引文格式:凌晴,任峻广,孔令杰,等.基于滞后衰减效应与主控因子筛选策略的库岸滑坡位移预测模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(7):1423-1439.DOI:10.13203/j.whugis20250066

Citation: LING Qing, REN Junguang, KONG Lingjie, et al. Reservoir Bank Slope Displacement Prediction Model Based on Lagged Attenuation Effect and Key Factor Selection Strategy[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(7):1423-1439.DOI:10.13203/j.whugis20250066

基于滞后衰减效应与主控因子筛选策略的库岸滑坡位移预测模型

凌 晴[1] 任峻广[1] 孔令杰[1] 魏玉明[1] 李伟志[1]
杨晨健[1] 屈杰博[1] 郭 琪[1] 康荣华[2]

1 兰州理工大学土木工程学院,甘肃 兰州,730050
2 宁夏国土资源调查监测院,宁夏 银川,751600

摘 要:针对现有库岸滑坡位移预测研究未充分考虑降雨-库水位滞后衰减效应及跨尺度模型适应性不足的问题,提出一种基于滞后衰减效应的主控因子筛选策略,并结合灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)、双向时序卷积网络(bidirectional temporal convolutional network, BITCN)、双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit, BIGRU)和注意力机制(Attention)的组合模型进行库岸滑坡位移动态预测。该方法首先采用自适应白噪声完全集合经验模态分解技术,将滑坡累积位移分解为趋势项和周期项,并利用二次指数平滑法对趋势项位移进行预测。然后,引入前期降雨指数等关键因子,融合多种特征筛选算法提取库岸滑坡主控因子。最后,利用GWO-BITCN-BIGRU-Attention模型预测滑坡周期项位移。实验选取中国三峡库区不同时间尺度的新铺滑坡和白水河滑坡进行模型验证,消融实验和对比实验结果表明,相比于现有模型,所提出的顾及滞后衰减效应的主控因子筛选策略及混合模型具有更高的预测精度,在不同时间尺度库岸滑坡位移预测研究中具有较好的适用性。

关键词:位移预测;前期降雨指数;滞后衰减;特征筛选策略;深度学习;库岸滑坡

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-07-14

DOI:10.13203/j.whugis20250066 **文章编号**:1671-8860(2026)07-1423-17

Reservoir Bank Slope Displacement Prediction Model Based on Lagged Attenuation Effect and Key Factor Selection Strategy

LING Qing[1] *REN Junguang*[1] *KONG Lingjie*[1] *WEI Yuming*[1] *LI Weizhi*[1]
YANG Chenjian[1] *QU Jiebo*[1] *GUO Qi*[1] *KANG Ronghua*[2]

1 School of Civil Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China
2 Ningxia Institute of Land and Resources Survey and Monitoring, Yinchuan 751600, China

Abstract: **Objectives**: The dynamic coupling of rainfall and reservoir water level triggers step-like deformation and creep-mutation transitions in Three Gorges Reservoir landslides. Existing prediction methods can't adequately capture the lagged attenuation prediction method for reservoir bank landslides. **Methods**: To address these issues, we propose a novel dynamic displacement prediction method for reservoir bank land-slides. The proposed method integrates a new lagged-attenuation-based dominant factor screening strategy with a combined model utilizing grey wolf optimizer (GWO), bidirectional temporal convolutional network (BITCN), bidirectional gated recurrent unit (BIGRU), and attention mechanism. The model aims to simultaneously capture time-series features and high-dimensional dynamic spatial features. Using the

基金项目:国家重大科研仪器研制项目(42127802);国家自然科学基金(42304048);甘肃省自然科学基金(23JRRA791);宁夏省自然科学基金(2024AAC03395)。

第一作者:凌晴,博士,副教授,主要从事地质灾害防灾减灾研究。lingqing@chd.edu.cn

通信作者:康荣华,硕士,高级工程师。kangronghua@126.com

Xinpu and Baishuihe landslides in the Three Gorges Reservoir area as case studies at different temporal scales, we first decompose cumulative landslide displacement into trend and periodic components, using complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. Trend displacement is predicted by the double exponential smoothing method. Subsequently, we conduct an in-depth analysis of the dynamic response of landslide deformation to rainfall and reservoir level variations, explicitly considering their lagged attenuation effects on displacement evolution. Building on this, we employ a comprehensive approach combining recursive feature elimination with cross validation-extreme gradient boosting, classification and regression tree, and the maximal information coefficient to screen for the dominant factors controlling displacement evolution, identifying the antecedent precipitation index as the core factor. Finally, the GWO-BITCN-BIGRU-Attention model is applied to predict the periodic displacement component. **Results**: Case studies on the Xinpu and Baishuihe landslides demonstrate that the proposed method outperforms existing approaches. It achieves higher correlation coefficients and lower root mean square error. **Conclusions**: Model evaluations and ablation experiments confirm that the method effectively characterizes the time-varying nature of lagged attenuation effects. It also captures long-term evolutionary dynamics across different time scales. This leads to a substantial improvement in displacement prediction accuracy.

Key words: displacement prediction; antecedent precipitation index; lagged attenuation; feature selection strategy; deep learning; reservoir landslide

中国三峡库区因复杂的地质条件与周期性降雨-库水位波动等外部触发因素耦合作用,已成为中国滑坡集中多发区,严重威胁居民点和长江黄金水道航运安全[1]。自2003年蓄水以来,三峡库区已累积发生滑坡超过2 000处[2],如2003年千将坪滑坡、2014年杉树槽滑坡、2019年卡门子湾滑坡等突发失稳事件,对人民群众的生命财产造成重大损失[3]。尽管国家已投入大量资源对三峡库区进行滑坡防灾减灾研究,并取得了一定成效,但形势依然严峻。因此,为减少周期性降雨和库水位变化诱发滑坡造成的损失,亟需开展库岸滑坡灾害预警研究,而滑坡位移的高精度预测是判断滑坡稳定性和滑坡预警的重要指标[4]。

目前,国内外学者在库岸滑坡位移预测领域已开展了广泛研究并取得显著进展,现有方法主要可归纳为物理模型和数据驱动模型两大类。物理模型由于水文地质参数难以准确获取、边界条件复杂等诸多缺陷,难以满足实际应用需求[5]。相比之下,数据驱动模型因低成本、高精度等优势,逐渐成为主流方法[6],其中,静态模型如极限学习机[7-10]、支持向量回归(support vector regression, SVR)[11-14]、反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)[15-18]和随机森林[19-20]等已被广泛采用。尽管此类模型在滑坡缓慢变化阶段的位移预测上表现良好,却难以捕捉阶跃型位移演化的动态特征[21],预测结果往往存在偏差。为克服静态模型的局限,现有研究利用长短期记忆网络(long short term memory, LSTM)[22]和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)[23]等动态模型开展滑坡位移预测研究,并基于最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)[24]、皮尔逊相关系数[25]和灰色关联分析(grey relation analysis, GRA)[26]等过滤式方法来筛选重要影响因子,以便模型更好地融合滑坡位移曲线的动态特征并学习内在变化规律[27]。此外,研究表明,库岸滑坡的位移受降雨和库水位周期性变动的共同影响。降雨入渗通过增加土体容重并改变滑坡内部岩土结构来影响滑坡稳定性,而库水位波动则通过调整滑坡体内部的渗透压和应力场动态平衡来诱发其加速滑动,二者的叠加或交替作用会导致复杂的滞后衰减效应,致使滑坡位移呈现阶跃式增长[28]。滞后衰减效应是制约模型预测精度的重要因素[29-31],尽管已有研究尝试采用集对分析[32]、小波分析[33]等方法获取降雨和库水位滞后时间,以开展滑坡位移预测研究,但其预测效果仍难以满足实际应用要求。

综上所述,尽管现有研究在库岸滑坡位移预测模型及降雨-库水位滞后衰减效应上取得了显著进展,但仍存在以下问题有待解决:(1)现有研究多基于单一时间尺度(月尺度或日尺度)开展滑坡位移预测,模型在特定尺度下表现优异,但在尺度转换时性能显著下降。因此,针对不同时间尺度下滑坡位移预测模型的研究尚显不足。(2)当前研究多基于经验或单一方法来确定影响因子,不仅忽略了各因子之间的自相关性,也未

能有效表征降雨及库水位的滞后衰减效应随时间变化的动态影响模式。

因此,本文结合灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)、双向时序卷积网络(bidirectional temporal convolutional network, BITCN)、双向GRU(bidirectional GRU, BIGRU)和注意力机制(Attention),提出一种融合滞后衰减效应与主控因子筛选策略的库岸滑坡位移动态预测模型。以三峡库区不同时间尺度的新铺滑坡和白水河滑坡为例,首先,利用自适应白噪声完全集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)算法,将滑坡累积位移重构为趋势项和周期项,采用二次指数平滑算法预测趋势项位移。然后,分析研究区滑坡变形的动态响应规律,顾及降雨和库水位对滑坡位移演化的滞后衰减效应,引入前期降雨指数(antecedent precipitation index, API)等关键因子,获得周期性位移演化的主控因素,并以此为基础融合递归消除与交叉验证(recursive feature elimination with cross validation, RFECV)-极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、分类回归树(classification and regression tree, CART)和MIC算法,量化影响周期性位移演化的因子。最后,考虑到单一网络在提取滑坡数据的高维和时序特征方面的局限性,采用GWO-BITCN-BIGRU-Attention模型预测周期项位移,叠加获得滑坡累积位移的预测值。模型评估和消融实验验证了本文所构建模型在不同时间尺度下库岸滑坡位移预测研究中的有效性。

