

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.2022252

基于 BES-BiLSTM 的混凝土坝变形预测

张龙威, 刘小生, 刘相杰

(江西理工大学土木与测绘工程学院, 江西 赣州 341000)

摘要: 鉴于传统神经网络模型难以充分利用大坝变形监测时间序列数据前后信息的拓扑关系, 而双向长短时记忆神经网络(BiLSTM)能够有效地学习前后向信息, 提出一种基于秃鹰搜索算法优化双向长短时记忆神经网络的大坝变形预测组合模型 BES-BiLSTM, 即首先采用秃鹰搜索算法捕获模型参数最优值; 其次利用 BiLSTM 双向学习的特性进行模型训练增强数据间的相关性; 然后以某混凝土坝水电站沉降值为实例 1 基于 BES-BiLSTM 模型进行大坝变形预测, 以另一混凝土坝坝体水平位移值为实例 2 辅助验证模型性能; 最后将 BES-BiLSTM 模型预测结果与传统长短时记忆神经网络(LSTM)模型和 BiLSTM 模型预测结果进行了对比研究。结果表明, BES-BiLSTM 模型较单一传统 LSTM、BiLSTM 模型拥有更强的拟合能力和预测能力, 可用于混凝土坝、边坡等变形预测中。

关键词: 混凝土坝; 模型预测; 秃鹰搜索算法; 双向长短时记忆神经网络

中图分类号: TV698.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)09-0094-04

1 引言

大坝作为水利工程的重要组成部分, 常坐落于深山峡谷中, 受外界环境和工作运营的影响使得坝体处于非线性动态变形的过程, 为保障大坝的安全, 非常有必要建立相应的变形预测模型^[1]。而针对建立大坝变形预测模型的研究, 大多选择应用深度学习方法进行大坝预测并取得较好的效果^[2-4], 其中长短时记忆神经网络(LSTM)具有记忆能力和不易梯度爆炸特性, 能够较好地应用于大坝变形预测, 但考虑到混凝土坝水平位移变形监测数据具有一定的可重复性和周期性, 即周期形变量的前后信息存在一定的联系和拓扑关系, 而 LSTM 作为单向学习模型, 并不能充分利用时序数据前后信息。双向长短时记忆神经网络^[5](BiLSTM)作为 LSTM 的改进形式, 它拥有两个方向上的传输层, 能够同时学习前后两个方向上信息的特性, 因此能更好地利用空间数据信息, 所以预测精度较 LSTM 更高。但 BiLSTM 结构更复杂于 LSTM, 因此参数的选择更加影响模型预测精度, 而人工调参想要达到较好的效果往往费

时费力, 使用优化算法如粒子群算法、灰狼算法等可获取参数最优值, 而秃鹰搜索算法^[6](BES)相较于其他优化算法拥有更强的全局搜索能力, 且适用性广能够更好地解决模型参数优化问题。为此, 本文选用秃鹰搜索算法优化双向长短时记忆神经网络, 构建了基于 BES-BiLSTM 的大坝预测模型, 以期达到更佳的大坝变形预测效果。

2 BES-BiLSTM 的混凝土坝变形预测模型构建与精度评价指标

2.1 秃鹰搜索算法

秃鹰搜索算法是基于秃鹰出色的狩猎方式进行研究而来的一种新型智能仿生算法, 该算法利用秃鹰具有的广阔视野及杰出洞察能力的特性, 使其拥有优秀的全局搜索能力, 而秃鹰的狩猎过程可分为三个阶段^[7]。

(1) 搜索区域选择。秃鹰在总体范围内随机选择一个局部区域进行搜索, 根据选择的区域内猎物的密度确定一个最有利于搜索的位置。

(2) 区域内搜索猎物。秃鹰在上阶段选定的

收稿日期: 2022-10-26, 修回日期: 2022-12-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171437)

作者简介: 张龙威(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水利工程与大坝变形监测, E-mail: 771446251@qq.com

