引文格式：石中凯. 利用 LSTM-AdaBoost-SFOA 模型预测围岩位移[J]. 地理空间信息, 2026, 24(5): 116-120. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.05.023

# 利用 LSTM-AdaBoost-SFOA 模型预测围岩位移

石中凯[1,2]
（1. 浙江华东测绘与工程安全技术有限公司，浙江 杭州 310014；2. 中国电建集团华东勘测设计研究院有限公司，浙江 杭州 311122）

**摘　要：**为提升抽水蓄能电站围岩位移变形预测精度并解决多尺度时序分解的鲁棒性问题，提出了一种融合 LSTM-AdaBoost 集成学习与海星优化算法（SFOA）的预测模型。以 ZY 抽水蓄能电站枢纽装机厂房围岩位移监测数据为研究对象，首先采用 CEEMDAN 算法将累积位移分解为趋势项、周期项和随机项，并结合多源监测数据的时频特征构建动态映射关系；再通过 AdaBoost 机制动态加权 LSTM 弱分类器，聚焦异常位移突跳信号，并利用 SFOA 算法对 LSTM 超参数进行全局寻优；最后通过分量叠加实现分项与累积位移预测。结果表明，模型趋势项、周期项、随机项和累积项的 RMSE 比基准 LSTM 平均降低 73.8%（最高降幅 79.0%），MAPE 降低 78.7%，$R^2$ 值提升 16.2%（最高达 22.7%）；相较于 Bi-LSTM，RMSE 和 MAPE 分别降低 55.9%和 57.0%。该模型可为地下洞室群安全预警与支护优化提供理论支撑。

**关键词：**LSTM-AdaBoost-SFOA 模型；围岩位移预测；CEEMDAN 分解；多尺度时序分析
**中图分类号：**P258　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）05-0116-05

# Prediction Method of Surrounding Rock Displacement Based on LSTM-AdaBoost-SFOA Model

SHI Zhongkai[1,2]
(1. Zhejiang Huadong Mapping and Engineering Safety Technology Co., Ltd., Hangzhou 310014, China;
2. PowerChina Huadong Engineering Corporation Limited, Hangzhou 311122, China)

**Abstract:** To enhance the prediction accuracy of surrounding rock displacement deformation in pumped-storage power stations and address the robustness issues in multi-scale time series decomposition, we proposed a hybrid prediction model integrating long short-term memory (LSTM), adaptive boosting (AdaBoost), and starfish optimization algorithm (SFOA). Taking the surrounding rock displacement monitoring data of the ZY pumped-storage power station as the research object, we decomposed the cumulative displacement into trend, periodic, and random components using the complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) algorithm, and established dynamic mapping relationships of multi-source monitoring data by integrating time-frequency features at first. Then, we used the AdaBoost mechanism to dynamically weight LSTM weak classifiers to focus on abnormal displacement jump signals, and used the SFOA algorithm to globally optimize LSTM hyperparameters. Finally, we achieved sub-item and cumulative displacement predictions by component superposition. The results demonstrate that the proposed model reduces RMSE by an average of 73.8% (maximum reduction is 79.0%) and MAPE by 78.7% compared to the baseline LSTM across trend, periodic, random, and cumulative displacement components, while improving the coefficient of determination ($R^2$) by 16.2% (maximum improvement is 22.7%). Compared to Bi-LSTM, RMSE and MAPE are reduced by 55.9% and 57.0%, respectively. This model can provide theoretical support for safety early warning and support optimization in underground cavern groups.

