

引用格式: 刘航源, 陈伟涛, 李远耀, 等, 2024. 基于 EEMD-CNN-LSTM 的新型综合模型在滑坡位移预测中的应用 [J]. 地质力学学报, 30 (4): 633–646. DOI: [10.12090/j.issn.1006-6616.2023145](https://doi.org/10.12090/j.issn.1006-6616.2023145)

Citation: LIU H Y, CHEN W T, LI Y Y, et al., 2024. Application of integrated model based on EEMD-CNN-LSTM for landslide-displacement prediction[J]. Journal of Geomechanics, 30 (4): 633–646. DOI: [10.12090/j.issn.1006-6616.2023145](https://doi.org/10.12090/j.issn.1006-6616.2023145)

基于 EEMD-CNN-LSTM 的新型综合模型在滑坡位移预测中的应用

刘航源¹, 陈伟涛², 李远耀³, 徐战亚⁴, 李显巨²

LIU Hangyuan¹, CHEN Weitao², LI Yuanyao³, XU Zhanya⁴, LI Xianju²

1. 中国地质大学(武汉)地质探测与评估教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 中国地质大学(武汉)计算机学院, 湖北 武汉 430074;

3. 中国地质大学(武汉)地质调查研究院, 湖北 武汉 430074;

4. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 湖北 武汉 430074

1. Key Laboratory of Geological Survey and Evaluation of Ministry of Education, China University of Geosciences, Wuhan 430074, Hubei, China;

2. School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, Hubei, China;

3. Institute of Geological Survey, China University of Geosciences, Wuhan 430074, Hubei, China;

4. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, Hubei, China

Application of integrated model based on EEMD-CNN-LSTM for landslide-displacement prediction

Abstract: [Objective] Landslide-displacement prediction is critical when evaluating landslide stability. Despite the achievements of time-series methods based on deep-learning paradigms in predicting landslide displacement, the nonstationary, periodic, and trending characteristics of landslide displacement data cause multivariate predictions of current time-series models to easily overfit. Existing studies primarily focus on improving single models, whereas systematic studies pertaining to multimodel integration methods are scarce. This study aims to develop an integrated model that addresses these challenges and improves prediction accuracy. [Methods] Considering the volatility of landslide-displacement data and the combined characteristics of their periodic and trending displacement components, a landslide-displacement prediction model combining isolation forest (IF) anomaly detection, ensemble empirical mode decomposition (EEMD), convolutional neural networks (CNNs), and long short-term memory (LSTM) neural networks is proposed. The stepped Baijiabao landslide in the Three Gorges Reservoir area, which is affected by rainfall, is investigated in this study. First, the IF algorithm is introduced to detect anomalies in the original landslide-displacement data. This enables outliers, which can distort the prediction results, to be identified and excluded. Subsequently, EEMD is adopted to decompose the displacement data into intrinsic mode functions (IMFs), which represent the underlying periodic and trend components. This decomposition allows one to analyze the inherent characteristics of the data more comprehensively. Next, a CNN is employed to capture local periodic and trend patterns within the IMFs. CNNs are particularly effective in recognizing spatial patterns and features, thus rendering them suitable for identifying complex patterns in the displacement data. Finally, the overall displacement is predicted using the LSTM model, which is suitable for accommodating sequential data

基金项目: 湖北省重点研发计划(2021BID009); 地质探测与评估教育部重点实验室主任基金项目(GLAB2022ZR02)

This research is financially supported by the Hubei Province Key Research and Development Program (Grant No. 2021BID009) and the Director's Fund for the Key Laboratory of Geological Survey and Evaluation of Ministry of Education (Grant No. GLAB2022ZR02).

第一作者: 刘航源(2000—), 男, 在读硕士, 主要从事地质环境智能解译方面的科研工作。Email: hangyuan.liu@cug.edu.cn

通讯作者: 陈伟涛(1980—), 男, 博士, 教授, 主要从事遥感地质解译及应用方面的科研与教学工作。Email: wuchen@cug.edu.cn

收稿日期: 2023-09-04; 修回日期: 2024-01-07; 录用日期: 2024-01-09; 网络出版日期: 2024-01-19; 责任编辑: 范二平

and capturing long-term dependencies. These techniques are integrated to leverage their respective strengths, thereby improving the prediction accuracy. **[Result]** The results indicate that the root-mean-square error (RMSE), mean absolute error (MAE), absolute percentage error in evaluation (MAPE), and determination coefficient (R^2) indices of the EEMD-CNN-LSTM model for predicting the overall landslide displacement under rainfall conditions are 0.4190, 0.3139, 0.2379, and 0.9997, respectively, which signify improvements in the accuracy of the first three evaluation indices by 32.3%, 25.1%, and 7.3%, respectively, compared with those of existing models. This significant improvement demonstrates the model's robustness in accommodating the complexities of landslide-displacement data under varying conditions. For predictions without rainfall, the RMSE, MAE, MAPE, and R^2 indices are 0.4302, 0.2908, 0.2431, and 0.9996, respectively, which signify improvements in the accuracy of the first three indices by 31.2%, 31.7%, and 8.7%, respectively, compared with those of existing models. These results highlight the model's high generalizability across different scenarios, as it can maintain high prediction accuracies regardless of external influencing factors such as rainfall. Compared with conventional LSTM, random forest, and EEMD-LSTM models, the EEMD-CNN-LSTM model offers significant advantages under the influence of rainfall and without rainfall, thus significantly reducing overfitting and improving the prediction accuracy. The hybrid approach effectively captures the intricate patterns in the data, which cannot be achieved by single models. **[Conclusion]** In summary, the multimodel integration method based on IF anomaly detection, EEMD decomposition, local-feature capturing by the CNN, and overall prediction by LSTM significantly improves the accuracy of landslide-displacement prediction, particularly under the influence of rainfall. The integrated model not only addresses the overfitting issues typically encountered in time-series prediction models but also enhances the model's robustness and reliability. The combination of IF for anomaly detection ensures that outliers do not skew the prediction results, whereas EEMD facilitates the decomposition of data into meaningful components. The CNN's ability to capture local patterns, coupled with the LSTM's strength in modeling long-term dependencies, enables the establishment of a comprehensive framework that can effectively accommodate the complexities of landslide displacement data. **[Significance]** This study provides an effective multimodel integration method for landslide-displacement prediction, which addresses the overfitting issues in existing models as well as offers substantial scientific significance and practical value. The proposed model's ability to accurately predict landslide displacement under varying conditions is extremely beneficial to the stability evaluation of landslide-prone areas, thereby contributing to disaster prevention and mitigation efforts. The innovation is based on the systematic integration of anomaly detection, data decomposition, and advanced neural-network techniques, which results in a robust framework that outperforms conventional methods. The findings of this study are applicable to real-world scenarios, thereby enhancing the accuracy and reliability of landslide monitoring systems and supporting informed decision-making in hazard management and infrastructure development.

Keywords: landslide-displacement prediction; time-series model; convolutional neural networks; ensemble empirical mode decomposition; deep learning

摘要: 滑坡位移预测是滑坡稳定性评价的重要环节。尽管基于深度学习范式的时间序列方法预测滑坡位移取得了一定的成果,但由于滑坡位移数据的非平稳性、周期性和趋势性变化特征,导致当前时间序列模型的滑坡位移的多变量预测容易过拟合。为解决这一问题,针对滑坡位移数据的波动性和由周期项与趋势项位移叠加组成的特性,提出一种基于孤立森林 (Isolation Forest, IF) 异常检测、集成经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)、卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 和长短期记忆神经网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 相结合的滑坡位移预测模型。选择三峡库区以降雨为影响因子的阶跃型白家包滑坡为研究对象,引入 IF 算法对滑坡原始位移数据进行异常检测,使用 EEMD 方法提取滑坡趋势项和周期项位移,通过 CNN 捕捉局部周期项和趋势模式,并基于 LSTM 模型预测总体位移。结果表明, EEMD-CNN-LSTM 在预测降雨情况时滑坡总体位移的均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、评价绝对百分比误差 (MAPE) 和决定系数 (R^2) 4 种指标分别为 0.4190、0.3139、0.2379 和 0.9997,前 3 种精度评价指标较现有模型分别提升 32.3%、25.1%、7.3%。相较于传统的 LSTM 模型、随机森林方法和 EEMD-LSTM 方法, EEMD-CNN-LSTM 模型在有、无降雨这一外部影响因素下具有显著优势,能够较大地降低过拟合,提高预测的准确性。

关键词: 滑坡位移预测; 时间序列模型; 卷积神经网络; 集合经验模态分解; 深度学习

中图分类号: P642.22; P232

文献标识码: A

文章编号: 1006-6616 (2024) 04-0633-14

DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2023145

0 引言

滑坡是一种常见的自然灾害,严重威胁人民的生命财产安全。滑坡发生前的预测和预警对于减少人员伤亡和财产损失至关重要(马煜等, 2023; 袁维等, 2023)。随着物联网技术的发展,大量滑坡位移数据被收集在数据库中,如何利用这些数据进行滑坡位移预测成为研究热点。针对不同滑坡特征建立合适的滑坡位移预测模型具有重要意义。