通讯作者: 刘小生(1963-), 男, 博士、教授、博导, 研究方向为变形监测与深度学习智能预测模型等, E-mail: lxs9103

区域内盘旋飞行搜索猎物,在搜寻的过程中选择最佳俯冲抓捕猎物的位置。其中在空中盘旋的数学模型使用极坐标方程:

$$\theta(i) = a\pi\text{rand} \quad (1)$$

$$r(i) = \theta(i) + R\text{rand} \quad (2)$$

$$\begin{cases} xr(i) = r(i)\sin\theta(i) \\ yr(i) = r(i)\cos\theta(i) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} x(i) = \frac{xr(i)}{\max(|xr(i)|)} \\ y(i) = \frac{yr(i)}{\max(|yr(i)|)} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\theta(i)$ 、 $r(i)$ 分别为盘旋轨迹方程的极角、极径; a 、 R 为控制盘旋运动轨迹的参数,取值范围满足 $a \in (0, 5)$, $R \in (0.5, 2)$; rand 为 $[0, 1]$ 的随机值; $x(i)$ 、 $y(i)$ 为极坐标中秃鹰的位置,取值范围满足 $x(i), y(i) \in (-1, 1)$ 。

(3) 快速捕获猎物。区域内搜索猎物中秃鹰群获得了最佳俯冲抓捕猎物的位置后,秃鹰群会向最佳捕猎位置移动,此时当秃鹰发现合适的猎物后将其锁定,从最佳位置快速俯冲向目标猎物发起进攻并捕获。这一阶段的数学模型可表示为:

$$\theta(i) = a\pi\text{rand} \quad (5)$$

$$r(i) = \theta(i) \quad (6)$$

$$\begin{cases} xr(i) = r(i)\sinh\theta(i) \\ yr(i) = r(i)\cosh\theta(i) \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} xl(i) = \frac{xr(i)}{\max(|xr(i)|)} \\ yl(i) = \frac{yr(i)}{\max(|yr(i)|)} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $xl(i)$ 、 $yl(i)$ 为极坐标中秃鹰的位置,取值范围满足 $xl(i), yl(i) \in (-1, 1)$ 。

根据多个测试函数表明, BES 算法拥有更强的全局搜索能力。

2.2 BiLSTM 神经网络

BiLSTM 神经网络全称双向长短时记忆神经网络^[8], 它是对长短时记忆神经网络 (LSTM) 的改进, 相较于 LSTM, BiLSTM 拥有前后两个方向上的传输层, 而这两个传输层均直接与输出层相连接, 使总输出结果为前后向传输层输出的总和, 因此能够有效地解决传统 LSTM 只能单向学习前向信息的缺点, 从而有效地利用后向信息, 使得神经网络学习能力进一步得到提高。

2.3 BES-BiLSTM 模型构建

为增强模型的拟合能力和预测效果, 从而解决参数难以调整的问题, 基于 BES-BiLSTM 的大坝变形预测模型构建过程步骤如下。

步骤 1 将原始数据进行数据预处理。原始

数据在监测获取过程中难免存在缺失及监测数据质量不佳等问题, 因此需对数据进行填补和剔除数据奇异值, 本文使用“ 3δ 准则”剔除奇异值并使用内插法、曲线拟合等方法进行填补数据空缺。经过数据预处理后得到完整数据集。将完整数据集按 9 : 1 比例划分为测试集与预测集, 并将数据集进行归一化处理, 有利于加快组合模型的预测速度。将归一化后的数据进行格式转换配合组合模型使用。

步骤 2 建立秃鹰搜索算法模块。创建待优化函数并配置秃鹰搜索算法参数, 如设置秃鹰种群数量、算法迭代最大次数, 所优化目标参数的数量及上下限等; 模型中秃鹰搜索算法捕获目标参数值最重要的是秃鹰位置的反馈, 而针对秃鹰算法的三个阶段来讲其中涉及的秃鹰位置捕获和变更如下: 在搜索区域确定阶段, 设搜索空间内随机生成秃鹰起始位置为 P_i (i 为第 i 只秃鹰), 秃鹰种群在选定的搜索区域内确定最佳狩猎位置 P_{best} , 设秃鹰种群平均位置为 P_{mean} , 控制位置变化参数 γ , 则秃鹰个体位置的更新式为:

$$\begin{cases} P_{i,\text{new}} = P_{\text{best}} + \gamma\text{rand}(P_{\text{mean}} - P_i) \\ \gamma \in (1.5, 2); \text{rand} \in (0, 1) \end{cases} \quad (9)$$