**Key words:** LSTM-AdaBoost-SFOA model, surrounding rock displacement prediction, CEEMDAN decomposition, multi-scale time series analysis

抽水蓄能水电站发电系统多设置于地下洞室群内，作为地质基础的围岩位移直接影响其运行稳定性和使用寿命[1-2]。水电站地下厂房围岩位移受复杂地质力学效应、周期性外部荷载扰动和随机不可控环境因素的综合影响，长时间累积位移等价于渐进性趋势项、周期性交替项和随机扰动项位移的叠加[3-4]。如何精准解析各分项位移的动态特征并预测位移变形阈值，是当前地下工程安全防控亟需突破的技术瓶颈。利用高精度传感器网络获取地下厂房围岩位移的原始监测数据[5]；再利用完全集成经验模态分解与自适应噪声（CEEMDAN）算法[6]自适应分离多尺度位移分量，实现趋势项、周期项与随机项位移的有效表征；最后构建位移预测模型，可从多源数据中提取围岩变形的长期时序信息。传统方法多采用支持向量回

项目来源：浙江华东测绘与工程安全技术有限公司科研项目（ZKY2023-CA-02-02）。
作者简介：石中凯（1984—），本科，高级工程师，注册测绘师，从事工程测量、航空摄影、安全监测等工作，E-mail：174522025@qq.com。

归[7-8]、极限学习机[9]等静态模型预测位移，难以捕捉围岩变形的长程时序依赖关系[10]；长短期记忆（LSTM）[11]、Bi-LSTM[12]等神经网络可利用门控机制提取序列特征，但超参数依赖经验优化，模型泛化能力受限。此外，现有方法未充分考虑趋势项、周期项与随机项的协同演化机制，累积位移的预测精度难以满足实时动态预警需求。针对上述问题，本文提出一种融合LSTM-AdaBoost集成学习与海星优化算法（SFOA）的预测模型，旨在通过多阶段协同机制提升围岩位移预测的鲁棒性。LSTM-AdaBoost-SFOA模型的性能在ZY抽水蓄能电站围岩位移预测项目中得到了验证。

## 1　研究方法

### 1.1　农户搬迁意愿多层回归模型

耦合地质力学与外部扰动作用的水电站地下厂房围岩位移，采用的时空序列模型为[13-15]：

$$V(t)=P(t)+Q(t)+R(t) \tag{1}$$

式中，$t$ 为时间变量；$V(t)$ 为累积位移变形；$P(t)$、$Q(t)$、$R(t)$ 分别为趋势项、周期项和随机项位移。

### 1.2　位移模型架构方案

水电站地下厂房围岩变形监测数据具有非线性明显、演化迟滞性突出等特征，因此本文提出的LSTM-AdaBoost-SOAF混合模型的架构为：①对围岩位移监测数据进行预处理；②利用LSTM网络构建基学习器，通过其门控单元的记忆与遗忘特性，有效提取围岩位移序列中隐含的时序关联信息；③引入AdaBoost集成学习机制，通过动态调整训练样本权重分布，使串联的LSTM弱分类器聚焦于历史数据中的异常位移转折点；④采用SFOA优化器对LSTM的隐含层维度、学习率等超参数进行全局寻优，在参数空间中自适应匹配围岩的力学响应特性。

### 1.3　模型实现技术

LSTM网络通过控制门（遗忘门、输入门和输出门）向记忆单元添加、移除和输出数据，解决梯度消失或爆炸问题，在长时间跨度上保持并传递信息从而使网络具备记忆能力[16]。

遗忘门用于从记忆单元中滤除无效信息，表达式为：

$$f_t=\sigma(w_f[h_{t-1},x_t]+b_f) \tag{2}$$

式中，$x_t$、$h_{t-1}$ 分别为当前输入与上一时刻隐层状态；$w_f$ 为遗忘权重；$b_f$ 为遗忘偏置；$\sigma()\in[0,1]$为Sigmoid激活函数。

输入门负责将有用信息添加到记忆单元中，表达式为：

$$\bar{c}_t=\tanh(w_c[h_{t-1},x_t]+b_c) \tag{3}$$

$$i_t=\sigma(w_i[h_{t-1},x_t]+b_i) \tag{4}$$

式中，$\bar{c}_t$ 为候选记忆单元状态；$w_c$ 为候选记忆单元权重；$b_c$ 为候选记忆单元偏置；$\tanh()\in[-1,1]$为双曲正切激活函数；$i_t$ 为输入门输入；$w_i$ 为输入权重；$b_i$ 为输入偏置。