滑坡位移预测是指通过监测滑坡周围的地面位移,预测未来一段时间的滑坡位移。传统的滑坡位移预测方法包括基于监测数据的统计分析机器学习方法(Wang et al., 2022)、地面站点监测方法(韩帅等, 2022)以及遥感监测方法(李凌婧等, 2022)。这些方法的局限性在于无法充分利用滑坡监测数据中的时间序列信息,而且对数据的非线性和噪声敏感(杨背背等, 2018)。

近年来,深度学习技术在滑坡位移预测中得到了广泛应用(吴俊男, 2021)。深度学习技术可以通过对滑坡位移数据的非线性建模,提高预测的准确性(Zhou et al., 2018)。其中,时间序列分解方法因其完备的理论而备受关注。其核心思想是根据分解项的复杂程度选择线性或非线性预测方法,从而大大提高滑坡灾害预测的准确性(尚敏等, 2022)。时间序列分解方法往往具有多种不同的分解方式。一种方法是使用时间序列分解技术将滑坡数据拆分成进行趋势、季节性和随机成分,然后应用于滑坡位移预测,这有助于更好地理解滑坡数据中的时间序列的特性(Aggarwal et al., 2020)。在阶跃型滑坡位移预测方面,已开发了基于非线性自回归模型的多变量自优化动态神经网络,考虑降雨量、库水位以及库水位变化对滑坡累积变形的影响,并将其成功应用于典型的阶跃型滑坡,例如白家包滑坡已进行累积位移预测(徐志华等, 2022)。然而,值得注意的是,该方法在进行数据分解时可能受到模型选择和参数设置的影响,不同的分解方法可能导致不同的结果。而且分解结果不一定能够捕捉到所有趋势和变化规律,尤其是对于非线性和非平稳的数据。

多数学者运用时间序列分解方法将滑坡的位

移数据分解为周期项和趋势项进行研究。例如,在这种分解的基础上,已开发了一种滑坡位移预测动力学模型,结合时间序列分析和长短期记忆神经网络(LSTM)(Yang et al., 2019)。此外,考虑到三峡地区滑坡阶跃蠕变式的特点,有学者提出了滑动曲线拟合优度(Rnl)阶跃点检测方法和改进加权移动平均修正阶跃项位移方法,基于西原蠕变本构模型和自适应改进遗传算法模型,并将其应用于白水河滑坡位移时序分解(冯谕等, 2023)。研究结果表明,与 Mann-Kendall 趋势检验、滑动 T 检验(Moving T-test)和贝叶斯(Bayes)检测方法相比,滑动阶跃点检测算法更加准确和适用。然而,尽管分解后的阶跃项位移已取得显著进展,但仍然存在预测分析的挑战。为提高滑坡位移预测的准确性,南骁聪等(2023)提出了一种动态预测方法,结合变分模态分解和二次指数平滑法以及神经网络,首先对历史监测位移数据进行变分模态分解,获得多个模态分量,然后利用二次指数平滑法和极限学习机模型进行预测。虽然该模型在文献中表现出良好的性能,但在降雨量或水库水位剧烈变化的情况下,预测位移误差仍可能增加。

综上,尽管时间序列分解方法可以更好地理解滑坡的变化趋势和周期性变化,并预测未来的滑坡情况,但是分解后的数据序列预测结果受变量变化影响较大。为解决这些问题,研究者提出使用集成经验模态分解(EEMD)方法,可消除长时间监测数据存在的模态混合问题(Lei et al., 2013; 曲建岭等, 2014; Singh et al., 2021)。此外,该方法还可以研究蠕变性滑坡在降雨情况下是否对滑坡的变形产生重要影响,并有效避免使用原始位移数据时可能遇到的非线性和随机性问题(王晨辉等, 2022)。例如,针对排土场边坡位移小样本、非线性的特点,运用 EEMD 方法将数据分解重构为物理意义更明确的趋势项和波动项,有效提高了边坡预测精度(康恩胜等, 2022)。对于与白家包滑坡阶跃式位移状况相似的水库滑坡,安冬等(2021)提出 EEMD 与随机森林回归模型相结合的方法,实现数据分解和模型预测,并使用时间序列加法得到总位移预测,对于水库一类滑坡预测提供了思路。对于以降雨量为波动因子的滑坡位移预测模型,付文涛等(2020)应用 EEMD 方法将数据分解后使用 2 种改进的预测

模型对趋势项数据和波动数据进行分开预测,建立降雨与波动数据的关系,根据其特点选择适合的模型进行预测。

针对当前滑坡位移预测中存在的问题,文章结合 EEMD 和深度学习技术,提出了一种全新的滑坡位移预测方法,即 EEMD-CNN-LSTM 模型 (Ensemble Empirical Mode Decomposition-Convolutional Neural Network-Long Short-Term Memory)。与传统方法不同,该模型在 3 个关键阶段中对滑坡位移数据进行处理,从分解到预测有效降低了系统性误差,提高了预测的准确性和稳定性。LSTM 神经网络通过其独特的记忆单元结构,能够有效地对滑坡位移数据中的长时序信息进行建模与学习。结合 EEMD 方法, LSTM 神经网络能够更准确地捕捉时空变化特征,去除滑坡位移序列中的噪声和非线性趋势,从而提高预测的准确性和稳定性。与此同时, EEMD 方法作为一种数据分解方法,通过将原始信号分解成本征模态函数 (IMF),使得滑坡位移数据的趋势项和周期项更为清晰地呈现。这种分解过程为后续模型提供了更具解释性的输入,有助于改善预测的系统性误差。在整个模型中引入 CNN,其卷积层和池化层的设计使其能够自动学习并提取输入数据中的局部特征。对于滑坡位移数据, CNN 不仅能够有效地识别出与趋势项和周期项相关的局部模式,而且有助于提高整体预测的准确性。通过与 LSTM 神经网络和 EEMD 相结合, CNN 在模型中起到了更为全面的特征提取作用,为滑坡位移预测提供了更具创新性和有效性的方法。另外文中引入孤立森林 (Isolation Forest, IF) 算法,用于处理滑坡位移数据。IF 算法的应用能够有效识别和剔除滑坡位移数据中的异常值,从而提高数据的质量和准确性。这一过程的创新性在于, IF 算法的引入并不仅仅是数据的预处理,其与后续的 EEMD-CNN-LSTM 模型相互协作,为整个预测过程提供了更可靠的数据基础。这一整合方法在滑坡位移预测领域具有独特创新性,为滑坡管理和灾害预防提供了参考。

1 EEMD-CNN-LSTM 滑坡位移预测模型原理与流程

为解决滑坡位移预测中多变量预测过拟合和预测数据模态混淆的突出问题,文中将 EEMD-CNN-LSTM 预测模型应用于滑坡预测。该模型结合了编

码器-解码器 (Encoder-Decoder) 架构和添加注意力机制的 LSTM (Long Short-Term Memory) 单元,可以用于时间序列预测生成等任务,对白家包滑坡这类阶跃型滑坡位移预测有较好的效果 (Jiang et al., 2020)。另外, EEMD-CNN-LSTM 预测模型还采用集成学习的思想,即训练多个独立的模型,并将其预测结果进行加权平均,可以提高白家包滑坡位移预测模型的稳定性和泛化能力。

1.1 集合经验模态分解模型

集合经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EEMD) 模型是一种基于局部特征分解的信号处理方法,是经验模态分解 (EMD) 模型的改进方法 (Lian et al., 2013)。EMD 模型将时间序列分解成有限个固有模态函数 (IMF),但是对于非平稳和非线性信号的分解效果不佳 (Wu and Huang, 2009)。

EEMD 模型通过添加高斯白噪声来改进 EMD 模型的分解效果。其分解步骤为: ①原始信号准备; ②向原始信号添加高斯白噪声; ③获取本征模态函数 (IMF); ④重复上述步骤多次,每次都添加不同的随机噪声,以获得多组 IMF; ⑤汇总 IMF,对于每一组 IMF,取其平均值,得到最终的 IMF。

将原始累积位移数据通过随机噪声的加入形成多个新序列。对每个新序列进行 EEMD 模型分解,得到多个本征模态函数 (IMF)。对同一模态函数的 IMFs 进行集合平均,得到 EEMD 模型的一组分解结果。重复多次后,将所有的分解结果进行平均,得到最终的 EEMD 分解结果。按照周期项和趋势项的特点,以波动频率较高、波动幅度较小的分量作为周期项;以波动频率较低、波动幅度较大的分量作为趋势项,将所有 IMF 归为周期项和趋势项 2 类。

1.2 卷积神经网络模型

卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 是一种深度学习模型,能够有效地捕捉到时序数据中的局部模式和特征 (Kattenborn et al., 2021)。首先将趋势项和周期项数据按 3:1 划分训练集和测试集,将周期项和趋势项的数据作为输入数据进入输入层,使用一系列卷积层来提取特征。每个卷积层通常包括卷积操作、修正线性单元 (Rectified linear unit, ReLU) 激活函数以及最大池化操作。在卷积层之后添加一个全连接层,用于将卷积层的输出映射到预测位移的维度上。然后通过 CNN 对周期项和趋势项的数据进行特征提取,输入