1　顾及滞后衰减效应的库岸滑坡位移预测方法

1.1　滑坡位移时序分析

库岸滑坡位移的动态演化是自身地质条件等内部孕灾因子与降雨和库水位变化等外部诱发因子长期耦合作用的结果[34],致使位移时序曲线呈现出阶跃型特征。其中,滑坡固有的地质特性决定了其位移随时间呈现长期稳定增长的趋势,而外部环境扰动则驱动位移产生周期性阶跃增长。为更准确地理解和预测滑坡位移的演化过程,本文采用CEEMDAN算法[35-36],将滑坡位移分解为趋势项和周期项,计算公式为:

$$S(t)=\varphi(t)+\eta(t) \tag{1}$$

式中,t为时间步长;$S(t)$为累积位移;$\varphi(t)$为趋势项位移;$\eta(t)$为周期项位移。

1.2　API计算

降雨是触发滑坡等地质灾害的主要气象因素之一[37],周期性降雨及极端降雨事件是诱发或加速滑坡体运动的重要驱动因子。降雨对滑坡的影响机制复杂,主要表现为明显的时滞性与累积效应。其中,时滞性源于降雨入渗至土体内部需经历一定时间。同时,由于地面排泄、植被吸收与蒸发等多因素耦合作用,历史累积降雨对滑坡的影响会随时间推移而逐渐衰减[38]。为量化此效应,文献[39]提出了前期累积降雨模型,用于表征降雨后土壤水分的动态消耗过程。随后,文献[40]提出了API的计算公式:

$$I_{\mathrm{API}_t}=kI_{\mathrm{API}_{t-\Delta t}}+P_{\Delta t} \tag{2}$$

式中,I_{API_t}为t时刻的API;k为降雨影响衰减系数;$P_{\Delta t}$为$t-\Delta t$至t时刻的降雨量。在早期的预报模型研究中,衰减系数常被假设为恒定值,忽略了蒸散过程受温度、风速和湿度等因素变化的影响。为此,相关学者进一步优化式(2)的衰减系数k[41],使k能够根据温度和风速的变化进行动态调整,计算公式为:

$$k=k_0-\delta_1(T-T_{\mathrm{ave}})-\delta_2(F-F_{\mathrm{ave}}) \tag{3}$$

式中,k_0为不考虑其他因素时的衰减系数;δ_1为温度灵敏参数;T为日平均温度;T_{ave}为年平均温度;δ_2为风力灵敏参数;F为日平均风速;F_{ave}为年平均风速。该方法通过考虑风速和温度变化对衰减系数的动态影响,增强了模型对降雨后土壤水分动态消耗过程的刻画能力。

1.3　多维特征参量集构建

库岸滑坡的周期项位移演化主要受季节性降雨和周期性库水位波动的共同影响[42]。然而,滑坡演化过程的强非线性和多源数据关联性[43],制约了现有模型的泛化能力。因此,本文以降雨和库水位为核心诱发因素,系统梳理了不同时间尺度下的滑坡位移预测特征因子,构建了融合多维时序特征与动态衰减效应的特征参量集,具体如表1所示。该参量集通过整合降雨和库水位的多维度影响机制,包括即时效应、滞后传递(如n日/月滞后项)及累积效应(如前n日/月累积降雨),旨在全面刻画诱发因子驱动滑坡位移的时空演变规律,提升预测模型对复杂库岸滑坡演化过程时空特征的表征能力。

1.4　主控因子筛选策略

滑坡位移的准确预测需综合考虑多种因素,

表1 库岸位移预测的常用因子

Table 1 Common Factors for Bank Displacement Prediction

诱发因子	逐月位移预测的常用因子	逐日位移预测的常用因子
降雨	当月降雨量	当日降雨量
	滞后n月降雨量	滞后n日降雨量
	前n月累积降雨	前n日累积降雨
	前n月平均降雨	前n日平均降雨
库水位	当月库水位	当日库水位
	滞后n月平均库水位	滞后n日平均库水位
	近n月库水位变化	近n日库水位变化

单一特征筛选方法往往难以有效识别关键影响因素[44]。因此,本文提出一种多策略协同的主控因子筛选框架:首先,融合包裹式方法RFECV-XGBoost与嵌入式方法CART进行关键特征初选,通过等权融合,综合两者的特征重要性排序结果;然后,利用过滤式方法MIC分析该特征集合内部的相关性,剔除高度冗余特征。该方法在降低数据维度的同时,确保保留信息量高的关键特征,从而有效提升模型的预测能力和泛化能力。

1.4.1 RFECV-XGBoost

RFECV是一种结合特征重要性评估与模型验证的包裹式特征选择方法,核心流程是:首先,基于RFECV模型评估特征重要性,并逐步移除最不重要的特征,直到达到预设特征数量或完成所有特征评估;然后,通过交叉验证来评估不同特征子集,计算各子集的平均得分,最终确定最佳特征组合。XGBoost作为一种高效的集成学习算法,通过构建和组合多个决策树来提升模型性能,内置的特征重要性评分机制能够辅助RFECV识别对模型影响较小但仍具预测价值的特征。将两者结合使用能够发挥协同优势:RFECV为XGBoost提供高质量特征评估基础,使其在处理高维数据时能够聚焦关键变量,筛选最优特征,同时增强模型的泛化能力和可解释性[45]。

1.4.2 CART

CART算法是一种经典的嵌入式特征筛选算法,能够有效处理特征与目标变量之间的线性和非线性关系。该算法通过递归来构建二叉决策树,利用平方误差最小化准则选择特征。本文中的目标变量为周期项位移(回归任务),故采用回归树形式,基本步骤如下:

1)选择最优切分变量j和切分点s。对于当前节点的训练数据集,遍历每个特征j及其所有可能的取值s,将样本划分为两个子区域:

$$\begin{cases} R_1=\{x \mid x_j \leqslant s\} \\ R_2=\{x \mid x_j > s\} \end{cases} \tag{4}$$

式中,x_j为样本x在第j个特征的取值。c_1和c_2分别为R_1和R_2内所有样本真实输出值y_i(即周期项位移)的均值,计算公式为:

$$\begin{cases} c_1=\dfrac{1}{|N_1|}\displaystyle\sum_{x_j\in R_1} y_i \\ c_2=\dfrac{1}{|N_2|}\displaystyle\sum_{x_j\in R_2} y_i \end{cases} \tag{5}$$

式中,N_1和N_2分别表示R_1和R_2内的样本总数。据此,可定义该切分方式下的总平方误差为:

$$E(j,s)=\sum_{x_j\in R_1}(y_i-c_1)^2+\sum_{x_j\in R_2}(y_i-c_2)^2 \tag{6}$$

遍历所有特征j与切分点s,选取使$E(j,s)$达到最小值的组合(j,s),作为当前节点的最优切分条件。

2)递归划分。根据上述选定的最优组合,首先将父节点划分为左、右两个子节点,并分别以c_1和c_2作为该节点的输出值。随后,在每个子节点上递归执行步骤1)。当任一节点满足预设停止条件,如达到最大树深度、样本数低于阈值或平方误差小于容许值时,该节点即停止分裂,成为终端节点,即叶子节点。所有分支均停止分裂后,整棵回归树的构建即完成。

3)特征重要性评估。每次特征分裂时,CART均选择能够最大程度降低平方误差的特征和切分点。树构建完成后,通过计算每个特征对平均平方误差的总减少量并进行归一化,即可得到各特征的重要性评分。

1.4.3 MIC

MIC是一种基于互信息的变量相关分析方法[46],通过计算变量的最大互信息值来衡量其线性或非线性相关性。该方法在处理复杂非线性关系时表现优异,能有效保留强相关变量的信息,并准确捕捉弱相关变量间的复杂关联。相比于GRA等其他相关性评价方法,MIC具有更强的普适性和等价性,能够适应更多样的数据模式和关系类型[47],从而在处理复杂数据集时可以提供更精确的变量相关性度量,揭示潜在的关联模式。因此,本文采用MIC算法对RFECV-XGBoost与CART等权融合筛选出的关键特征进行内部冗余分析,通过识别并剔除高度自相关的冗余特征,实现特征子集的二次优化。

1.5　GWO-BITCN-BIGRU-Attention 模型

1.5.1　GWO

GWO是文献[48]基于灰狼群体的社会等级和狩猎行为提出的一种元启发式智能算法,具有原理简单、参数依赖性低和全局搜索能力强等优点,适用于解决复杂优化问题。本文将其应用于模型超参数寻优:将模型的初始超参数映射为狼群个体的初始位置,每个灰狼个体代表一组超参数组合。在优化过程中,算法通过更新灰狼个体位置(候选解)以最小化适应度函数。灰狼个体与猎物(最优解)之间的相对位置反映了该解在当前解空间中的适应度水平,即社会等级越高的灰狼,所代表的解适应度越好,而猎物的位置则对应全局最优解。本文利用GWO对构建模型及对比模型的超参数进行自适应寻优,以提升模型性能。GWO的基本原理如图1所示。