记忆单元包含网络每个时刻对信息的长期记忆，更新公式为：

$$c_t=c_{t-1}\odot f_t+i_t\odot\bar{c}_t \tag{5}$$

式中，$c_t$、$c_{t-1}$ 分别为当前时刻和上一时刻的记忆单元状态；$\odot$ 为元素乘法运算。

输出门从记忆单元中提取有用信息并输出，表达式为：

$$o_t=\sigma(w_o[h_{t-1},x_t]+b_o) \tag{6}$$

$$h_t=o_t\tanh(c_t) \tag{7}$$

式中，$w_o$ 为输出权重；$b_o$ 为输出偏置；$h_t$ 为当前时刻隐层状态。

AdaBoost通过将多个弱分类器组合成一个强分类器来提高预测性能[17]。其核心思想是通过迭代训练一系列弱分类器，根据前一轮分类器的错误来调整样本权重，重点关注分类错误的样本从而逐步提高模型的准确度。假设二分类训练集包含 $n$ 个样本 $\{(x_1,y_1),\cdots,(x_n,y_n)\}$，样本标签 $y_i\in[-1,+1]$，首先初始化样本权重，对于训练样本 $x_i$，初始权重为：

$$D_1(i)=1/n \tag{8}$$

在第 $t$ 轮迭代中AdaBoost利用加权数据训练一个弱分类器 $h_t(x)$，通过最小化加权错误率来选择最优的弱分类器。分类器的加权错误率表示为：

$$e_t=\frac{\sum_{i:h_t(x_i)\neq y_i}D_t(i)}{\sum_{i=1}^{n}D_t(i)} \tag{9}$$

式中，$h_t(x_i)$ 为弱分类器对 $x_i$ 的预测结果；$D_t(i)$ 为 $x_i$ 在第 $t$ 轮迭代中的权重；若 $h_t(x_i)\neq y_i$ 则该样本被错误分类。

然后根据 $e_t$ 计算弱分类器的权重，即

$$\alpha_t=\frac{1}{2}\ln\left(\frac{1-e_t}{e_t}\right) \tag{10}$$

根据当前弱分类器的表现，对样本权重进行更

新，即

$$D_{t+1}(i)=D_t(i)\exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i)) \tag{11}$$

式中，$y_i h_t(x_i)=+1$ 表示 $x_i$ 被正确分类、权重减小；$y_i h_t(x_i)=-1$ 表示 $x_i$ 被错误分类、权重增加。

训练完所有弱分类器后，AdaBoost通过加权投票的方式得到最终的强分类器结果，即

$$H(x)=\mathrm{sign}\left(\sum_{t=1}^{T}\alpha_t h_t(x)\right) \tag{12}$$

式中，$T$ 为总的弱分类器数量；sign()为符号函数。

SFOA通过模拟海星搜索、捕食和再生行为，利用群体协作与竞争实现适应度在多维空间内向最优解逼近[18]。本文利用SFOA优化网络模型的超参数，适应度指标选取预测值与实际值的均方误差（MSE）。在勘探阶段，海星更新局部位置的方式为：

$$Y_t^p=X_t^p+A_1X_{1t}^p+A_2X_{2t}^p \tag{13}$$

式中，$X_t^p$ 为最优海星位置；$X_{1t}^p$ 和 $X_{2t}^p$ 为随机选择的两只海星位置；$A_1$、$A_2\in[-1,1]$为随机系数。