周期项和趋势项数据,经过卷积层和池化层操作,提取出其关键特征。最后将周期项和趋势项的特

征分别进行组合,采用拼接的方式,将其合并为对应周期项和趋势项的特征表示。上述过程如图1所示。

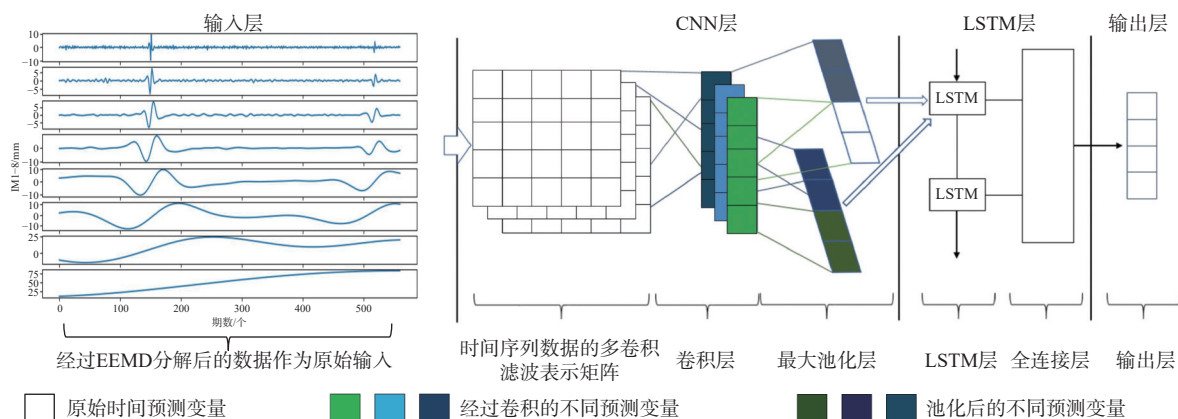


图1 CNN在EEMD-CNN-LSTM模型中的总体流程

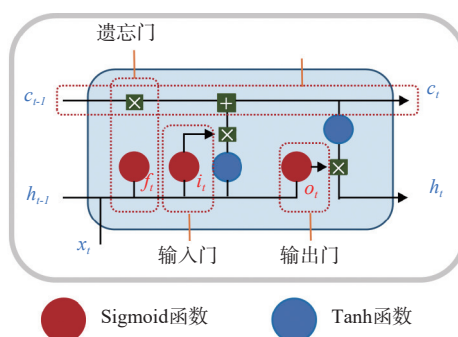
Fig. 1 Overall flow of CNN in EEMD-CNN-LSTM model

1.3 长短期记忆递归网络模型

长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)递归网络是一种循环神经网络,在处理时间序列数据中具有良好表现,并且可以有效地避免梯度消失和梯度爆炸问题(孙宁可等, 2022)。研究中经过将CNN提取的特征进行组合后,将其输入到各自的LSTM层。此外,文章引入了注意力机制,利用 $(t-1)$ 时刻的预测值来动态分配适当的注意力权重,以生成与当前时刻 (t) 时刻的预测值相关的特征序列。这个注意力机制的引入增强了模型的能力,更好地捕捉时间序列中的相关信息。然后通过经过注意力机制分配权重后的特征向量,将其进一步输入到LSTM层以进行解码,最终经过一层全连接层获得预测值(图1)。作为解码器,LSTM能够更有效地利用时间序列数据,以捕捉时间序列中的长期依赖关系。网络结构如图2所示。

1.4 EEMD-CNN-LSTM 滑坡位移模型

EEMD-CNN-LSTM 滑坡位移模型的具体流程如图3所示。首先从描述滑坡位移变化趋势的影响因子中进行筛选,生成滑坡位移时间序列数据集。然后将滑坡位移时间序列数据输入到孤立森林异常检测算法中,以识别和剔除异常情况。采用EEMD算法对检测后的结果进行分解,将数据分解成多个子序列,然后将其划分为趋势项和周期项。使用CNN模型对这些项进行处理,通过卷积层和池化层来提取其特征。将趋势项和周期项的特征组合在一起,形成一个新的特征序列,作为输入。最后,利用LSTM模型对趋势项和周期项分别进行位



注: h_{t-1} —上一时刻的输出; h_t —当前时刻的输出; c_{t-1} —上一时刻状态; c_t —当前状态; x_t —当前输入; i_t —输入门; f_t —遗忘门; o_t —输出门

图2 LSTM网络结构

Fig. 2 LSTM network architecture

Note: h_{t-1} —output of previous moment; h_t —output of current moment; c_{t-1} —previous-moment-status; c_t —current status; x_t —current input; i_t —input gate; f_t —forget gate; o_t —output gate.

移预测,并将每个子模型的预测结果进行整合,以获得最终的预测结果。

1.5 位移预测模型性能评估

为评估模型的预测性能,文章采用4个统计指标,并对其在测试集上的数值进行比较。这4个指标包括均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)以及决定系数(R^2)。对于RMSE和MAE,数值接近于0表示模型性能更好,这2个指标可以有效地反映预测模型的准确度。 R^2 主要是用来判断预测模

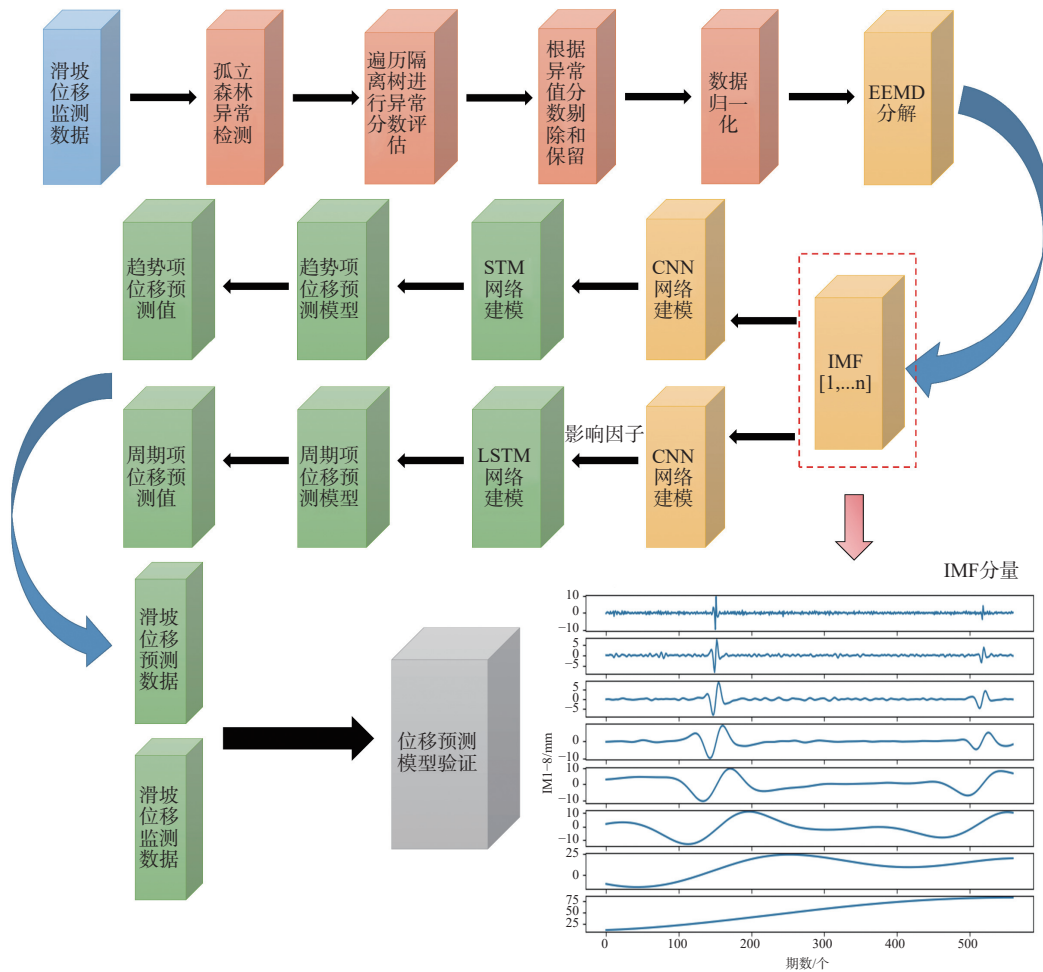


图3 基于EEMD-CNN-LSTM模型的滑坡位移预测流程图

Fig. 3 Flow chart of landslide-displacement prediction based on EEMD-CNN-LSTM model

型的拟合程度,接近于1表示模型性能更佳。MAPE是一种相对指标,主要用于度量预测方法的准确性,通常以百分数的形式表示,因此数值越小表示模型性能越好(Pak et al., 2018)。

2 实例选取与滑坡位移预测

2.1 白家包滑坡概况

白家包滑坡位于秭归县归州镇向家店村,距离香溪河入江口2.5 km。滑坡分布在香溪右岸,前缘与香溪河紧密相连,滑坡后缘则以基岩为边界,其海拔高度为265 m。滑坡的左侧与山脊下部的基岩相接,右侧以山梁为分界,前缘宽度为500 m,后缘宽度为300 m,整体宽度大约为400 m,纵向长度约为550 m,滑坡的总面积为 $2.2 \times 10^5 \text{ m}^2$ (彭令和牛瑞卿, 2011)。该滑坡呈短舌状平面形状,如图4所示。白家包滑坡的主要构成物质为崩坡积物,其厚度分布不均匀,前缘地区的坡积物较为厚实。滑坡