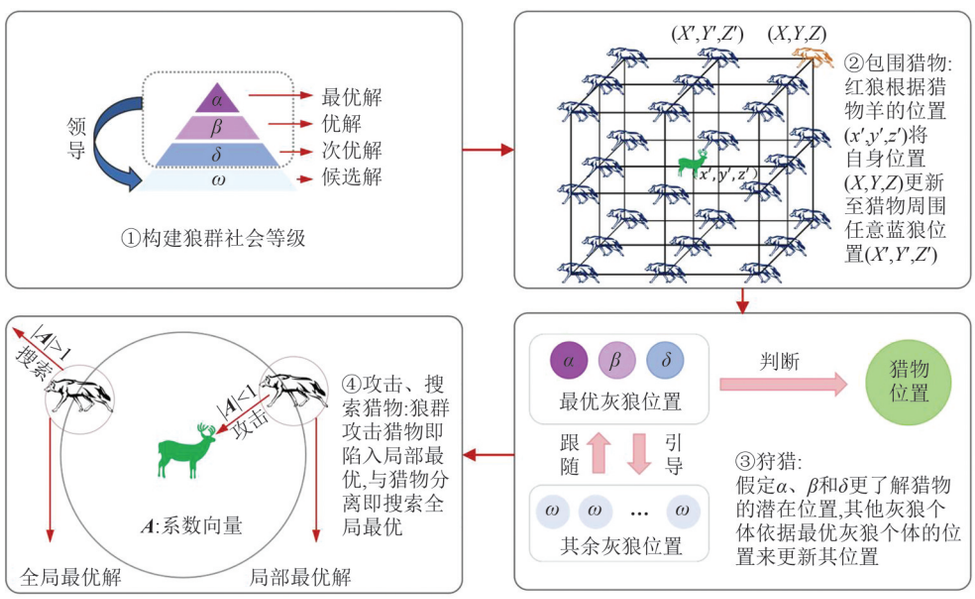


图1　GWO的基本原理

Fig. 1　Basic Principle of GWO

1.5.2　BITCN

时间卷积网络(temporal convolutional network, TCN)通过融合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的局部特征提取能力和递归神经网络的时序建模优势,构建了基于因果卷积、扩张卷积和残差连接的核心架构。传统TCN模型在时序数据处理中,仅采用单向因果卷积进行前向特征提取,未能充分挖掘时序序列中潜在的反向依赖关系。针对此局限性,本文引入BITCN模块,通过并行部署前向与反向时序卷积操作,同步提取位移序列的未来演变趋势与历史演化规律,进而实现滑坡位移双向时序特征的深度融合。

因果卷积决定了网络输出序列中的每个时刻都与当前输入时刻存在依赖关系。为了有效提取长序列的特征,BITCN采用扩张卷积,在保持特征映射维数的同时,以更少的层数实现了更广的感受野。因此,当处理一维数据$[x_1 x_2 \cdots x_n]$时,隐藏层在t时刻输出值的计算公式为:

$$y(t)=\sum_{i=0}^{S-1} f(i)\,x_{t-di} \tag{7}$$

式中,$y(t)$为隐藏层在t时刻的输出值;$f(i)$为卷积核的第i个权重,即卷积核元素;S为卷积核大小;d为扩张因子,决定两个相邻卷积核之间插入的零向量的个数;x_{t-di}为输入序列在时刻$t-di$处的取值。

扩张卷积的卷积核元素和感受野的指数增长有助于更好地捕捉长序列中的信息,但可能引发梯度消失和收敛缓慢等问题。因此,BITCN采用残差连接来缓解梯度消失,增强模型的稳定性与收敛性。同时,融入随机失活和批量归一化的方法来抑制过拟合,并加速训练过程。

1.5.3　BIGRU

BIGRU是循环神经网络的变体,其结构原理如图2所示。针对传统LSTM与GRU在时序建模中仅能沿时间正向传播信息,难以充分利用未来上下文特征而限制预测精度的问题,BIGRU通过引入双向时序处理机制加以改进。该模型由一个前向GRU层与一个反向GRU层并联组成,

能够在时间维度上同时沿正反两个方向提取序列特征,并基于前向、后向隐状态的融合结果输出综合预测。在t时刻的前向隐藏状态$\vec{h}_t$与反向隐藏状态$\overleftarrow{h}_t$的计算公式如下:

$$\vec{h}_t=\mathrm{GRU}\left(\boldsymbol{x}_t,\vec{h}_{t-1}\right) \tag{8}$$

$$\overleftarrow{h}_t=\mathrm{GRU}\left(\boldsymbol{x}_t,\overleftarrow{h}_{t+1}\right) \tag{9}$$

$$h_t=\vec{h}_t W_f+\overleftarrow{h}_t W_b+b_t \tag{10}$$

式中,GRU( )表示GRU的前向传播计算过程;$\boldsymbol{x}_t$为t时刻的输入特征向量;$\vec{h}_{t-1}$和$\overleftarrow{h}_{t+1}$分别为前一时刻的前向隐藏状态和后一时刻的反向隐藏状态;h_t为时刻t经双向融合后输出的综合隐藏状态,用于后续模型的预测;W_f和W_b分别表示前向和后向隐藏层的输出权重;b_t为t时刻隐藏层状态的偏置。

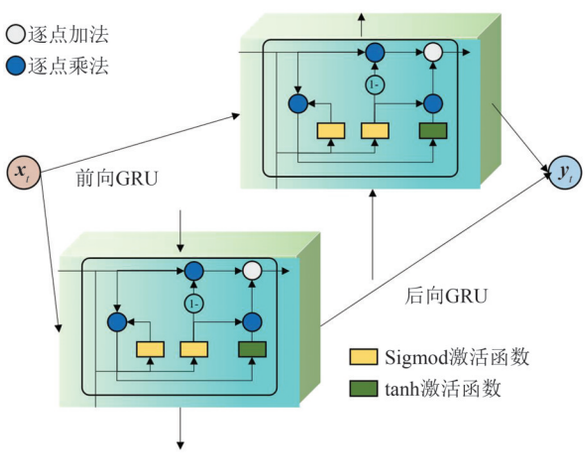


图2 BIGRU结构原理

Fig. 2 Principle of the BIGRU Structure

1.5.4 Attention

尽管BIGRU在一定程度上能够处理长时依赖建模问题,但仍存在计算效率不高、局部细节信息丢失等不足。为克服BIGRU在处理长序列时局部特征易被弱化的不足,本文引入了Attention。该机制模拟了人脑对信息的选择性关注过程,能够通过动态分配特征权重来强化关键信息的表达,避免其随序列长度的增加而衰减,从而显著提升模型在滑坡位移预测中对复杂非线性关系的捕捉能力。

本文引入的Attention包括两个关键步骤:(1)权重计算。基于输入特征与隐藏状态的关联性生成注意力分数,归一化后得到权重系数。(2)特征加权。对BITCN和BIGRU提取的时空特征进行加权融合,以突出与滑坡周期位移相关的主控因子贡献。

1.5.5 GWO-BITCN-BIGRU-Attention模型架构

为实现周期项位移中关键信息的有效提取与预测精度的提升,构建了如图3所示的GWO-BITCN-BIGRU-Attention混合深度神经网络模型。该模型的数据处理遵循时空特征提取→双向时序建模→动态特征聚焦的递进机制。模型的输入由经主控因子筛选后得到的m维特征时间序列构成,其中,每个特征提供t个时刻的时间序列数据。记输入矩阵为$\boldsymbol{x}\in\mathbf{R}^{t\times m}$,其列向量$\left[\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2\cdots\boldsymbol{x}_m\right]^{\mathrm{T}}$分别表示$m$个输入因子(如降雨、库水位、API等)的完整时序序列(每个序列长度为t),而行向量$\left[\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2\cdots\boldsymbol{x}_t\right]$则分别表示$t$个历史时刻的$m$维特征向量。所有特征在时间维度上共同构成一个大小为$t\times m$的多维矩阵,作为模型的输入层。

模型的整体流程如下:首先,采用BITCN模块,通过膨胀因果卷积,在保留时序相位信息的前提下捕获多尺度时空关联特征,并将其输出直接传递至BIGRU模块。其中,正向支路沿原始时序解析特征规律,反向支路通过序列翻转逆向建模时序依赖关系,双路输出在特征维度进行拼接以形成双向融合特征。然后,引入注意力层对提取的时空特征进行动态权重分配,以增强关键时间节点对模型输出的贡献。最后,利用全局平均池化压缩时序维度,得到m维的池化特征向量$\left[h_1h_2\cdots h_m\right]$,其$m$个元素分别对应$m$个输入因子,量化了各因子对周期项位移的综合贡献程度,并借助全连接层将筛选后的重要特征输出映射到一维空间,输出最终的周期项位移预测结果。同时,为优化模型性能,利用GWO对模型的学习率、神经元数量、正则化参数和滤波器数量进行超参数优化,确保各模块间的维度匹配与信息传递效率,从而提升模型性能。