在捕食阶段，通过 $X_t^p$ 与其他个体的距离 $d_{m1}$、$d_{m2}$ 双向搜索更新位置，即

$$Y_t^p=X_t^p+r_1d_{m1}+r_2d_{m2} \tag{14}$$

式中，$r_1$、$r_2\in(0,1]$为随机系数。

在迭代搜索中仅对最后一只海星实施再生行为，促进其缓慢移动，则有：

$$Y_t^p=X_t^p+(1-t/t_{\max})(u-l) \tag{15}$$

其中：$t_{\max}$ 为最大迭代次数；$u$、$l$ 分别为海星位置的上下限。

### 1.4 模型应用方法

利用LSTM-AdaBoost-SFOA模型进行水电站地下厂房围岩位移变形预测的方法流程为：①在水电站地下厂房周围布设高精度传感器，组成围岩位移监测网络，获得原始数据；②基于围岩位移动态演化机理，利用CEEMDAN算法进行预处理，将引发位移变形的复杂地质力学效应、周期性外部载荷扰动和随机不可控环境因素等效为趋势项位移、周期项位移和随机项位移；③采用滑动窗口法生成时序样本，并划分训练集与测试集；④依次通过LSTM基预测、AdaBoost集成训练、动态权重关联分析与WOA超参数优化对趋势项、周期项和随机项进行集成预测；⑤通过反归一化处理线性叠加各分量，获得围岩累积位移预测值；⑥建立评价指标验证模型的有效性，并输出位移变化的预测结果。

## 2 抽水蓄能电站厂房围岩位移变形特征

### 2.1 水电站项目地质概况

ZY抽水蓄能电站（以下简称ZY电站）位于甘肃省ZY市祁连山北麓干旱半干旱地区，属一级大（I）型工程。所在区域位于河西走廊过渡带，地表覆盖层以戈壁滩地砂砾石为主，下伏基岩为前寒武系变质岩系，岩体整体完整性较好但局部存在构造裂隙发育。电站主体工程为地下洞室群，主副厂房顶拱位于地下厂房洞室群核心区。为保障主副厂房顶拱结构安全，项目部利用自动化传感器网络与人工巡检相结合的实时预警—动态反馈方法采集围岩位移源数据，为电站安全建设提供科学依据。

### 2.2 围岩位移变形监测数据预处理

在ZY电站某地下主厂房厂右0+035.25~厂左0+019.50共安装7套多点位移计（三点式位移计2套、四点式位移计5套）。以某断面2024年11月—2025年1月连续90日围岩变化数据为基准；每隔1 h记录一次围岩变化数据，采用插值化方法使其保持连续性。预处理的具体步骤为：首先利用CEEMDAN算法对累积位移序列 $V(t)$ 进行自适应噪声注入和多尺度迭代筛选，有效分离低频趋势、中频周期波动和高频随机噪声分量，形成物理意义明确的 $P(t)$、$Q(t)$ 和 $R(t)$；再同步对地质应力、渗透压力等多源监测数据进行时频域分析，采用快速傅里叶变换提取 $Q(t)$ 对应的主频特征，并通过小波包分解技术解析 $R(t)$ 的时变能量分布，构建位移分量与多源影响因子的动态映射矩阵；然后采用最大—最小值归一化方法处理分解后的位移分量和多源特征数据，消除量纲差异对模型训练的干扰，将各序列线性映射至[0,1]区间；最后基于滑动窗口法生成时序样本，窗口长度设置为24 h（输入步长）与6 h（输出步长），按7∶3的比例划分训练集与测试集。至此原始数据被转化为尺度统一且时序关联性强的标准化特征矩阵，满足LSTM网络对输入数据的格式要求。

## 3 电站厂房围岩位移变形预测与分析

### 3.1 预测实验参数设置

为验证LSTM-AdaBoost-SFOA模型的性能，将其与基准LSTM、Bi-LSTM网络[19]进行对比。以11月12日—12月24日的围岩位移量为输入，预测12月24日—1月2日的围岩位移。3种模型的LSTM网络结构一致，其余参数结合算法特点确定，具体见表1。