物质主要由碎块石土组成,滑坡带与下伏基岩之间被称为滑带。滑坡的底部由基岩构成,基岩主要由长石石英砂岩和泥岩组成,其倾向为 285° ,倾角为 30° ,属于逆向坡结构。滑坡的剖面如图5所示。

2.2 监测网点布置情况

监测点ZD1、ZD2用于监测白家包滑坡的累积水平位移;监测仪LF2用于监测地表裂缝位移;2个综合监测孔QSK1和QSK2用于滑坡深部测斜和库水位的自动监测。文章选取了2019年1月1日至2020年7月31日监测数据进行研究分析。其中包括滑坡累积位移数据和作为自变量的地表裂缝位移数据、库水位监测数据、深部位移监测数据以及降雨数据。

2.3 影响因子选取

选取合适的影响因子对于滑坡位移预测至关重要,能够精确反映预测曲线的趋势。白家包滑坡表现出明显的阶跃现象,这是由库水位的周期性变

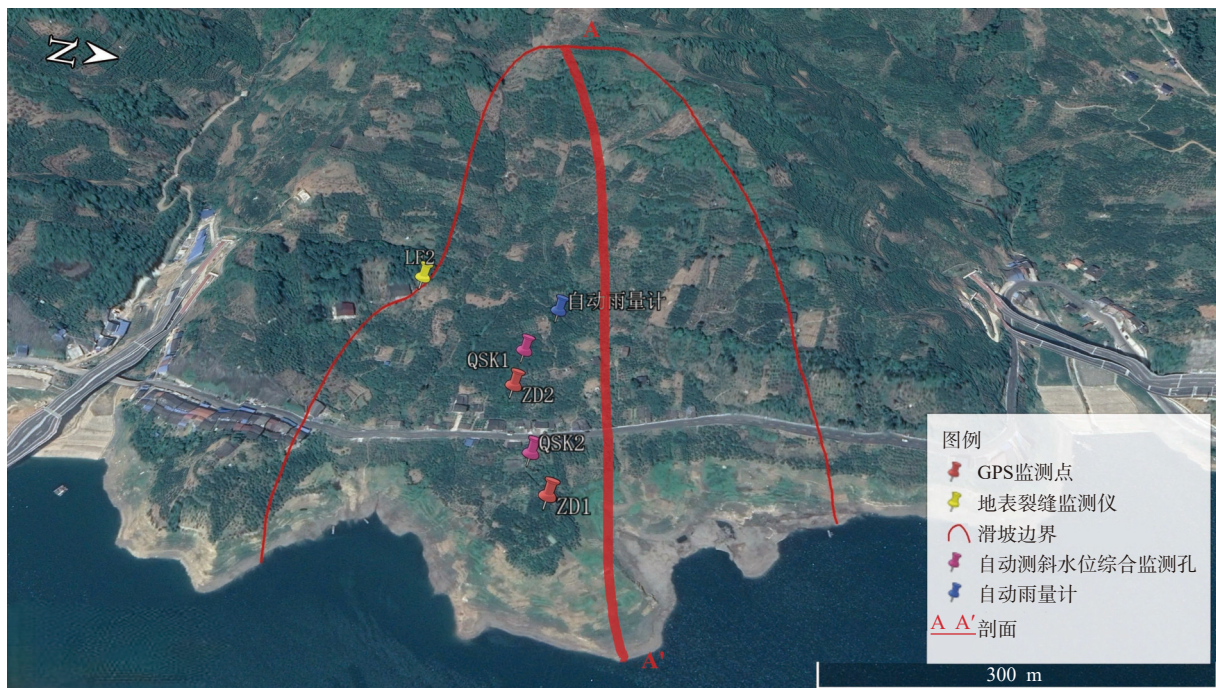


图 4 白家包滑坡及布设点位示意图

Fig. 4 Schematic illustration of Baijiabao landslide and laying point

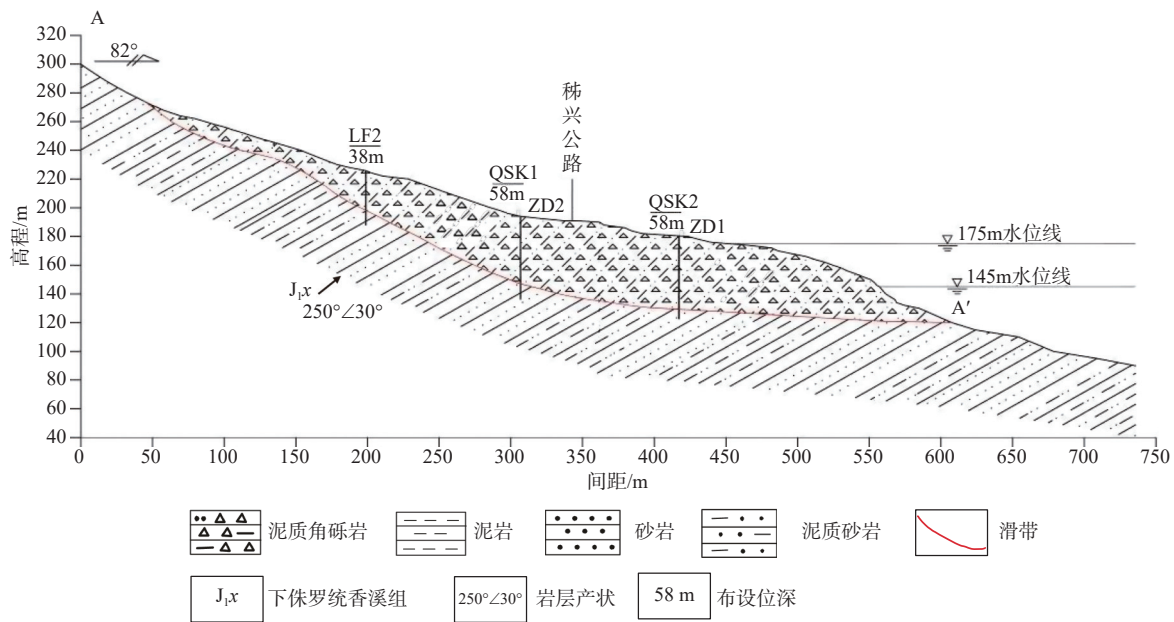


图 5 白家包滑坡剖面图 (剖面具体位置见图 4)

Fig. 5 Section view of the Baijiabao landslide

化和降雨综合作用所引起的。此外,地表裂缝位移和滑坡深部位移也在一定程度上反映了滑坡位移的趋势(Yao et al., 2019)。因此,文章选用与滑坡位移有关的内部因素(库水位、地表裂缝位移、滑坡深部位移)和外部因素(降雨)作为影响因子。对于阶跃型滑坡,降雨对位移的影响通常具有一定的滞后性(严绍军等, 2007; 史学磊等, 2023), 因此降雨因

素对阶跃型滑坡的位移具有潜在的影响,但其正负相关性需要根据具体情况来确定。为了综合考虑降雨因素可能对预测结果的影响,文章将降雨作为一个变量,在滑坡位移预测中分别考虑了有降雨和无降雨的情况。

2.4 滑坡位移数据预处理

异常值和噪声会对数据分析和建模产生负面

影响,因此需要使用异常检测技术来去除这些干扰项,提高数据的准确性和可靠性,从而更好地理解滑坡的发生机制和预测滑坡的发生。为避免后续随着大量数据输入而使学习速度减慢和深度学习模型收敛,首先使用公式(1)将数据映射至0~1的范围实现规范化处理:

$$y = (x - \min) / (\max - \min) \quad (1)$$

式中, y —归一化后的滑坡位移数据; x —原始滑坡位移数据; $\max$ —滑坡位移数据总数据集中的最大值; $\min$ —滑坡位移数据总数据集中的最小值。

然后利用孤立森林算法的异常检测方法对滑坡位移数据进行处理。孤立森林算法(Isolation Forest)是一种基于树结构的异常检测算法,其原理是将正常数据随机地分割成一些小区域,并用树结构来描述这些分割过程,然后用异常点的较短路径长度来判断其异常程度(Liu et al., 2008)。该算法可以处理高维数据,而且不需要训练大量数据,可以在较短时间内对大规模数据中的噪声和异常值进行检测。文章通过异常值的分数来进行判断,计算公式如下:

$$G(m) = \ln m + \xi \quad (2)$$

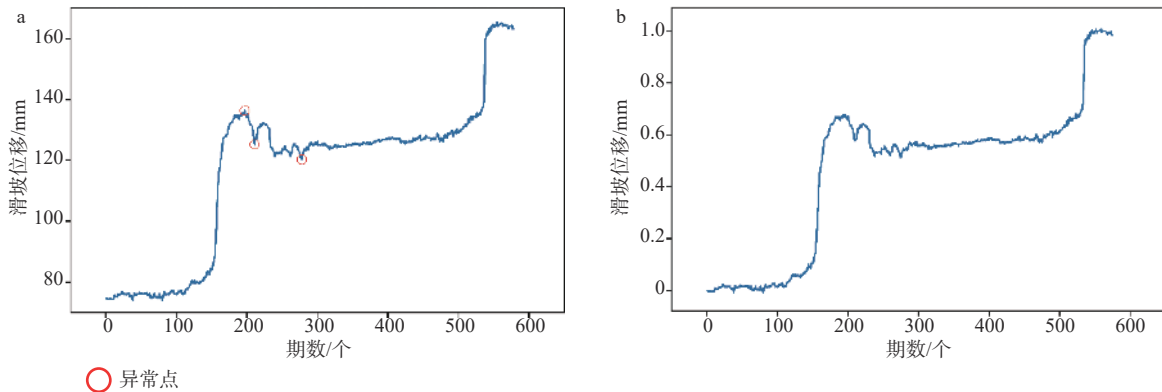
$$f(n) = 2G(n-1) - \left(\frac{2(n-1)}{n} \right) \quad (3)$$