1.6 模型精度评价指标

本文采用决定系数R^2、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)进行精度评定,计算公式分别为:

$$R^2=1-\frac{\sum_{t=1}^{N}\left(y_t-\hat{y}_t\right)^2}{\sum_{t=1}^{N}\left(y_t-\bar{y}\right)^2} \tag{11}$$

$$I_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left(y_t-\hat{y}_t\right)^2} \tag{12}$$

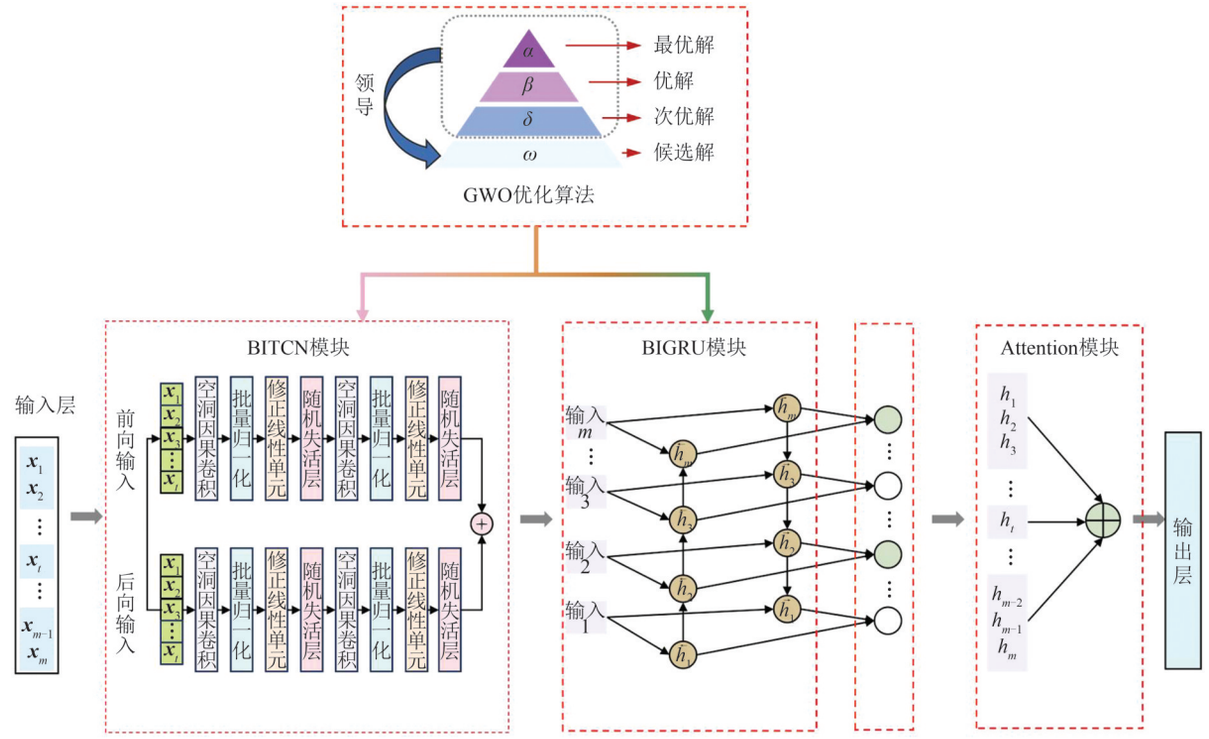


图 3　GWO-BITCN-BIGRU-Attention模型结构

Fig. 3　Structure of GWO-BITCN-BIGRU-Attention Model

$$I_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left(y_t-\hat{y}_t\right)^2 \tag{13}$$

$$I_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\left|\frac{y_t-\hat{y}_t}{y_t}\right| \tag{14}$$

式中,N为预测时长;y_t为位移实测值;$\hat{y}_t$为位移预测值;$\bar{y}$为预测时长内所有时刻实际位移的平均值。

1.7　滑坡位移预测模型框架

滑坡位移预测流程如图 4 所示,可概括为以下步骤:

1)数据预处理与特征转换。采用CEEMDAN对滑坡累积位移进行分解,提取周期项和趋势项。基于降雨-库水位耦合作用下周期项的位移动态响应规律,对原始数据进行特征变换与构建,形成多维特征参量集,包括降雨因子(如前n日/月平均降雨、滞后n日/月降雨和当日/月降雨)、库水位因子(如前n日/月平均库水位、滞后n日/月库水位和当日/月库水位)以及API因子等关键特征。为提高模型的训练效率和预测精度,在预处理阶段基于拉依达准则对所有数据剔除异常数据,采用三次多项式拟合法补充缺失数据,并对所有特征进行归一化处理[41],以消除量纲影响。

2)特征筛选及主控因子确定。利用RFECV-XGBoost和CART算法筛选出关键因子,采用MIC剔除冗余特征,最终确定包含滞后效应、累积效应的主控因子组合。

3)位移预测模型构建。针对滑坡位移的特性,采用分项预测策略,即通过二次指数平滑模型预测趋势项位移,周期项位移则利用本文所构建的模型进行预测。

4)模型评估。将趋势项和周期项的预测值叠加,实现累积位移预测,并通过模型评估和消融实验来验证本文所提方法的先进性。

2　工程案例

2.1　工程地质概况及监测数据

2.1.1　新铺滑坡

新铺滑坡位于三峡库区奉节县长江南岸,距离三峡大坝182 km,属顺层-切层特大型滑坡群,滑坡总体斜长约2 km,相对高差为634.4 m,坡度为15°～20°,地貌复杂且多级台地地貌显著。地层主要由三叠系上统须家河组、第四系的人工堆积物组成,滑坡堆积物广泛分布于地表。滑坡区域地形陡缓交接,滑坡前缘形成陡坎和陡坡,后缘坡度超过35°,向前缘方向逐渐变缓至24°,沿移民公路形成的陡坎高度为5～10 m,坡度超过60°,下坡度仍在30°以上。此外,滑坡体还发育了深度为2～11.5 m的冲沟,与滑坡主体的斜坡倾

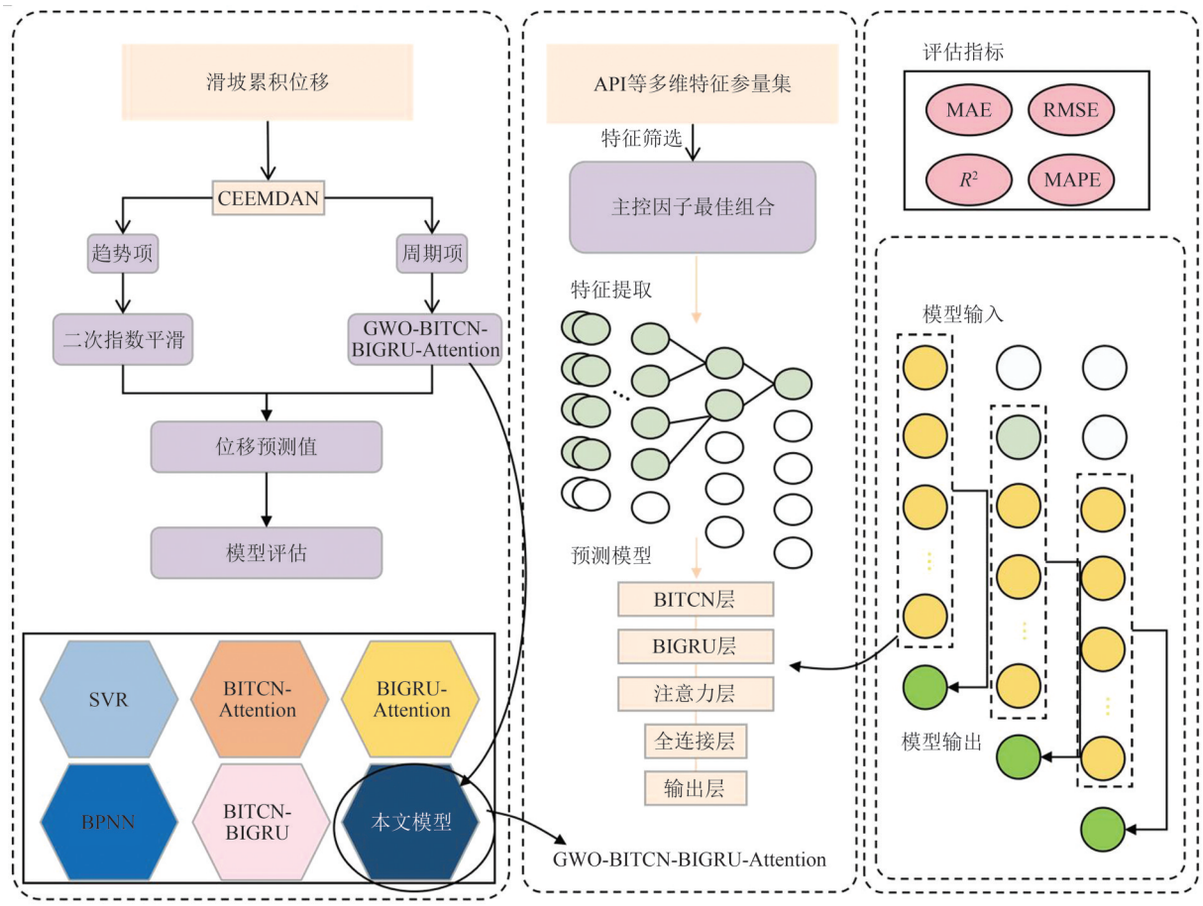


图4 滑坡位移预测流程

Fig. 4 Landslide Displacement Prediction Process

向一致[49-50]。为揭示新铺滑坡的形变规律,本文采用长安大学在该区域布设的全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)地表位移监测点和雨量计进行实时数据采集,二者的监测频率均为日,精度均为0.1 mm,风速、温度和库水位等水文气象数据则来源于奉节气象站的同期日尺度监测数据[41]。本文选取距离较远且数据最完备的两个监测点X-05和X-10,以其2019-12-16—2022-04-08 845组日尺度形变数据及同期降雨和库水位等数据作为研究对象,从而减少监测点间的相互干扰。