表1　3种模型关键超参数设置

| 名称 | 参数设置 |
|---|---|
| 模型训练 | 采用Adam优化器，初始学习率为0.001，损失函数为MSE |
| LSTM网络 | 两层，隐藏层节点数为64，批处理大小为256，输入时间窗口长度为24 h，输出步长为6 h |
| AdaBoost模块 | 弱学习器迭代次数为50，学习率为0.1，损失权重更新策略为SAMMR.R算法 |
| SFOA优化器 | 种群规模为30，最大迭代次数为100，能量因子初值为0.9，动态衰减系数为0.05，再生扰动幅度为解空间范围的5% |
| Bi-LSTM | 前向与后向LSTM节点数均为64 |

本文选取均方根误差（RMSE）、平均绝对百分比误差（MAPE）和决定系数（$R^2$）作为模型性能的评价指标。RMSE和MAPE越小、$R^2$越大（接近1），模型的预测效果越好。

### 3.2　围岩位移预测结果

1）趋势项位移预测。趋势项位移与岩体初始应力状态、地质构造缺陷和支护结构耐久性密切相关，预测结果见图1，可以看出，趋势性位移变化较平稳，各模型预测趋势项均接近实测值，相比之下，LSTM-AdaBoost-SFOA模型对位移历史信息具有更强的记忆能力，对围岩内部应力导致的位移变化更敏感。

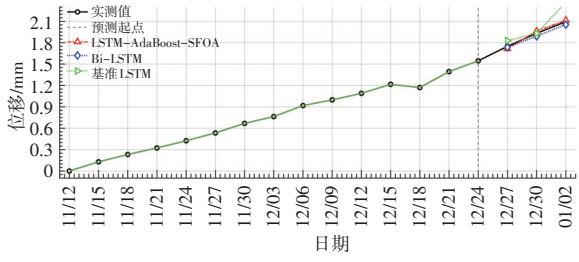



图1　趋势项位移预测结果

2）周期项位移预测。周期项位移与水库水位升降引起的渗透压力波动、机组运行振动荷载循环作用相关，预测结果见图2，可以看出，基准LSTM因单向时序捕捉能力有限，难以充分学习库水位骤降、机组工作状态突变等复杂外部因素的滞后关联性，导致预测稳定性较差；Bi-LSTM通过双向时序建模提升了位移趋势的上下文关联捕捉，但对周期性调度与突发荷载的耦合作用表征仍不足；LSTM-AdaBoost-SFOA通过集成学习强化关键特征（如渗透压骤变、温度循环荷载）的权重分配机制，叠加多尺度LSTM子模型对突变信号的自适应筛选，在12月24日后的高波动位移段预测精度显著优于其他模型。

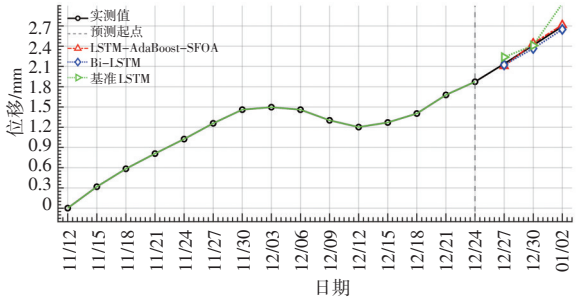



图2　周期项位移预测结果

3）随机项位移预测。随机项位移与突发性地质活动、施工扰动或极端气候条件有关，预测结果见图3，可以看出，基准LSTM因单向时序建模难以捕捉突发性地质扰动、极端气候等偶发因素的时滞关联性，在12月24日后的高波动段预测误差较大；Bi-LSTM通过双向时序网络增强了对施工扰动信号的前后关联分析，但对多源偶发因素（如渗透压骤变与温度骤降的耦合作用）的表征仍不充分；LSTM-AdaBoost-SFOA通过集成学习动态调整各LSTM子模型权重，重点强化突发信号（如岩体微震事件、暴雨荷载）的特征筛选能力，叠加自适应加权机制降低噪声干扰，在1月2日前的随机位移剧烈波动阶段预测精度最优。