$$d(x, n) = 2^{-\frac{E(g(x))}{f(n)}} \quad (4)$$

式中, n —样本个数; ξ —欧拉常数, m —从根节点到 x 节点路径上的节点数量; $G(m)$ —从根节点到 x 节点的平均路径长度估计值,可以通过归一化公式估算; $G(n-1)$ —二叉树搜索的 $(n-1)$ 个节点的平均路径长度估计值; $g(x)$ —从根节点到 x 节点的路径长度; $f(n)$ —二叉树搜索的平均路径长度; $E(g(x))$ —二叉树搜索的平均路径长度,表示样本点 x 在孤立森林中所有孤立树路径长度的平均值(Hariri et al., 2021); $d(x, n)$ —异常分数,较高的样本点更有可能是异常点。文章设置最大异常样本比例为0.03,采用异常值剔除的方式处理。

2.5 数据预处理

对白家包滑坡 ZD1 监测点获得的滑坡位移数据进行异常检测与数据归一化前后得到的数据如图6所示。根据异常检测结果,文章剔除了3个异常值点(图6a),将剔除后的数据归一化处理(图6b)。



a—异常值检测; b—异常值剔除

图6 数据预处理

Fig. 6 Data preprocessing:

(a) Outlier detection; (b) Outlier culling

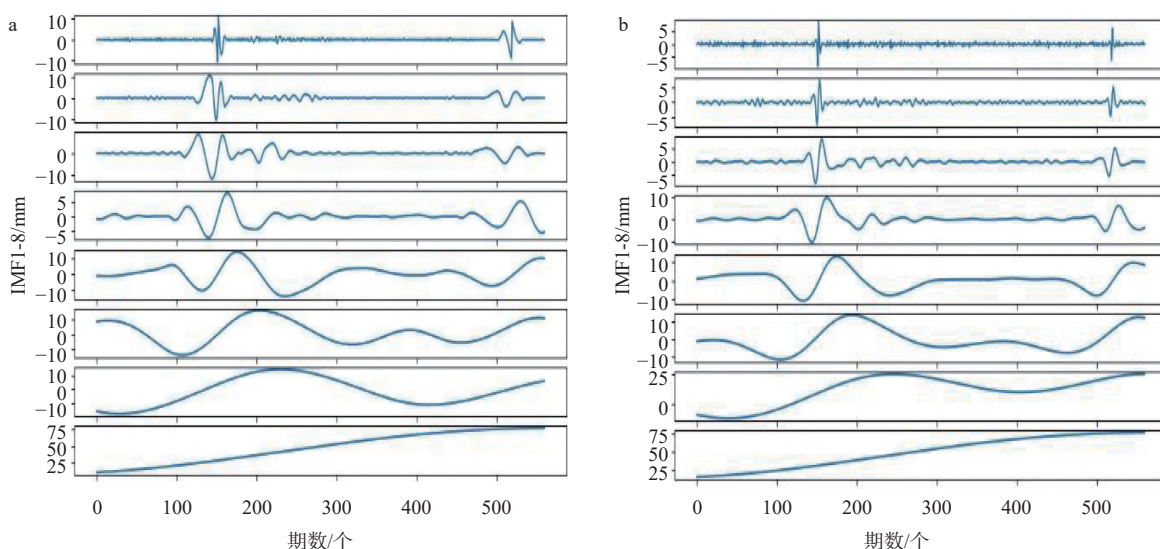
2.6 EEMD 模型分解结果

利用 EMD 和 EEMD 这 2 种模型对滑坡累积位移数据进行分解后的结果如图7所示。EMD 方法分解后的模态混淆问题比较严重,各个本征模态函数 IMF 包含有差异较大的特征时间尺度。相比之下, EEMD 方法更好地处理了这些问题,实现了更优化的分解效果。从 IMF1 到 IMF8,波动的频率逐

渐降低,但波动幅度逐渐升高。文章选取了 IMF1—IMF6 作为滑坡累积位移的周期项,而将 IMF7—IMF8 作为滑坡累积位移的趋势项。这种分解方法有助于更好地捕捉滑坡累积位移数据中的周期性和趋势性信息。

2.7 滑坡位移预测结果

利用 EEMD-CNN-LSTM 模型对白家包滑坡累



a—EMD 模型; b—EEMD 模型

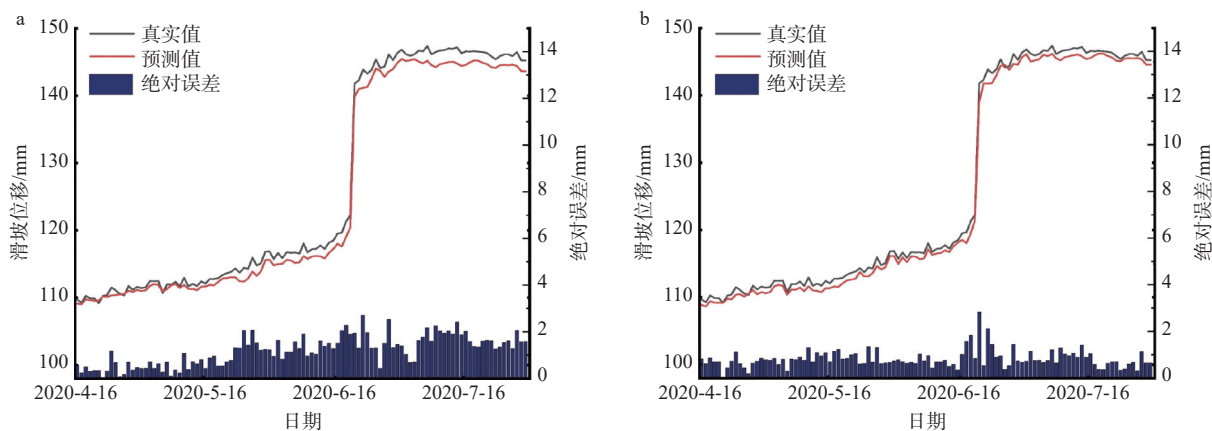
图7 EMD与EEMD模型的分解结果对比

Fig. 7 Comparison of decomposition results between EMD and EEMD:

(a) EMD model; (b) EEMD model

积位移数据在有降雨和无降雨情况下的趋势项预测结果及绝对误差如图8所示。无降雨数据的绝对误差和精度评价指标普遍优于有降雨数据,进一步

验证了降雨数据对滑坡位移趋势项预测精度有一定的影响。



a—降雨情况下; b—无降雨情况下

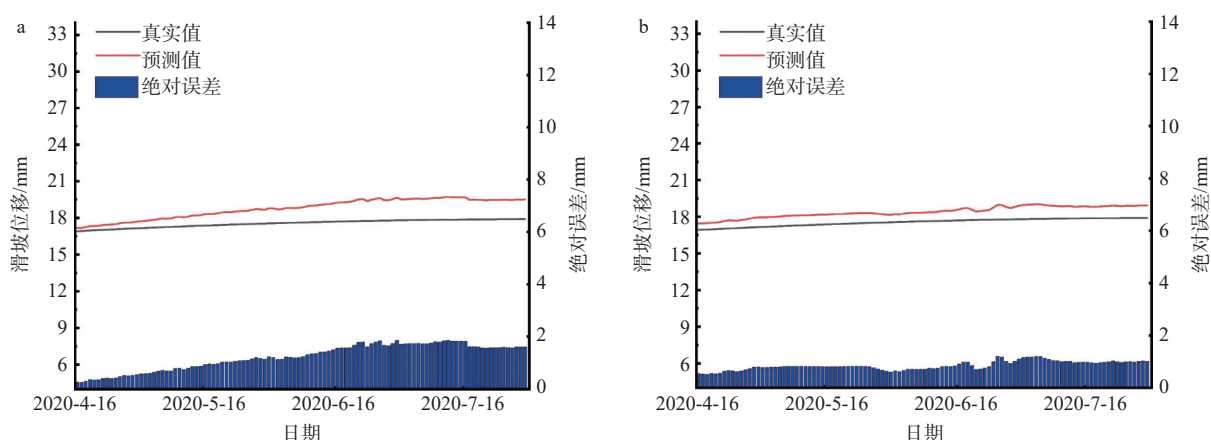
图8 EEMD-CNN-LSTM模型对滑坡位移趋势项的预测结果

Fig. 8 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM model for displacement-trend terms of landslide:

(a) With rainfall; (b) Without rainfall

利用EEMD-CNN-LSTM模型对滑坡累积位移数据在有降雨和无降雨情况下的周期项预测结果及绝对误差如图9所示,由于测试集选取时间较短,周期项没有大幅波动,总体呈上升趋势。降雨数据对滑坡位移周期项的预测上会产生一定的负相关影响,但并不显著。

利用EEMD-CNN-LSTM模型和EEMD-LSTM模型在滑坡位移趋势项和周期项预测的对比如图10、图11所示,可以明显看出加入CNN进行特征提取后,EEMD-CNN-LSTM模型在滑坡位移分解后的两项较EEMD-LSTM模型均有明显的精度提升,证明了该方法的优越性。

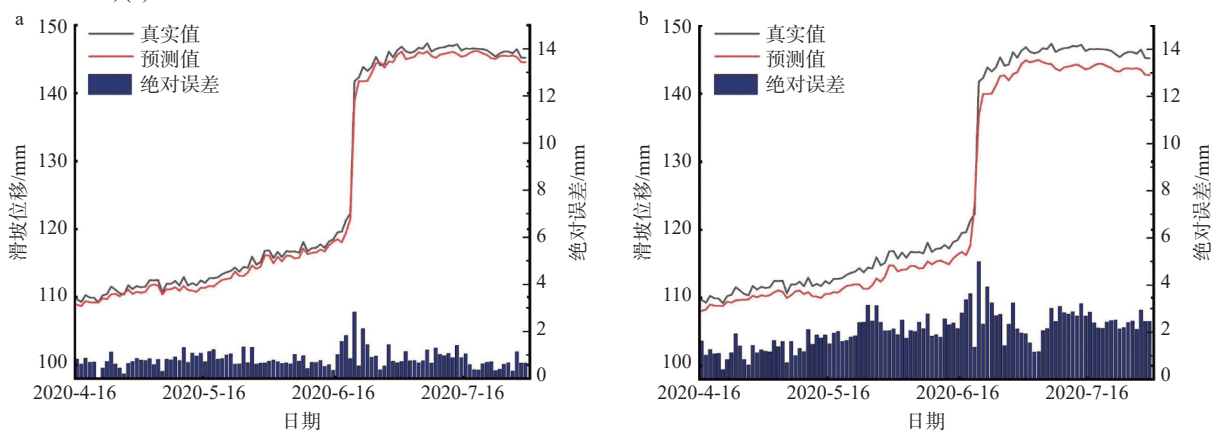


a—降雨情况下; b—无降雨情况下

图 9 EEMD-CNN-LSTM 模型对滑坡位移周期项的预测结果

Fig. 9 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM model for landslide-periodic displacement:

(a) With rainfall; (b) Without rainfall

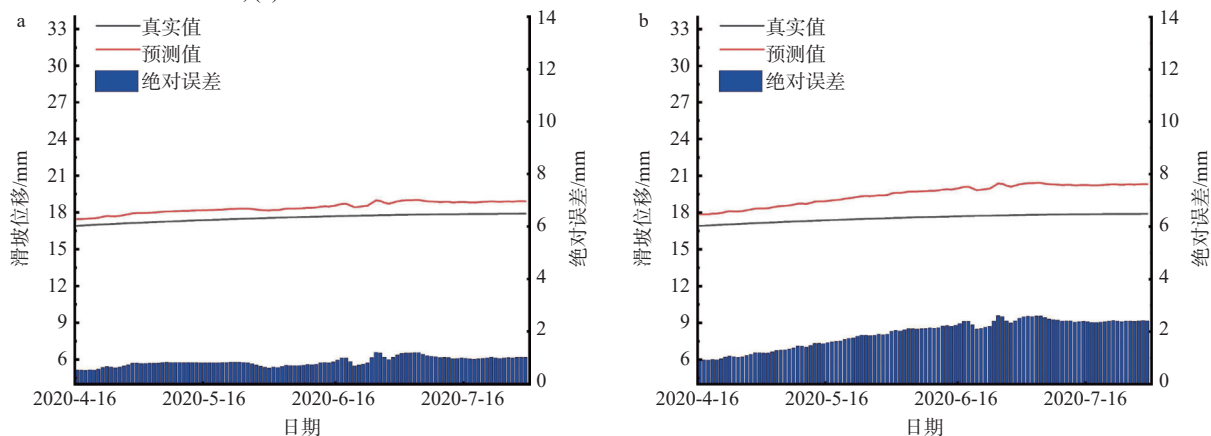


a—EEMD-CNN-LSTM 模型; b—EEMD-LSTM 模型

图 10 EEMD-CNN-LSTM 模型与 EEMD-LSTM 模型对滑坡位移趋势项预测结果对比

Fig. 10 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM and EEMD-LSTM models for displacement-trend terms of landslide:

(a) EEMD-CNN-LSTM model; (b) EEMD-LSTM model



a—EEMD-CNN-LSTM 模型; b—EEMD-LSTM 模型

图 11 EEMD-CNN-LSTM 模型与 EEMD-LSTM 模型对滑坡位移周期项预测结果对比

Fig. 11 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM and EEMD-LSTM models for landslide periodic displacement

(a) EEMD-CNN-LSTM model; (b) EEMD-LSTM model

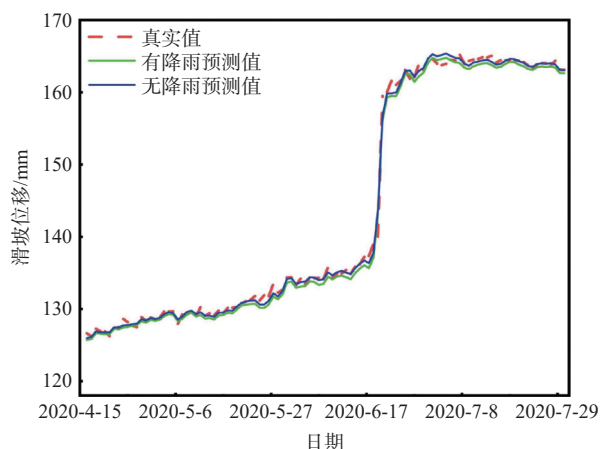


图12 EEMD-CNN-LSTM模型对白家包滑坡位移预测结果

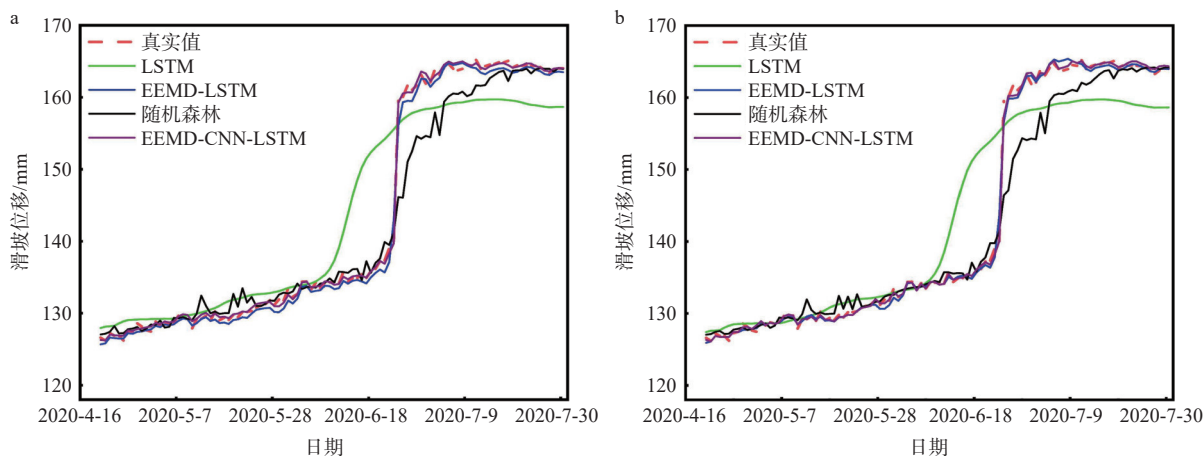
Fig. 12 Landslide-displacement prediction results of EEMD-LSTM model

将滑坡位移趋势项与周期项相加得到累积位移预测结果。由图12可以看出, EEMD-CNN-LSTM模型取得了较好的预测结果。没有降雨数据时, 4项评价指标分别为: $RMSE=0.4190$ mm, $MAE=0.3139$ mm, $MAPE=0.2379\%$, $R^2=0.9997$ 。有降雨时的评价指标为: $RMSE=0.4302$ mm, $MAE=0.2908$ mm,

$MAPE=0.2431\%$, $R^2=0.9996$ 。无降雨情况下4种评价指标均高于有降雨情况, 这也与无降雨情况下的周期项与趋势项预测精度均高于有降雨情况吻合, 说明降雨数据会对滑坡累积位移的精度上产生略微的干扰。