图5为X-05和X-10累积位移与降雨量及库水位的关系。可以看出,新铺滑坡累积位移曲线呈现明显阶梯状。每年随着库水位的变化和雨季的来临,滑坡出现位移阶跃现象;其他时间段,伴随降雨量减少和库水位下降,滑坡累积位移曲线趋于平缓。这表明降雨和库水位变动是滑坡位移演化的主要触发因子,且其对库岸滑坡位移的影响具有滞后性和衰减性。基于此,本文依据表1对原始数据进行特征转换,并依据文献[38]的研究,将滞后天数n的取值区间设定为[0,60],以5 d为步长构建逐步递增的候选因子,以确保能够有效提取主控因子集。

2.1.2 白水河滑坡

白水河滑坡位于三峡库区秭归县,距三峡大坝约56 km,滑坡后缘海拔为400 m,而前缘仍淹没在长江水位以下。该滑坡一般坡度约为30°,南北长600 m,东西跨700 m,平均厚度约30 m,主要地层岩性为砂岩和泥岩。滑坡体共布设了11个GNSS位移监测点和雨量计等相关设备,相关月尺度数据来源于国家冰川冻土沙漠科学数据中心(http://www.ncdc.ac.cn),同期风速、温度等数据来源于国家气象科学数据中心(https://data.cma.cn/)。为验证本文所提方法在月尺度数据中的适用性与优越性,同时兼顾数据的完整性及与新铺滑坡时间跨度的一致性,选取监测点ZG-118的2009-01—2012-12跨度为4 a的逐月数据进行验证。该数据位于三峡库区白水河滑坡,其位移监测数据如图6所示。与新铺滑坡类似,白水河滑坡位移演化呈现阶梯状特征及明显的滞后衰减效应,主要受周期性降雨与库水位的联合作用,其中降雨与库水位的滞后效应最长达

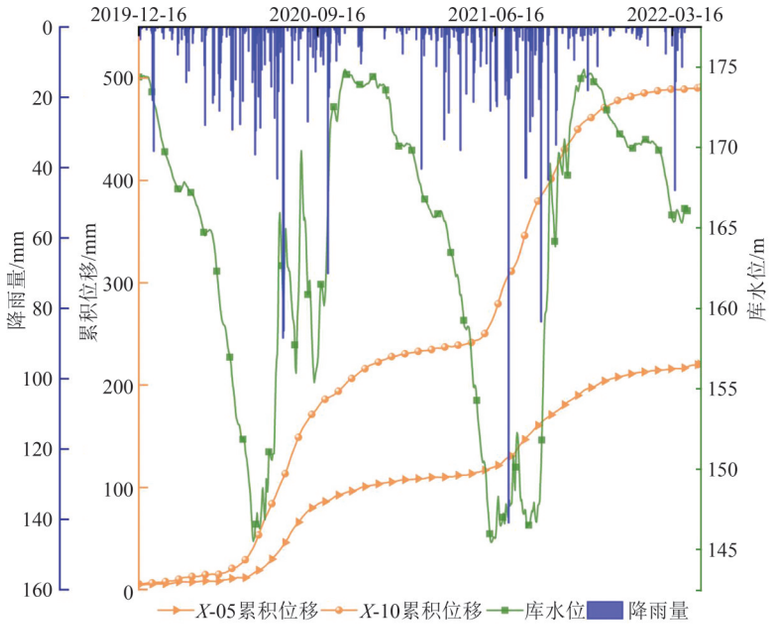


图 5　三峡库区新铺滑坡位移监测数据

Fig. 5　Displacement Monitoring Data of Xinpu Landslide in the Three Gorges Reservoir Area

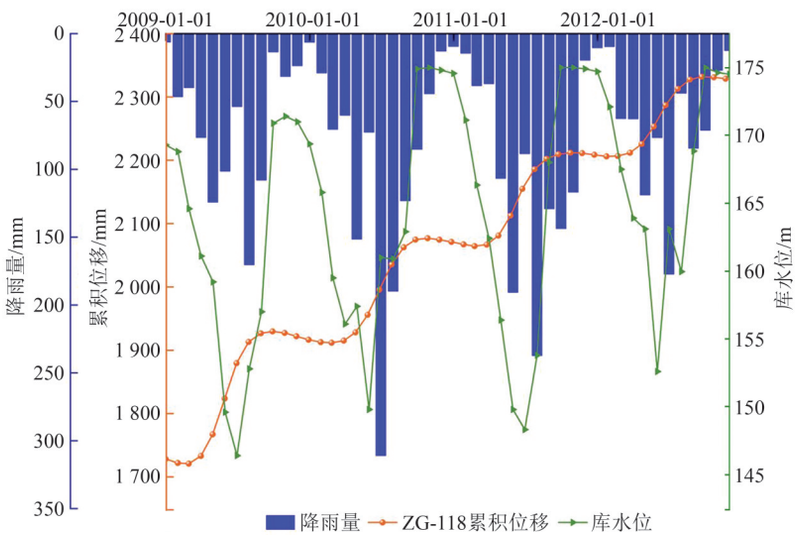


图 6　三峡库区白水河滑坡位移监测数据

Fig. 6　Displacement Monitoring Data of Baishuihe Landslide in the Three Gorges Reservoir Area

3个月[51]。为此,本文参考表1构建候选因子集,将滞后天数n的取值区间设定为[0,3],并以1个月为步长递增,生成涵盖不同滞后时间尺度的候选特征。

2.2　特征筛选

为准确提取影响库岸滑坡位移变化的主控因子,依据表1构建多维特征参量集,并在此基础上分别利用RFECV-XGBoost和CART算法,量化8类因子对周期项的重要性,从而筛选出关键因子。综合两种方法的筛选结果,利用MIC去除冗余特征,最终得到滑坡主控因子,结果如表2所示。

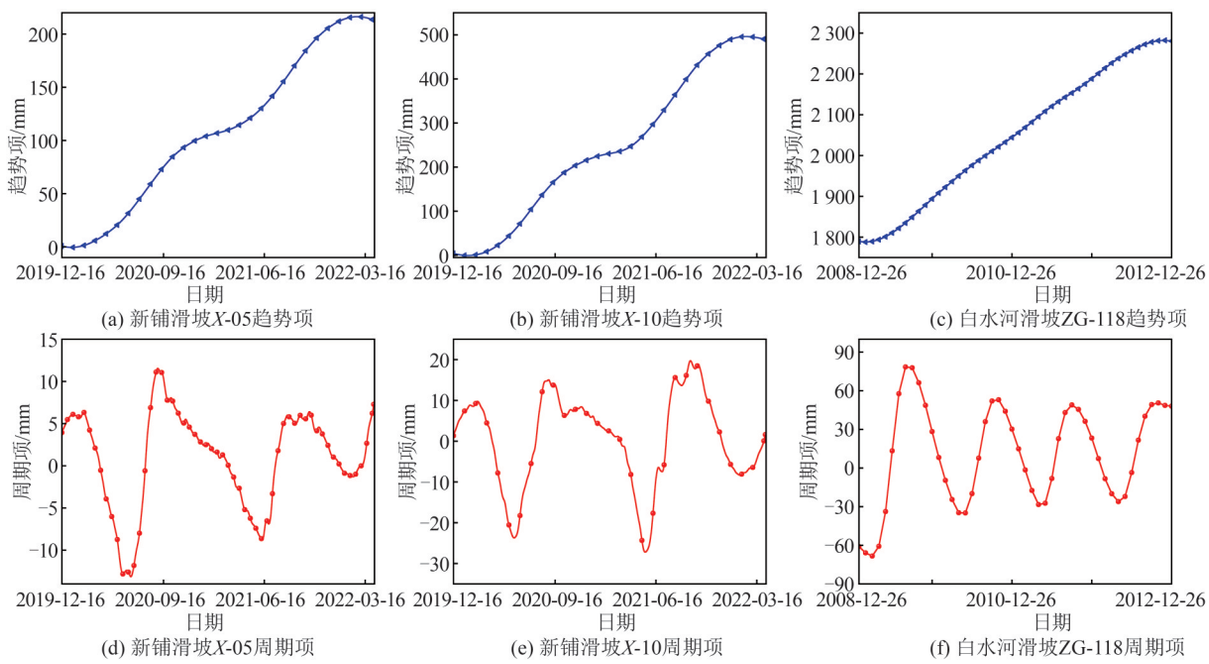
表 2　主控因子筛选结果

Table 2　Screening Results of Main Control Factors

监测点	降雨	库水位
X-05	API、前30日平均降雨	当日库水位、前30日平均库水位、前45日平均库水位、滞后40日库水位、滞后65日库水位
X-10	API、前30日平均降雨	当日库水位、前45日平均库水位、滞后60日库水位、滞后70日库水位
ZG-118	API、当月降雨	当月库水位、前2个月库水位变化

