方法训练时优化算法的目标函数值变化见图 3。由图 3 可知,在 50 次迭代计算中,ISSA-GRU 的目标函数值在迭代初期优于其他方法,说明 ISSA 初始化种群质量较高。ISSA-GRU 最终迭代收敛结果较好,也进一步说明 ISSA 的全局寻优能力更好。

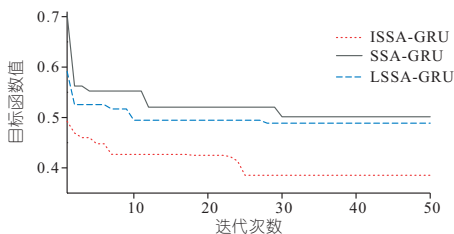


图 3 迭代收敛

Fig. 3 Iterative convergence

对比 ISSA-GRU 与其他方法的预测结果、大

坝变形实际数据,见图 4。由图 4 可知,ISSA-GRU 的预测数据与大坝变形实际数据吻合度最好,预测值与大坝变形监测的实际值更接近,而在变形最大之处往往出现预测误差较大,这是因为实际值存在噪声,而本文训练预测选用 VMD 降噪处理的数据。

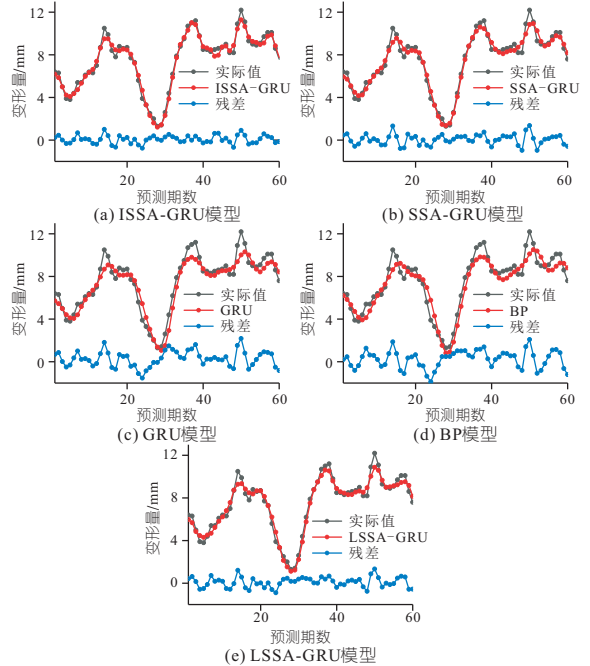


图 4 不同模型预测值与真实值比较

Fig. 4 Comparison of predicted value and true values of different models

预测值与实际值散点分布越靠近 $y=x$ 线,说明预测值更接近实际值,进而说明预测精度更高,分析不同模型预测值与真实值散点分布。发现 ISSA-GRU 与实际值散点图分布明显更为集中在 $y=x$ 线上,说明本文构建的模型预测结果误差较小,预测精度更高。

平均绝对误差 (M_{MAE})、平均绝对误差百分比 (M_{MAPE})、均方根误差 (R_{RMSE}) 指标越小说明精度越高。表 2 为不同模型精度评定指标值。由表 2 可知, R_{RMSE} 指标值由小到大排序为 ISSA-GRU < LSSA-GRU < SSA-GRU < GRU < BP, 而决定系数 R^2 则更接近 1, 说明预测结果更符合实际值, 其值由大到小排序为 ISSA-GRU > LSSA-GRU > SSA-GRU > GRU > BP, 由此可知 ISSA-GRU 所有精度评定指标值均优于其他方法, 说明 ISSA-GRU 具有更高的预测精度。

表 2 精度评定指标值

Tab. 2 Precision evaluation index value

模型	M_{MAE}/mm	$M_{MAPE}/\%$	R_{RMSE}/mm	R^2
GRU	0.660 7	10.06	0.805 1	0.906 0
ISSA-GRU	0.309 0	4.71	0.385 4	0.978 5
SSA-GRU	0.401 7	5.96	0.501 5	0.963 5
BP	0.752 1	12.01	0.865 3	0.891 4
LSSA-GRU	0.399 0	6.37	0.488 6	0.965 4

4 结论

本文采用改进麻雀搜索算法 (ISSA) 对门控循环单元 (GRU) 的参数进行寻优, 构建了基于 ISSA-GRU 的大坝变形预测模型, 并通过实例验证了该模型的可行性和有效性, 为大坝变形预测提供了一种有效的方法。

参考文献:

[1] 中华人民共和国水利部. 2020 全国水利发展统计公报[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2021.