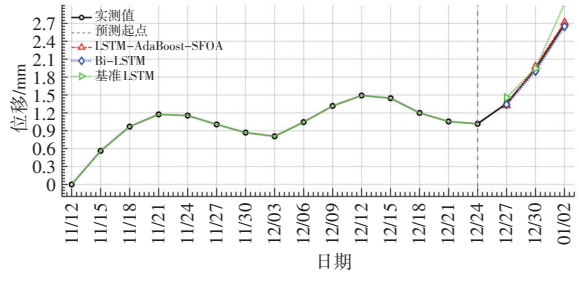



图3　随机项位移预测结果

4）累积项位移预测。将各分量位移相加得到滑坡的累积位移（图4），基准LSTM因单向时序建模难以有效学习趋势项、周期项和随机项的复杂关联，导致12月24日后的多因素交织段预测精度不足；Bi-LSTM通过双向时序网络增强了对渗透压滞后响应、振动荷载循环等周期项特征的捕捉能力，但对趋势项累积效应与随机项突变信号的协同作用表征仍受限；LSTM-AdaBoost-SFOA通过集成多尺度LSTM子模型，动态加权趋势项、周期项的关键特征，并强化随机项的异常检测机制，在1月2日前的多成分叠加变形阶段预测效果最优。

### 3.3　围岩位移预测结果分析

预测结果的精度评价指标见表2。LSTM-AdaBoost-SFOA在围岩位移预测任务中展现出显著优势。相较于基准LSTM，LSTM-AdaBoost-SFOA的RMSE平均降低73.8%（趋势项73.6%、周期项77.0%、随机项

表2 围岩位移预测精度统计

| 位移类型 | 趋势项 | | | 周期项 | | | 随机项 | | | 累积项 | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | RMSE/mm | MAPE | $R^2$ | RMSE/mm | MAPE | $R^2$ | RMSE/mm | MAPE | $R^2$ | RMSE/mm | MAPE | $R^2$ |
| LSTM-AdaBoost-SFOA | 0.03 | 1.15 | 0.99 | 0.04 | 1.42 | 0.97 | 0.03 | 1.08 | 0.98 | 0.06 | 0.89 | 0.99 |
| Bi-LSTM | 0.07 | 2.87 | 0.93 | 0.08 | 3.15 | 0.90 | 0.08 | 2.95 | 0.92 | 0.11 | 1.78 | 0.98 |
| 基准LSTM | 0.12 | 5.42 | 0.85 | 0.15 | 6.31 | 0.79 | 0.15 | 5.89 | 0.83 | 0.21 | 3.25 | 0.92 |

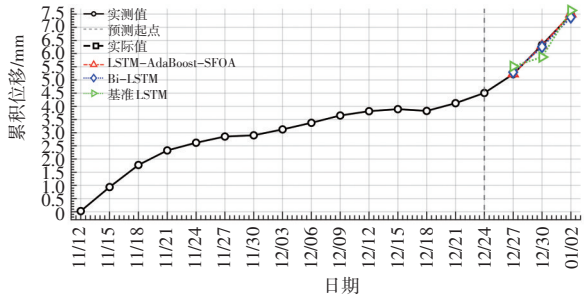



图4 累积项位移预测结果

79.0%、累积项73.7%），MAPE平均降低78.7%（趋势项78.8%、周期项77.5%、随机项81.7%、累积项72.6%），$R^2$平均提升16.2%（趋势项16.7%、周期项22.7%、随机项17.6%、累积项7.6%）。与Bi-LSTM相比，其RMSE和MAPE分别平均降低55.9%和57.0%，$R^2$提升5.4%。尤其在随机项预测中，模型展现出最大精度提升（RMSE降幅达79.0%），周期项$R^2$提升22.7%，表明其对复杂波动模式的捕捉能力显著增强。实验结果验证了集成AdaBoost加权学习机制与SFOA算法对LSTM预测性能的协同提升作用，凸显该模型在多尺度时序分解任务中的鲁棒性和泛化优势。