2.3 滑坡位移分解

本文首先利用CEEMDAN技术对监测点*X*-05、*X*-10和ZG-118的累积位移进行分解,经过多次实验,确定噪声的标准差为0.2,噪声添加次数为500次,最大迭代次数为5 000次。然后,将分解产生的残差项定义为由滑坡内部因素驱动变化的趋势项,各阶本征模态分量重构为反映外部周期性驱动影响的周期项,从而得到3个监测点的趋势项和周期项结果,具体如图7所示。可以看出,趋势项位移呈现平滑单调递增特征,反映了滑坡的长期蠕变规律;周期项位移则围绕趋势项上下波动,呈现频率较低的周期性变化特征。



(a) 新铺滑坡*X*-05趋势项 (b) 新铺滑坡*X*-10趋势项 (c) 白水河滑坡ZG-118趋势项

(d) 新铺滑坡*X*-05周期项 (e) 新铺滑坡*X*-10周期项 (f) 白水河滑坡ZG-118周期项

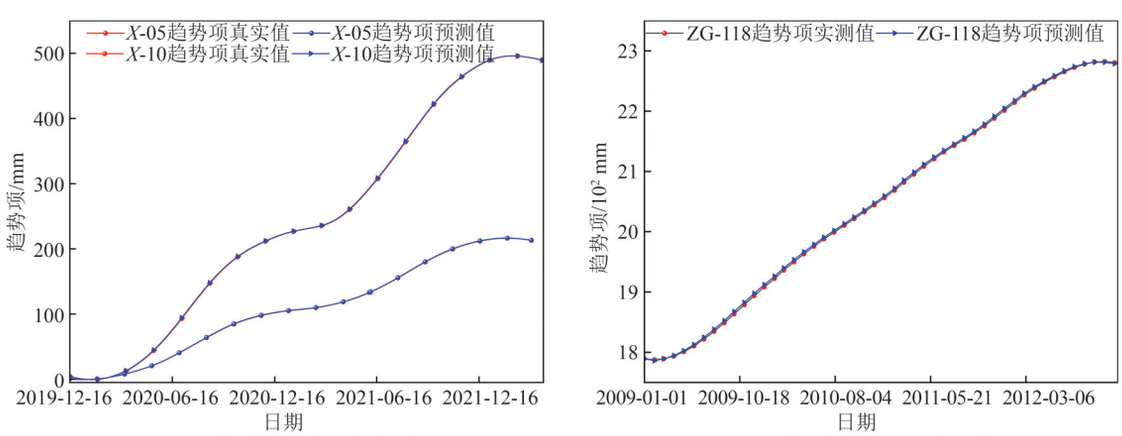
图7 *X*-05、*X*-10和ZG-118的趋势项和周期项结果

Fig. 7 Results of Trend and Periodic Terms for *X*-05, *X*-10 and ZG-118

2.4 滑坡位移预测及结果分析

2.4.1 趋势项位移预测

本文利用二次指数平滑法对趋势项位移进行单变量预测。经过多次优化,平滑因子a与b最终分别确定为0.98、0.99,其趋势项位移的预测结果如图8所示,二次指数平滑法在3个监测点上均能准确跟踪趋势项位移的总体上升走势,预测曲线与实测曲线在各时段均保持较高的一致性,未出现明显偏离。进一步量化评价如表3所示,监测点*X*-05、*X*-10和ZG-118的RMSE分别为0.26 mm、0.71 mm和2.78 mm,R^2均大于等于0.99。其中,ZG-118的绝对误差(RMSE为2.78 mm、MAE为2.58 mm)相对较大,主要归因于该点累积位移量级显著高于前两者,但其MAPE仅为0.13,表明相对误差仍处于较低水平。综上,二次指数平滑法能够有效刻画趋势项位移的长时期演化规律,具有较好的泛化能力。



(a) 新铺滑坡趋势项预测结果 (b) 白水河滑坡趋势项预测结果

图8 趋势项位移预测结果

Fig. 8 Prediction Results of Trend Term Displacement

表 3　趋势项位移预测指标

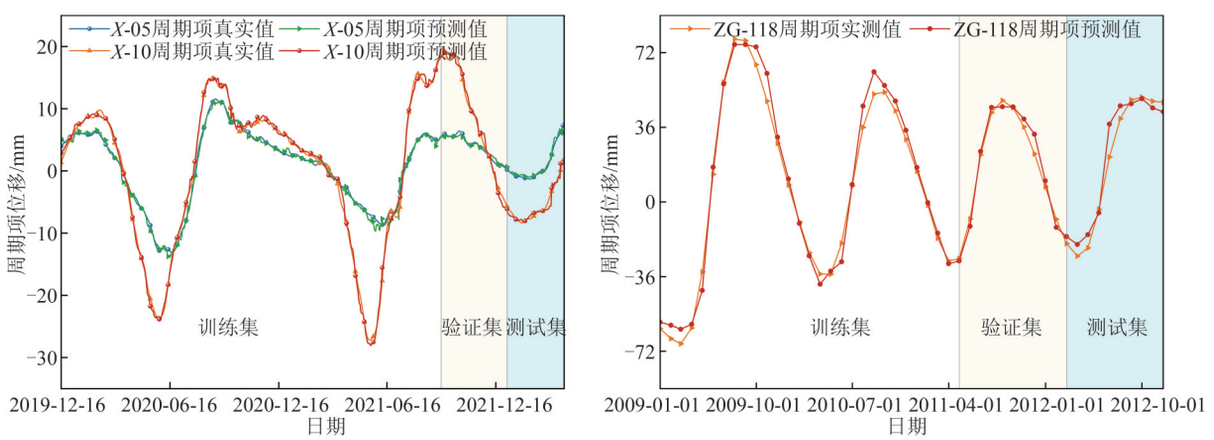
Table 3　Displacement Prediction Index of Trend Term

监测点	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE
X-05	1.00	0.26	0.23	4.39
X-10	1.00	0.71	0.60	5.21
ZG-118	0.99	2.78	2.58	0.13

2.4.2　周期项位移预测

将基于特征筛选策略获取的主控因子作为输入变量、周期项位移作为输出变量,按照8∶1∶1的比例划分训练集、验证集和测试集。在此基础上,构建BITCN-BIGRU-Attention模型,采用GWO算法对模型的学习率、BIGRU模块的神经元数目、卷积层的滤波器数量,以及L2正则化系数进行全局优化,通过反复实验,设定GWO初始种群规模为30、最大迭代次数为100次,并以RMSE作为损失函数以提升训练效率。

周期项位移预测结果如图9和表4所示,可以看出,本文模型在整个数据集上都能够准确捕捉周期项位移变化趋势,其预测曲线与真实位移序列趋势高度吻合,且未出现过拟合现象。具体而言,对于新铺滑坡的逐日监测点*X*-10,其测试集与真实值拟合较好,其R^2和RMSE分别为0.98和0.79 mm,监测点*X*-05同样表现出高精度。同时,对于白水河滑坡逐月监测点ZG-118,本文模型在测试集上的R^2和RMSE分别为0.98和4.44 mm,精度虽低于日尺度结果,但在RMSE上仍显著优于粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)-ELM[8](R^2=0.99,RMSE=7.62 mm)、GRU[23](R^2=0.98,RMSE=12.30 mm)、奇异谱分析(singular spectrum analysis, SSA)-PSO-SVR[52](R^2=0.99,RMSE=17.80 mm)、CNN-GRU-Attention[53](R^2=0.98,RMSE=17.25 mm)等方法。因此,前述结果充分验证了本文方法的有效性,以及模型在不同滑坡类型和时间尺度转换中的适用性。