[2] 范哲南, 刘小生. NARX 神经网络在大坝变形预测中的应用[J]. 人民黄河, 2022, 44(2): 125-128.

[3] 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.

[4] 刘永利, 朱亚孟, 晁浩. 多策略 MRFO 算法的卷积神经网络超参数优化[J]. 北京邮电大学学报, 2021, 44(6): 83-88, 95.

[5] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22-34.

[6] 李雅丽, 王淑琴, 陈倩茹, 等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22): 1-12.

[7] 段玉先, 刘昌云. 基于 Sobol 序列和纵横交叉策略的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(1): 36-43.

[8] 李明军, 王均星, 王亚洲. 基于改进粒子群优化算法和极限学习机的混凝土坝变形预测[J]. 天津大学学报 (自然科学与工程技术版), 2019, 52(11): 1136-1144.

[9] CHEN G, TANG B, ZENG X, et al. Short-term wind speed forecasting based on long short-term memory and improved BP neural network[J]. International journal of electrical power & energy systems, 2022, 134: 107365.

[10] SEYYEDABBASI A. WOASCALF: A new hybrid whale optimization algorithm based on sine cosine algorithm and levy flight to solve global optimization problems[J]. Advances in engineering software, 2022, 173: 103272.

[11] YU Z, SUN Y, ZHANG J, et al. Gated recurrent unit neural network (GRU) based on quantile regression (QR) predicts reservoir parameters through well logging data[J]. Frontiers in earth science, 2023, 11: 1087385.

Study on Dam Deformation Prediction Based on ISSA-GRU

LI Shu-jian, LIU Xiao-sheng

(School of Civil and Surveying Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: Aiming at the problems of difficulty in determining the optimal parameters and low accuracy of the deep learning method in dam prediction, the sparrow search algorithm (SSA) was improved, and the parameters of the gated recurrent unit (GRU) were optimized by the improved sparrow search algorithm (ISSA). Then a dam deformation prediction model based on the ISSA-GRU was constructed, and this model was applied to the deformation prediction of the Longyangxia Dam of Qinghai Section in the upper reaches of the Yellow River. The results show that the dam deformation prediction model based on ISSA-GRU has higher prediction accuracy and stability, which can be used as a reference for dam deformation prediction.

Key words: dam deformation prediction; gated loop network; improved sparrow search algorithm; prediction accuracy

(上接第 190 页)

[5] 刘和咏, 王伟, 胡晨贺, 等. 基于关系曲线和水力学法的泄洪闸门泄流曲线率定[J]. 水电与抽水蓄能, 2018, 4(1): 99-103, 84.

[6] 俞洪杰, 纪昌明, 张验科, 等. 反调节作用下的梯级

水库短期优化调度研究[J]. 人民长江, 2019, 50(5): 185-190.

[7] 陈欢. 考虑动库容及回水顶托作用的三峡梯级短期优化调度研究[D]. 武汉:华中科技大学, 2017.

Verification Study on Characteristic Curve of Pubugou Hydropower Station

CHEN Zai-ni¹, DU Hao², QIU Bin², WANG Chao³, JIANG Zhi-qiang²

(1. Guoneng Dadu River Basin Hydropower Development Co., Ltd., Chengdu 610000, China;

2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

3. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100048, China)

Abstract: The premise of non-conformity traceability and correction of run-off is that there is an accurate and reliable long series measured flow sequence as the calibration reference. For watersheds without long series of measured flow data, the accuracy of calculated flow can be verified through short-term and typical test data to obtain a calibration benchmark. In this study, the accuracy of NHQ curves and discharge curves of Pubugou Reservoir was analyzed and verified based on the ultrasonic flow, combined with the analysis of the level-flow relationship under stable and sudden change working conditions. The research results have proven the accuracy of the outflow calculation of Pubugou reservoir, which provided basic support for tracing and correcting the non-uniformity of cascade runoff.

Key words: ultrasonic flow; unit characteristic curve verification; gate curve verification; stable working conditions; mutated working conditions