3 预测结果的验证与比较

为验证 EEMD-CNN-LSTM 模型对滑坡位移预测的性能, 以白家包滑坡另一监测点 ZD2 获得的数据作为辅助验证集。在以往的滑坡位移预测中, 很多经典的机器学习和深度学习模型取得了不错的效果, 如 EEMD-LSTM 模型、长短期记忆神经网络 LSTM 模型以及随机森林模型 (Krkač et al., 2017; Li et al., 2018; Xu and Niu, 2018; Biniyaz et al., 2022; 孙德亮等, 2023), 因此文章使用这3种方法与 EEMD-CNN-LSTM 模型的预测结果进行对比, 并且考虑有、无降雨2种情况。根据 ZD1、ZD2 监测点数据利用不同学习模型获得滑坡位移预测值与实际值对比如图13、图14。



a—有降雨情况下; b—无降雨情况下

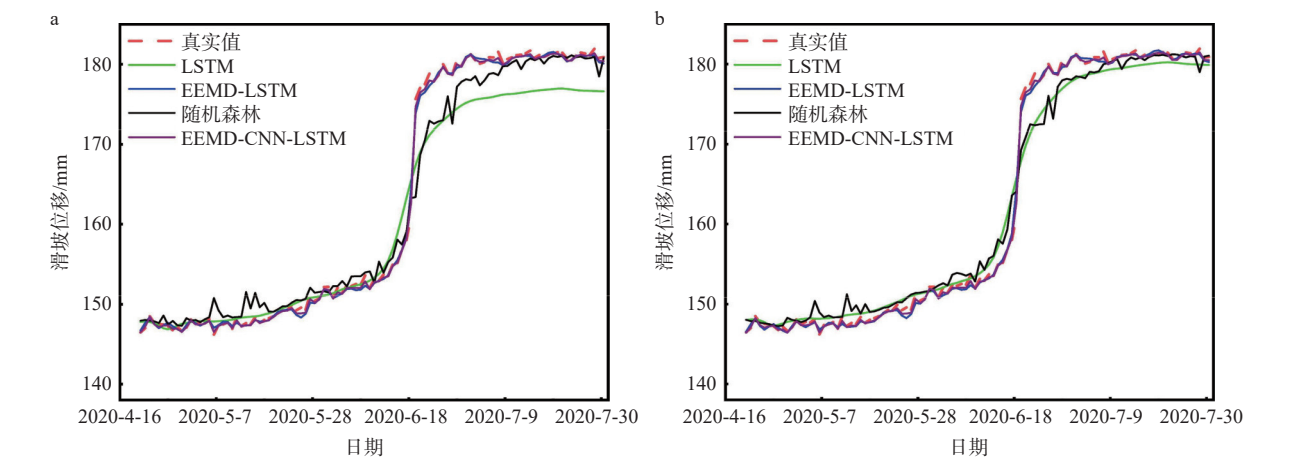
图13 EEMD-CNN-LSTM模型、EEMD-LSTM模型和LSTM模型以及随机森林模型对滑坡位移预测结果与真实值的对比 (ZD1监测点)

Fig. 13 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM, EEMD-LSTM, LSTM, and random-forest models for ZD1

(a) With rainfall; (b) Without rainfall

根据 ZD2 监测点滑坡位移数据, 4种预测模型性能的评价指标如表1所示。由于文章选取的滑坡位移数据相对时间较短, 单一的 LSTM 模型在处理少量数据时会产生比较大的误差, 而加入 EEMD 方法进行数据分解后的 LSTM 模型在进行短期滑坡位

移预测的精度上有了极大的提升。随机森林方法对白家包滑坡的位移预测也有很好的效果, 但是在加入降雨数据后其精度指标变化要明显高于 EEMD-LSTM 模型和 EEMD-CNN-LSTM 模型, 在有、无降雨情况下, EEMD-LSTM 模型和 EEMD-CNN-



a—有降雨情况下；b—无降雨情况下

图 14 EEMD-CNN-LSTM 模型、EEMD-LSTM 模型、LSTM 模型和随机森林模型对滑坡位移预测结果与真实值的对比（ZD2 监测点）

Fig. 14 Prediction results of EEMD-CNN-LSTM, EEMD-LSTM, LSTM, and random-forest models for ZD2

(a) With rainfall; (b) Without rainfall

表 1 ZD2 监测点 EEMD-CNN-LSTM 模型、EEMD-LSTM 模型、LSTM 模型和随机森林模型对滑坡位移预测结果的性能评价
Table 1 Performance evaluation of ZD2 prediction results for EEMD-CNN-LSTM, EEMD-LSTM, LSTM, and random-forest models (with/without rainfall)

模型类型	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE/%	R^2
EEMD-CNN-LSTM	0.4302/0.4190	0.2908/0.3139	0.2431/0.2379	0.9996/0.9997
EEMD-LSTM	0.6249/0.6187	0.4259/0.4193	0.2642/0.2567	0.9983/0.9983
LSTM	1.9925/3.4102	1.3365/2.7297	0.7888/1.5778	0.9812/0.9449
随机森林	0.8391/1.0329	0.6365/0.7316	0.5078/0.5762	0.9890/0.9885

注：“/”前为降雨下的结果；“/”后为无降雨下的结果

LSTM 模型的各项精度指标均优于随机森林方法。另外，EEMD-CNN-LSTM 模型的精度略优于 EEMD-LSTM 模型，并且在滑坡位移分解为趋势项和周期项数据中，EEMD-CNN-LSTM 模型较 EEMD-LSTM 模型出现的系统误差具有明显的优化，这使得 EEMD-CNN-LSTM 模型在滑坡位移分解项中具有更好的研究意义。

4 结论

(1) 文章针对降雨型滑坡位移预测中的数据波动性异常和过拟合等问题，引入了孤立森林(IF)算法，并将其与 EEMD-CNN-LSTM 模型集成，构建了一种适用于滑坡位移预测的综合模型。通过时间序列数据的重构和多层变分自编码器模型的引入，该模型能够有效利用滑坡位移数据的特征，显著提高预测的准确性和稳定性。

(2) EEMD-CNN-LSTM 模型的预测表现优于传

统的随机森林模型、LSTM 模型以及 EEMD-LSTM 模型。根据白家包滑坡监测点 ZD1 数据，在没有降雨时该模型的预测评价指标表现为 RMSE 为 0.4190 mm、MAE 为 0.3139 mm、MAPE 为 0.2379%、 R^2 为 0.9997；有降雨时该模型仍然保持高准确性，RMSE 为 0.4302 mm、MAE 为 0.2908 mm、MAPE 为 0.2431%、 R^2 为 0.9996。该模型在白家包滑坡 ZD2 监测点的滑坡位移预测中也取得较好效果，在与其他模型的对比中展现出卓越性能。

(3) 相对于单一模型，EEMD-CNN-LSTM 综合耦合模型在滑坡位移预测领域展现出更为出色的性能。但值得注意的是，在滑坡位移的阶跃阶段，模型的预测值略高于实际值，这为实际工程应用提供了一定的安全保障。未来的工作可以进一步优化模型的参数和算法，拓展适用于不同地形和气象条件的滑坡位移预测模型。同时，对于滑坡发生机理的深入研究以及实际工程应用的验证都是值得关注的方向。