(a) 新铺滑坡周期项预测结果　　(b) 白水河滑坡周期项预测结果

图 9　周期项位移预测结果

Fig. 9　Prediction Results of Periodic Term Displacement

表 4　周期项位移预测指标

Table 4　Displacement Prediction Index of Periodic Term

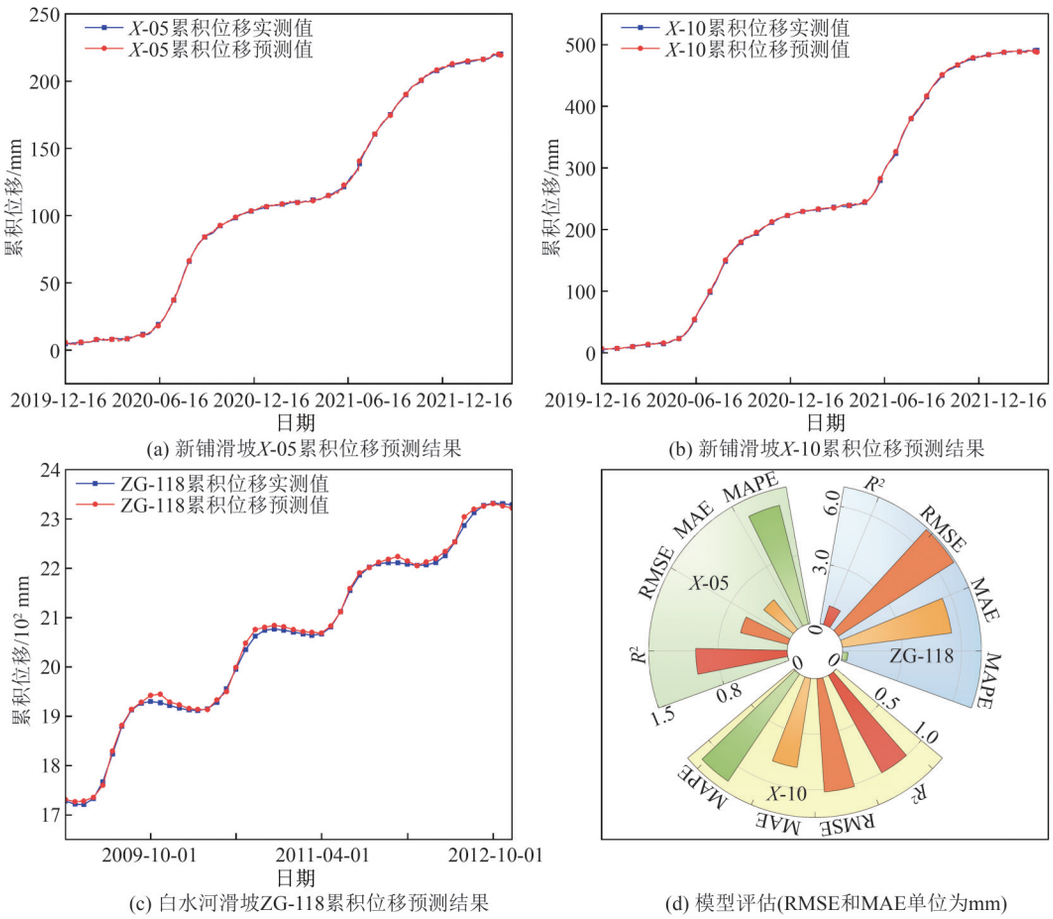
监测点	训练集				验证集				测试集			
	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE
X-05	0.99	0.49	0.35	0.23	0.98	0.51	0.37	0.69	0.98	0.48	0.37	0.29
X-10	0.99	0.71	0.55	0.18	0.99	0.76	0.55	0.16	0.98	0.79	0.58	0.12
ZG-118	0.98	3.41	3.22	0.19	0.99	4.12	4.03	0.21	0.98	4.44	4.31	0.20

2.5　累积位移预测结果分析

根据式(1),将滑坡周期项和趋势项的预测值叠加,得到监测点*X*-05、*X*-10和ZG-118的累积位移预测值,结果如图10所示。监测点*X*-05、*X*-10和ZG-118的累积位移预测结果的R^2分别为0.99、1.00和0.99,RMSE分别为0.53 mm、1.03 mm和6.91 mm。结果表明,基于本文模型计算的预测值与实测值吻合性较高,进一步验证了本文模型在不同时间尺度库岸滑坡位移预测中的有效性。

2.6　对比实验与模型性能分析

为验证所构建模型在不同时间尺度下滑坡周期项位移预测中的适用性,本文以新铺滑坡*X*-05(日尺度数据)和白水河滑坡ZG-118周期项位移(月尺度数据)为例,采用SVR和BPNN两个静态



(a) 新铺滑坡*X*-05累积位移预测结果

(b) 新铺滑坡*X*-10累积位移预测结果

(c) 白水河滑坡ZG-118累积位移预测结果

(d) 模型评估(RMSE和MAE单位为mm)

图10 *X*-05、*X*-10和ZG-118监测点累积位移预测结果

Fig. 10 Prediction Results of Cumulative Displacement for Monitoring Points *X*-05, *X*-10 and ZG-118

模型和BITCN-Attention、BIGRU-Attention、BITCN-BIGRU 3个动态模型开展对比实验研究,均基于GWO算法对模型超参数进行优化,统一设置初始种群规模为30,最大迭代次数为100次,并以RMSE作为损失函数,输入特征采用本文筛选的主控因子集和相同的数据划分方式,以确保公平性。

表5和表6分别详细展示了各模型对新铺滑坡*X*-05和白水河滑坡ZG-118周期项位移的预测结果。可以看出,尽管SVR和BPNN在库岸滑坡周期项位移研究中具有一定的预测性能,但与动态模型相比,其预测结果与实际值存在一定偏差。相比而言,动态模型(如BITCN-BIGRU)通过双向时序建模,将*X*-05的测试集RMSE优化至1.52 mm,验证了动态特征提取机制的有效性,但其对于跨时空尺度的水文-地质耦合效应表征仍显不足,致使ZG-118的测试集RMSE为5.96 mm。相比之下,本文模型在训练、验证和测试阶段均表现最优。实验结果显示,在*X*-05日尺度测试集上,基于本文方法获取的测试集R^2达到0.98,较动态模型BITCN-BIGRU提升7.7%,RMSE降至0.48 mm(降幅68.4%),MAE也仅为0.37 mm(降幅67.5%);对于月尺度的监测点ZG-118滑坡位移,本文模型同样具有较好的适用性。综上,相比于现有方法,本文模型具有跨时间尺度的性能优势,为库岸滑坡位移预测提供了新的技术途径。

3 讨 论

3.1 消融实验结果分析

为验证考虑滞后衰减效应的特征筛选策略对滑坡位移预测精度的有效性,本文设计两组消融实验:第一组实验剔除了考虑降雨滞后衰减效应的API特征,采用周期项位移数据进行实验(表7);第二组实验以白水河滑坡ZG-118数据为例,对比现有特征选择方法与本文提出的主控因子筛选策略,具体结果如表8所示。

由表7可知,去除API特征后的模型预测精度显著低于本文模型。以监测点*X*-05为例,在保留其他特征的前提下,移除API特征后的模型性能指标较本文方法均有所下降,其中,关键指标

表 5　*X*-05对比实验评估结果

Table 5　Evaluation Results of Comparative Experiments for *X*-05

模型	训练集				验证集				测试集			
	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE
本文模型	0.99	0.49	0.35	0.23	0.98	0.51	0.37	0.69	0.98	0.48	0.37	0.29
SVR	0.79	2.61	2.09	1.98	0.84	2.31	1.81	1.41	0.70	2.47	2.00	1.60
BPNN	0.89	1.87	1.69	1.20	0.88	1.97	1.83	0.73	0.89	1.78	1.58	1.52
BITCN-Attention	0.89	1.90	1.53	1.28	0.80	2.29	1.75	0.88	0.83	1.75	2.50	0.83
BIGRU-Attention	0.89	1.84	1.42	0.96	0.90	2.52	1.95	2.32	0.86	1.85	1.43	0.71
BITCN-BIGRU	0.94	1.36	1.05	1.01	0.92	1.50	1.12	0.54	0.91	1.52	1.14	1.02

表 6　ZG-118对比实验评估结果

Table 6　Evaluation Results of Comparative Experiments for ZG-118

模型	训练集				验证集				测试集			
	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE	R^2	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE
本文模型	0.98	3.72	3.41	0.19	0.99	4.12	4.03	0.21	0.98	4.44	4.31	0.20
SVR	0.91	11.21	8.44	0.51	0.96	7.41	6.23	0.16	0.72	19.00	11.01	0.47
BPNN	0.87	13.81	12.25	0.38	0.82	18.27	17.25	0.62	0.53	18.90	15.92	1.62
BITCN-Attention	0.97	7.15	5.23	0.24	0.93	2.90	2.63	0.26	0.72	8.45	7.41	0.35
BIGRU-Attention	0.94	8.58	6.14	0.35	0.98	4.84	4.35	0.13	0.96	10.14	8.01	0.19
BITCN-BIGRU	0.88	12.28	8.78	0.44	0.93	11.38	9.25	0.64	0.97	5.96	5.03	0.13

表 7　消融实验结果

Table 7　Results of Ablation Experiments

监测点	R^2	MAE/mm	RMSE/mm	MAPE
X-05(去API)	0.94	1.02	1.31	1.08
X-05	0.99	0.35	0.50	0.29
X-10(去API)	0.98	1.18	1.60	0.34
X-10	0.99	0.54	0.72	0.17
ZG-118(去API)	0.84	10.93	14.90	0.66
ZG-118	0.98	4.24	5.40	0.19