在区域内搜索目标猎物阶段, 因秃鹰搜索形式为螺旋式搜索。故使用极坐标形式表达模型中秃鹰位置变更, 设秃鹰个体在极坐标中的位置为 $x(i)$ 、 $y(i)$, 则位置更新式为:

$$P_{i,\text{new}} = P_i + x(i)(P_i - P_{\text{mean}}) + y(i)(P_i - P_{i+1}) \quad (10)$$

在快速捕获猎物阶段, 设 c_1 与 c_2 为秃鹰向最佳位置与中心位置的运动强度, 并满足 $c_1, c_2 \in (1, 2)$ 。则该阶段位置更新数学模型为:

$$\begin{cases} \delta_x = xl(i)(P_i - c_1P_{\text{mean}}) \\ \delta_y = yl(i)(P_i - c_2P_{\text{mean}}) \end{cases} \quad (11)$$

$$P_{i,\text{new}} = \text{rand}P_{\text{best}} + \delta_x + \delta_y \quad (12)$$

式中, δ_x 、 δ_y 为在该阶段中秃鹰位置变化分量。

最终秃鹰捕获目标值, 此时判断上述过程是否达到最大迭代次数, 若没达到最大迭代次数则循环返回至第一阶段直至达到迭代次数上限, 最后输出最佳参数值。

步骤 3 构建双向长短时记忆神经网络模块。将最佳参数值即最佳隐含层节点数、最佳初始学习率、最佳 L_2 正则化系数, 代入组合模型中进行训练, 通过模型中双向传输训练时间序列, 增强数据前后拓扑关系。将训练效果记录, 预测结果输出后, 再次对数据进行反归一化和格式转换处理, 还原预测数据的所在的格式和量纲单位。

基于 BES-BiLSTM 的大坝变形预测模型结构流程图见图 1。

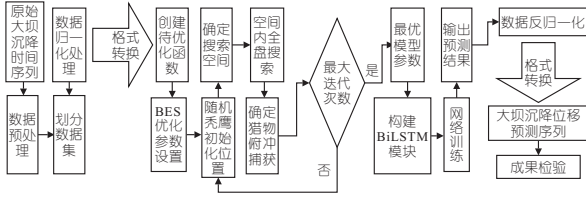


图 1 BES-BiLSTM 模型结构流程图

Fig. 1 Structure flow chart of BES-BiLSTM model

2.4 精度评价指标

通过均方根误差 (R_{RMSE})、平均绝对误差 (M_{MAE})和决定系数(R^2)3 个精度指标验证 BES-BiLSTM 模型的训练效果和预测结果。其中 R_{RMSE} 和 M_{MAE} 值越接近 0 则说明预测值与真实值越接近,即预测效果越好; R^2 越接近于 1 则表明预测值与真实值间误差越小。

3 工程应用

3.1 实例 1 数据来源及预处理

以江西省某水电站坝体顶部沉降变形监测数据为例,该水电站坝型为混凝土坝,建立在深山峡谷,坝高 67.5 m。根据模型因子的选取准则,采用该水电站坝体顶部 2009 年 1 月 1 日~2016 年 1 月 1 日水平沉降位移监测数据作为模型因变量数据集,将水压、温度等变量数据作为模型自变量数据集,共计 2 557 个样本数据量,对样本数据进行数据预处理得到数据集见图 2。由图 2 可知,该数据集具有一定的周期性,适用于神经网络模型进行学习及预测,将预处理后的数据集按 9 : 1 的比例,将数据集划分为训练集与测试集,2009 年 1 月 1 日~2015 年 4 月 24 日为训练集,2015 年 4 月 25 日~2016 年 1 月 1 日为测试集。

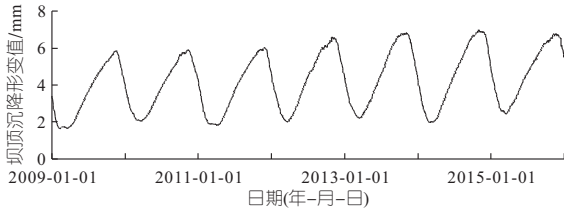


图 2 真实观测数据集

Fig. 2 Real observational data sets

3.2 实例 1 模型训练

利用秃鹰搜索算法对双向长短时记忆神经网络参数进行寻优并设置,即自动调参。设置 BES 优化算法的种群数量为 10,最大迭代次数为 30,设置需寻优的三个参数(最佳隐含层节点数、最佳初始学习率、最佳 L_2 正则化系数)的上下限。然