References

- AN D, SONG K, YI Z, et al., 2021. A prediction model for reservoir landslide step-like displacements using combined EEMD and RFR method[J]. *Mountain Research*, 39(1): 143-150. (in Chinese with English abstract)
- BINIYAZ A, AZMOON B, SUN Y, et al., 2022. Long short-term memory based subsurface drainage control for rainfall-induced landslide prevention[J]. *Geosciences*, 12(2): 64.
- FENG Y, ZENG H N, TU P F, 2023. A time series decomposition method for landslide displacement based on sliding detection algorithm[J]. *Journal of Changjiang River Scientific Research Institute*, 41(3): 126-133, 147. (in Chinese with English abstract)
- FU W T, HU D M, WANG S H, et al., 2020. Landslide displacement prediction based on EEMD-GM-ELM model[C]//*Proceedings of the 11th China satellite navigation annual conference: S01 satellite navigation industry application*. Beijing: Academic Exchange Center of China Satellite Navigation System Management Office: 89-93. (in Chinese with English abstract)
- HAN S, LIU M J, WU J B, et al., 2022. Risk assessment of slope disasters induced by typhoon-rainfall in the southeast coastal area, China: A case study of the Shiyang north slope[J]. *Journal of Geomechanics*, 28(4): 583-595. (in Chinese with English abstract)
- HARIRI S, KIND M C, BRUNNER R J, 2021. Extended isolation forest[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 33(4): 1479-1489.
- JIANG H W, LI Y Y, ZHOU C, et al., 2020. Landslide displacement prediction combining LSTM and SVR algorithms: a case study of Shengjibao landslide from the three gorges reservoir area[J]. *Applied Sciences*, 10(21): 7830.
- KANG E S, ZHAO Z X, MENG H D, 2022. Displacement prediction of dump slope based on EEMD-HW-PSO-ELM coupling model[J]. *Gold Science and Technology*, 30(4): 594-602. (in Chinese with English abstract)
- KATTENBORN T, LEITLOFF J, SCHIEFER F, et al., 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173: 24-49.
- KRKAČ M, ŠPOLJARIĆ D, BERNAT S, et al., 2017. Method for prediction of landslide movements based on random forests[J]. *Landslides*, 14(3): 947-960.
- Aggarwal A, Alshehri M, Kumar M, et al., 2020. Landslide data analysis using various time-series forecasting models[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 88: 106858.
- LEI Y G, LIN J, HE Z J, et al., 2013. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35(1-2): 108-126.
- LI H J, XU Q, HE Y S, et al., 2018. Prediction of landslide displacement with an ensemble-based extreme learning machine and copula models[J]. *Landslides*, 15(10): 2047-2059.
- LI L J, YAO X, ZHOU Z K, et al., 2022. The applicability assessment of Sentinel-1 data in InSAR monitoring of the deformed slopes of reservoir in the mountains of southwest China: A case study in the Xiluodu Reservoir[J]. *Journal of Geomechanics*, 28(2): 281-293. (in Chinese with English abstract)
- LIAN C, ZENG Z G, YAO W, et al., 2013. Displacement prediction model of landslide based on a modified ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine[J]. *Natural Hazards*, 66(2): 759-771.
- LIU F T, TING K M, ZHOU Z H, 2008. Isolation forest[C]//2008 Eighth IEEE international conference on data mining. Pisa: IEEE: 413-422.
- MA Y, YU B, HE Y X, et al., 2023. Rainfall Threshold and Development Characteristics of Shallow Landslides Induced by Rainfall: A Case Study of the "June 10th, 2019" Disaster in the Dajishan Area, Quannan County, Jiangxi Province[J]. *Geology and Exploration*, 59(5): 1065-1073. (in Chinese with English abstract)
- NAN X C, LIU J F, ZHANG Y X, et al., 2023. Dynamic prediction of landslide displacement based on multi-source time series[J]. *Pearl River*, 44(4): 54-62. (in Chinese with English abstract)
- PAK U, KIM C, RYU U, et al., 2018. A hybrid model based on convolutional neural networks and long short-term memory for ozone concentration prediction[J]. *Air Quality, Atmosphere & Health*, 11(8): 883-895.
- PENG L, NIU R Q, 2011. Analysis on deformation characteristics and influential factors of Baijiabao landslide in the Three Gorges Reservoir area[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 22(4): 1-7. (in Chinese with English abstract)
- QU J L, WANG X F, GAO F, et al., 2014. Noise assisted signal decomposition method based on complex empirical mode decomposition[J]. *Acta Physica Sinica*, 63(11): 110201. (in Chinese with English abstract)
- SHANG M, XIONG D B, ZHANG H Q, et al., 2022. Landslide displacement prediction model based on time series and mixed kernel function SA-SVR[J]. *Journal of Engineering Geology*, 30(2): 575-588. (in Chinese with English abstract)
- SHI X L, HAN X D, YANG X Y, et al., 2023. Factors inducing the Xigouwan landslide in the Three Gorges Reservoir area and the influence of antecedent precipitation[J]. *Journal of Geomechanics*, 29(2): 253-263. (in Chinese with English abstract)
- SINGH P, KEYVANLOU M, SADHU A, 2021. An improved time-varying empirical mode decomposition for structural condition assessment using limited sensors[J]. *Engineering Structures*, 232: 111882.
- SUN D L, CHEN D L, MI C L, et al., 2023. Evaluation of landslide susceptibility in the gentle hill-valley areas based on the interpretable random forest-recursive feature elimination model[J]. *Journal of Geomechanics*, 29(2): 202-219. (in Chinese with English abstract)
- SUN N K, WANG Y, JI Z C, 2022. Anomaly detection method of electrical power consumption based on deep autoencoder[J]. *Journal of System Simulation*, 34(12): 2557-2565. (in Chinese with English abstract)
- WANG C H, ZHAO Y J, GUO W, et al., 2022. Displacement prediction model of landslide based on ensemble empirical mode decomposition and support vector regression[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(10): 2196-2204. (in Chinese with English abstract)
- WANG Y K, TANG H M, HUANG J S, et al., 2022. A comparative study of different machine learning methods for reservoir landslide displacement prediction[J]. *Engineering Geology*, 298: 106544.
- WU J N, 2021. Research on landslide geological disaster prediction method based on deep learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science

- and Technology of China. (in Chinese with English abstract)
- WU Z H, HUANG N E, 2009. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 1(1): 1-41.
- XU S L, NIU R Q, 2018. Displacement prediction of Baijiabao landslide based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural network in Three Gorges Area, China[J]. *Computers & Geosciences*, 111: 87-96.
- XU Z H, YANG X, SUN Q C, et al., 2022. Step-type landslide deformation prediction based on multivariable self-optimizing dynamic neural network[J]. *Metal Mine*(3): 74-82. (in Chinese with English abstract)
- YAN S J, TANG H M, XIANG W, 2007. Effect of rainfall on the stability of landslides[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 34(2): 33-36. (in Chinese with English abstract)
- YANG B B, YIN K L, DU J, 2018. A model for predicting landslide displacement based on time series and long and short term memory neural network[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 37(10): 2334-2343. (in Chinese with English abstract)
- YANG B B, YIN K L, LACASSE S, et al., 2019. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement[J]. *Landslides*, 16(4): 677-694.
- YAO W M, LI C D, ZUO Q J, et al., 2019. Spatiotemporal deformation characteristics and triggering factors of Baijiabao landslide in three gorges reservoir region, China[J]. *Geomorphology*, 343: 34-47.
- YUAN W, SUN R F, ZHONG H Y, et al., 2023. Research on comprehensive deformation prediction and monitoring and early warning methods for step-type like landslide[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 54(4): 461-473. (in Chinese with English abstract)
- ZHOU C, YIN K L, CAO Y, et al., 2018. A novel method for landslide displacement prediction by integrating advanced computational intelligence algorithms[J]. *Scientific Reports*, 8(1): 7287.
- 中心: 89-93.
- 韩帅, 刘明军, 伍剑波, 等, 2022. 东南沿海台风暴雨型单体斜坡灾害风险评价: 以泰顺仕阳北坡为例[J]. *地质力学学报*, 28(4): 583-595.
- 康恩胜, 赵泽熙, 孟海东, 2022. 基于EEMD-HW-PSO-ELM耦合模型的排土场边坡位移预测模型[J]. *黄金科学技术*, 30(4): 594-602.
- 李凌婧, 姚鑫, 周振凯, 等, 2022. Sentinel-1数据在西南山区水库变形斜坡InSAR监测中的适用性评价: 以溪洛渡水库为例[J]. *地质力学学报*, 28(2): 281-293.
- 马煜, 余斌, 何元勋, 等, 2023. 降雨激发浅层滑坡发育特征与阈值研究: 以江西省全南县大吉山“2019.6.10”灾害为例[J]. *地质与勘探*, 59(5): 1065-1073.
- 南晓聪, 刘俊峰, 张永选, 等, 2023. 基于多源时间序列的滑坡位移动态预测[J]. *人民珠江*, 44(4): 54-62.
- 彭令, 牛瑞卿, 2011. 三峡库区白家包滑坡变形特征与影响因素分析[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 22(4): 1-7.
- 曲建岭, 王小飞, 高峰, 等, 2014. 基于复数数据经验模态分解的噪声辅助信号分解方法[J]. *物理学报*, 63(11): 110201.
- 尚敏, 熊德兵, 张惠强, 等, 2022. 基于时间序列与混合核函数SA-SVR的滑坡位移预测模型研究[J]. *工程地质学报*, 30(2): 575-588.
- 史学磊, 韩旭东, 杨秀元, 等, 2023. 三峡库区溪沟湾滑坡的诱发因素及前期降雨影响[J]. *地质力学学报*, 29(2): 253-263.
- 孙德亮, 陈丹璐, 密长林, 等, 2023. 基于随机森林-特征递归消除模型的可解释性缓丘岭谷地貌滑坡易发性评价[J]. *地质力学学报*, 29(2): 202-219.
- 孙宁可, 王艳, 纪志成, 2022. 基于深度自编码器的电力能耗异常检测方法[J]. *系统仿真学报*, 34(12): 2557-2565.
- 王晨辉, 赵贻玖, 郭伟, 等, 2022. 滑坡位移EEMD-SVR预测模型[J]. *测绘学报*, 51(10): 2196-2204.
- 吴俊男, 2021. 基于深度学习的滑坡地质灾害预测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学.
- 徐志华, 杨旭, 孙钱程, 等, 2022. 基于多变量自优化动态神经网络的“阶跃型”滑坡变形预测[J]. *金属矿山*(3): 74-82.
- 严绍军, 唐辉明, 项伟, 2007. 降雨对滑坡稳定性影响过程分析[J]. *水文地质工程地质*, 34(2): 33-36.
- 杨背背, 殷坤龙, 杜娟, 2018. 基于时间序列与长短时记忆网络的滑坡位移动态预测模型[J]. *岩石力学与工程学报*, 37(10): 2334-2343.
- 袁维, 孙瑞峰, 钟辉亚, 等, 2023. 阶跃型滑坡综合变形预测及监测预警方法研究[J]. *水利学报*, 54(4): 461-473.

附中文参考文献

- 安冬, 宋琨, 仪政, 等, 2021. 一种基于EEMD-RFR的水库滑坡台阶状位移预测模型[J]. *山地学报*, 39(1): 143-150.
- 冯谕, 曾怀恩, 涂鹏飞, 2023. 一种滑动检测算法下的滑坡位移时序分解方法[J]. *长江科学院院报*, 41(3): 126-133, 147.
- 付文涛, 胡丁梅, 王守华, 等, 2020. 基于EEMD-GM-ELM模型的滑坡位移预测[C]//第十一届中国卫星导航年会论文集: S01卫星导航行业应用. 北京: 中国卫星导航系统管理办公室学术交流