## 4 结 论

本文设计了LSTM-AdaBoost-SFOA混合模型，通过神经网络、集成学习与仿生优化算法的协同作用实现了对水电站地下厂房围岩位移的精准预测。ZY电站预测实验仿真结果表明，该模型在趋势项、周期项、随机项和累积项预测中均表现出显著优势。该模型的主要特点为：①融合AdaBoost与SFOA机制，有效克服单一LSTM对长周期趋势捕捉不足和超参数局部优化的问题，通过动态加权训练样本并强化异常位移特征的权重分配，模型对趋势项和随机项突跳信号的RMSE较基准LSTM分别降低73.6%和79.0%，$R^2$提升16.7%~22.7%；②自适应聚焦关键位移转折点，通过AdaBoost机制迭代调整LSTM子模型的预测权重，增强对渗透压骤变、施工扰动等阶跃型位移的敏感性，实验表明模型在周期项高波动段（如库水位骤降期）的预测精度（MAPE为1.42%）较Bi-LSTM提升54.9%；③全局参数优化与多分量协同预测，利用SFOA算法对LSTM超参数进行全局搜索，结合CEEMDAN分解与多源特征融合技术，实现趋势项、周期项和随机项位移的精准反演，累积项位移预测的$R^2$达到0.994，验证了多分量协同预测机制的有效性。

此外，模型在复杂地质条件（如构造裂隙发育区）下仍保持鲁棒性，为围岩稳定性动态评价与灾变前兆识别提供了高精度判据，可支持地下洞室群施工安全预警与支护参数优化。需要指出的是，SFOA优化器的全局搜索过程需多次迭代（最大迭代次数为100次），导致模型训练时间成本较高；且实测位移变形量波动较小、数据间隔时间较长，导致位移预测结果差异性较小，虽验证了本文模型具有较高的技术可行性，但仍需大量真实、多样性案例数据证明基于神经网络的围岩位移预测结果具有更高的可信度。未来研究将探索轻量化优化策略（分层搜索或并行计算），以提升算法效率；同时将本文模型部署在不同类型的水电站建设项目中，为质量控制智能化升级提供更多的借鉴。

## 参考文献

[1] 苏秀永,胡航,马向阳. 变形监测网稳定性分析与数据维护的关键技术[J]. 地理空间信息,2023,21(9):22-26

[2] 崔靖奇,吴顺川,程海勇,等. 滇中引水软岩隧洞围岩位移时序预测[J]. 清华大学学报(自然科学版),2024,64(7):1215-1225

[3] 张翌娜,江琦,张建伟,等. 基于多影响因素联合的某抽水蓄能电站主厂房洞室围岩变形预测[J]. 水电能源科学,2024,42(3):161-165

[4] 齐俊修,王连捷,刘凤成,等. 某电站模型洞围岩位移反分析及预测研究[J]. 岩土工程学报,2007,29(8):1205-1210

[5] 雷苏琪,魏伶芸,陶鹏杰,等. 多源异构数据在水利监测信息化中的应用[J]. 地理空间信息,2023,21(4):34-38

[6] Zhou F, Huang Z, Zhang C. Carbon Price Forecasting Based on CEEMDAN and LSTM [J]. Applied Energy, 2022,311:118601

[7] 陈凯. 基于EMD-SVR的高挡墙护坡位移预测方法[J]. 地理空间信息,2024,22 (11):109-112

[8] 董延东. 利用改进水循环优化SVR的边坡变形预测[J]. 地理空间信息,2024,22(10):46-49

（下转第131页）