后采用秃鹰算法进行搜索和迭代,直到达到最大迭代次数,得到最佳的参数,其中隐含层节点数向上取整为 81,初始学习率为 0.002, L_2 正则化系数为 $1.338 2 \times 10^{-6}$,最后再将最佳参数代入模型进行训练,最终利用训练成熟的组合模型预测出可靠的预测值。

采用 BES-BiLSTM、BiLSTM 模型进行对比试验,其中这两个模型的初始参数设置一致,初始学习率为 0.01,学习率下降因子为 0.1,最大训练次数 250 次,分别训练并获取预测值,结果见图 3。由图 3 可知,使用秃鹰算法优化后的模型的训练效果更佳。预测模型对比指标见表 1。由表 1 可知,选择 BES 算法优化后的 BiLSTM 模型训练集效果的均方根误差 R_{RMSE} 、平均绝对值误差 M_{MAE} 和 R^2 均更优。

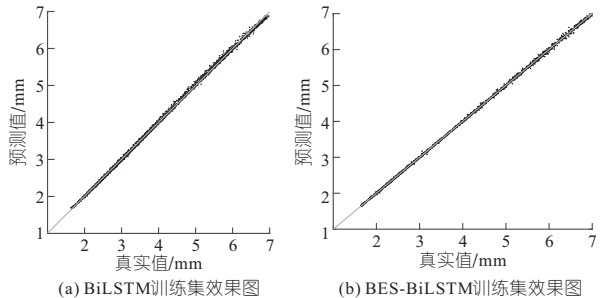


图 3 双向模型训练效果对比

Fig. 3 Comparison of training effect of bidirectional model

表 1 各模型训练值的指标值

Tab. 1 The index value of the training value of each model

预测模型	R_{RMSE}/mm	M_{MAE}/mm	R^2
BiLSTM	0.040 251	0.030 395	0.999 320
BES-BiLSTM	0.024 147	0.017 270	0.999 760

3.3 实例 1 预测结果与分析

经过各个模型训练后分别得到预测结果,对比 BES-BiLSTM 和对比模型 LSTM、BiLSTM 的预测结果与实测真实值,结果见图 4。由图 4 可知,BES-BiLSTM 模型相较于 BiLSTM、LSTM 模型更接近于测试集。表 2 为各模型预测数值在均方根误差 (R_{RMSE})、平均绝对误差 (M_{MAE})和决定系数 (R^2)3 个精度指标下的评判值。由表 2 可

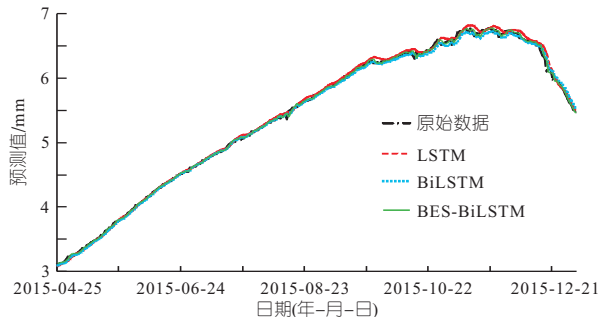


图 4 实例 1 各模型预测值对比

Fig. 4 Comparison of the predicted values of each model in example 1

表 2 实例 1 各模型预测值的指标值

Tab. 2 The index value of the predicted value of each model in example 1

预测模型	R_{RMSE}/mm	M_{MAE}/mm	R^2
LSTM	0.046 297	0.031 810	0.998 290
BiLSTM	0.042 234	0.031 286	0.998 520
BES-BiLSTM	0.032 196	0.022 554	0.999 140

知, BES-BiLSTM 模型预测结果与 LSTM 模型、BiLSTM 模型相比, 不仅误差更小, 且预测精度更高。

3.4 实例 2 预测结果与分析

为了验证模型具有广泛性, 增加实例 2 辅助验证。使用另一混凝土坝于 2016 年 4 月 22 日~2018 年 1 月 8 日间的倒垂监测点 IP1 实测上下游水平位移监测数据进行变形预测, 采样间隔 1 d, 共 629 个样本数据量。预测结果见图 5, 表 3 为各模型预测数值通过均方根误差和平均绝对误差评判下的指标值。由图 5、表 3 可知, BES-BiLSTM 组合模型的预测能力更佳, 在预测坝顶

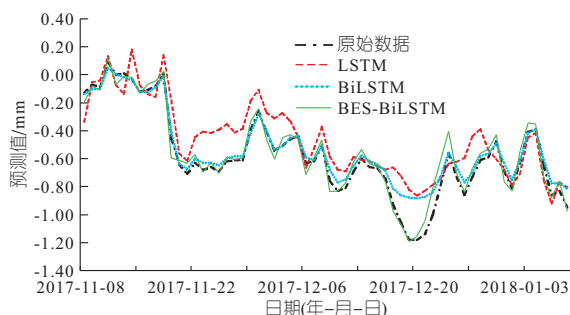


图 5 实例 2 各模型预测值对比

Fig. 5 Comparison of the predicted values of each model in example 2

表 3 实例 2 各模型预测值的指标值

Tab. 3 The index value of the predicted value of each model in example 2

预测模型	R_{RMSE}/mm	M_{MAE}/mm
LSTM	0.218 62	0.178 390
BiLSTM	0.155 11	0.120 120
BES-BiLSTM	0.133 07	0.097 074

Deformation Prediction of Concrete Dam Based on BES-BiLSTM

ZHANG Long-wei, LIU Xiao-sheng, LIU Xiang-jie

(School of Architectural and Surveying & Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: In view of the fact that traditional neural network models can hardly make full use of the topological relationship of the backward forward information of dam deformation monitoring time series data, while the bidirectional long short-term memory (BiLSTM) can effectively learn the backward forward information, a combined dam deformation prediction model BES-BiLSTM was proposed based on bald eagle search algorithm optimized bidirectional long short-term memory neural network. Firstly, the bald eagle search algorithm was used to optimize parameters of the model. Secondly, the bidirectional learning feature of BiLSTM was used to train the model to enhance the correlation between the data. Then, the settlement value of a concrete dam hydropower station was taken as example 1 for dam deformation prediction based on the BES-BiLSTM model. Another concrete dam horizontal displacement value was taken as example 2 to verify the model performance. Finally, the prediction results of the BES-BiLSTM model were studied in comparison with those of the traditional long and short term memory neural network (LSTM) model and the BiLSTM model. The results show that the BES-BiLSTM model has stronger fitting and prediction capabilities than the single traditional LSTM and BiLSTM models, which can be used for deformation prediction of concrete dams and slopes.

Key words: concrete dam; model prediction; bald eagle search algorithm; bidirectional long short-term memory

沉降或坝体水平位移上相较于另外两种预测模型均存在一定的优越性。

4 结论

本文提出一种基于秃鹰搜索算法优化双向长短时记忆神经网络的大坝变形预测组合模型 BES-BiLSTM, 并进行了工程实际应用。结果表明, 组合模型 BES-BiLSTM 较单一传统 LSTM、BiLSTM 模型拥有更强的拟合能力和预测能力, 可用于混凝土坝、边坡等变形预测中。

参考文献:

- [1] 贾金生. 中国大坝建设 60 周年[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2013.
- [2] 郭张军, 黄华东, 屈旭东. 基于深度学习的大坝变形预测模型[J]. 水电能源科学, 2020, 38(3): 83-86, 185.
- [3] 岳明哲, 陈旭东, 李俊杰. 基于 CNN-LSTM 的混凝土坝渗流预测[J]. 水电能源科学, 2020, 38(9): 75-78.
- [4] 侯伟亚, 温彦锋, 邓刚, 等. 联合时序分解和深度学习的高土石坝变形预测[J]. 水力发电学报, 2022, 41(3): 123-132.
- [5] LIN ZIAN, SUN XIYAN, JI YUANFA. Landslide displacement prediction based on time series analysis and double-BiLSTM model [J]. International journal of environmental research and public health, 2022, 19(4).
- [6] ALSATTAR H A, ZAIDAN A A, ZAIDAN B B. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm[J]. Artificial intelligence review: an international science and engineering journal, 2020, 53(8): 2237-2264.
- [7] 王龙, 陈卓, 黄文力, 等. 基于秃鹰搜索算法的部分遮蔽条件下光伏阵列重构方法[J]. 电力建设, 2022, 43(3): 22-30.
- [8] 张明岳, 李丽敏, 温宗周. 基于变分模态分解和双向长短时记忆神经网络模型的滑坡位移预测[J]. 山地学报, 2021, 39(6): 855-866.