RMSE相对降幅达61.8%。该实验结果表明,融入API特征能够有效表征降雨滞后衰减效应的动态水文响应过程,显著增强模型对滑坡变形驱动机制的解释能力,从而验证了本文所提主控因子筛选策略在提升模型预测精度方面的有效性。

表8列出了现有研究利用不同模型得到的白水河滑坡预测结果,其中,SSSC(soft screening stopping criterion)为软筛分停止准则,EMD(empirical mode decomposition)为经验模态分解,*K*-Means为*K*均值聚类,FOA(fruit fly optimization algorithm)为果蝇优化算法,LSSVM(least squares support vector machine)为最小二乘支持向量机。由表8可知,文献[52]基于GRA和皮尔逊相关系数来解析降雨-库水位时滞效应机制,并考虑滑坡前期变形影响,构建了SSA-PSO-SVR模型,但预测精度低于本文模型。文献[23]和文献[53]同样顾及上述影响因素的时滞效应,通过GRA筛选主控因子后,分别建立了GRU和CNN-GRU-Attention模型,虽较前者精度有所提升,但由于单一GRA特征筛选方法难以捕捉多因子间的非线性交互作用,导致其RMSE分别达12.30 mm和17.25 mm。文献[32]虽然未充分考虑诱发因素的滞后性,但通过融合SSSC-EMD、*K*-Means和FOA-LSSVM等多算法,获得了RMSE为7.26 mm的较优结果。相比之下,本文模型充分顾及了降雨及库水位的滞后衰减作用,构建了一种融合多种特征筛选算法的主控因子筛选模型,并结合BITCN-BIGRU-Attention的优势,最终在测试集上取得RMSE为6.91 mm的结果,较现有最优模型[32]误差降低了4.82%,具有更好的适用性。

3.2　局限性分析

需要指出的是,本文所提模型在ZG-118监测点月尺度预测中仍有提升空间,主要源于两方面问题:(1)CEEMDAN分解对高频噪声敏感,导致出现趋势项分解的模态混叠效应,进而导致周期性波动残留。(2)月尺度样本量仅48个月,其稀疏性加剧噪声干扰,削弱了模型对阶跃期关键周期特征的捕捉能力。此外,本文模型本身亦存在局限性:(1)模型主要通过API等因子间接表征

表8 不同特征筛选方法对白水河滑坡ZG-118预测精度的结果比较

Table 8 Comparison of Prediction Accuracy for ZG-118 at Baishuihe Landslide Using Different Feature Selection Methods

模型	R^2	RMSE/mm	特征选择方法
SSA-PSO-SVR[52]	0.99	17.80	GRA+皮尔逊相关系数
(SSSC-EMD)-*K*-Means-(FOA-LSSVM)[32]	0.98	7.26	GRA
GRU[23]	0.98	12.30	GRA
CNN-GRU-Attention[53]	0.98	17.25	GRA
BITCN-Attention	0.97	7.00	
BIGRU-Attention	0.95	8.40	主控因子
BITCN-BIGRU	0.90	11.60	筛选策略
本文模型	0.99	6.91	

水文作用,未显式引入岩土体本构方程,对变形内在物理过程(如孔隙水压力传递、有效应力变化)的刻画深度有限,可能影响模型在极端工况或地质条件显著差异区域的物理可解释性和外推能力;(2)模型性能依赖于监测点数据的质量和连续性,在传感器布设稀疏或监测历史较短区域的适用性受限。

针对数据噪声、样本稀疏及模型物理机制表征不足的问题,后续研究将采取以下优化路径:首先,优化信号分解与去噪流程,如采用多元EMD结合小波去噪与卡尔曼滤波技术。然后,融合合成孔径雷达干涉测量形变监测等遥感数据,并改进模型训练策略,即通过设计多目标损失函数平衡误差类型影响,以及利用日尺度数据进行预训练,并通过领域自适应迁移至月尺度数据以缓解样本稀疏问题。最后,进一步基于岩土体本构方程,深入探索影响因子对库岸滑坡变形的内在响应机制,将渗流模型等物理约束嵌入深度学习框架,增强模型预测结果的物理可解释性,推动物理-数据双驱动库岸滑坡位移预测研究取得进展。

4 结 语

本文针对现有研究未充分顾及降雨-库水位滞后衰减效应及跨尺度模型适用性不足的问题,构建了一种新的库岸滑坡位移动态预测模型,通过在三峡库区不同时间尺度的新铺滑坡和白水河滑坡实测数据开展对比测试,验证了本文模型的有效性。主要结论如下:

1)针对库岸滑坡位移的滞后衰减效应,本文引入考虑降雨后土壤水分的动态消耗过程的API作为滑坡降雨关键特征,并将其应用于不同时间尺度滑坡位移预测研究中。结果表明,相比于未引入API降雨特征的模型,基于本文模型在监测点ZG-118和*X*-05、*X*-10周期项位移预测中,RMSE分别为5.40 mm、0.50 mm和0.72 mm,精度分别提高了63.8%和61.8%、55.0%。

2)针对单一特征筛选方法的局限性,本文融合过滤式、嵌入式和包裹式方法的优势,提出一种RFECV-XGBoost-CART-MIC的因子筛选策略。实验结果表明,该策略能有效识别降雨-库水位滞后耦合作用中的主控因子,同时剔除消极及冗余特征,在降低输入模型维度的同时提高了预测精度。

3)与现有模型专注于滑坡位移序贯特性不同,本文采用BITCN提取高维动态空间特征,并结合BIGRU有效捕捉历史数据中的时间相关性。此外,引入注意力模块提取数据多变量耦合复杂特征,有效解决了现有模型易出现过拟合的问题。以日尺度*X*-10监测点和月尺度ZG-118监测点周期项测试集为例,其R^2、RMSE分别为0.98、0.79 mm和0.98、4.44 mm,预测精度较高,表明本文模型能够准确捕捉并学习不同时间尺度库岸滑坡位移的长期动态演化特征,可有效提高库岸滑坡位移的预测精度。

参 考 文 献

[1] MA Z J, MEI G. Forecasting Landslide Deformation by Integrating Domain Knowledge into Interpretable Deep Learning Considering Spatiotemporal Correlations [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 17(2): 960-982.

[2] 李松林, 许强, 汤明高, 等. 三峡库区滑坡空间发育规律及其关键影响因子[J]. 地球科学, 2020, 45(1): 341-354.
LI Songlin, XU Qiang, TANG Minggao, et al. Study on Spatial Distribution and Key Influencing Factors of Landslides in Three Gorges Reservoir Area [J]. *Earth Science*, 2020, 45(1): 341-354.

[3] 刘艺梁, 申高伟, 樊西丰, 等. 基于VMD-SSA-LSSVM考虑时滞效应的库岸滑坡位移预测[J]. 工程地质学报, 2026, 34(2): 657-672.
LIU Yiliang, SHEN Gaowei, FAN Xifeng, et al. Displacement Prediction of Reservoir Landslides Considering Time Lag Effects Based on VMD-SSA-LSSVM [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2026, 34(2): 657-672.

[4] 杜岩, 宁利泽, 谢谟文, 等. 考虑时间滞后效应的库岸滑坡位移预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1347-1355.

DU Yan, NING Lize, XIE Mowen, et al. A Prediction Model of Landslide Displacement in Reservoir Area Considering Time Lag Effect[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1347-1355.

[5] WANG Y K, TANG H M, HUANG J S, et al. A Comparative Study of Different Machine Learning Methods for Reservoir Landslide Displacement Prediction[J]. *Engineering Geology*, 2022, 298: 106544.

[6] YANG B B, YIN K L, LACASSE S, et al. Time Series Analysis and Long Short-Term Memory Neural Network to Predict Landslide Displacement[J]. *Landslides*, 2019, 16(4): 677-694.

[7] CAO Y, YIN K L, ALEXANDER D E, et al. Using an Extreme Learning Machine to Predict the Displacement of Step-Like Landslides in Relation to Controlling Factors[J]. *Landslides*, 2016, 13(4): 725-736.

[8] DU H, SONG D Q, CHEN Z, et al. Prediction Model Oriented for Landslide Displacement with Step-Like Curve by Applying Ensemble Empirical Mode Decomposition and the PSO-ELM Method[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 270: 122248.

[9] LIAN C, ZENG Z G, YAO W, et al. Displacement Prediction of Landslide Based on PSOGSA-ELM with Mixed Kernel[C]//The 6th International Conference on Advanced Computational Intelligence, Hangzhou, China, 2013.

[10] 廖康, 吴益平, 李麟玮, 等. 基于时间序列与GWO-ELM模型的滑坡位移预测[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(3): 619-626.
LIAO Kang, WU Yiping, LI Linwei, et al. Displacement Prediction Model of Landslide Based on Time Series and GWO-ELM[J]. *Journal of Central South University* (*Science and Technology*), 2019, 50(3): 619-626.

[11] 陈力, 丁雨淋, 朱庆, 等. 基于元学习的广域范围滑坡易发性小样本预测[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(8): 1367-1376.
CHEN Li, DING Yulin, ZHU Qing, et al. Few-Shot Prediction of Landslide Susceptibility Based on Meta-Learning Paradigm[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1367-1376.

[12] 彭令, 牛瑞卿, 吴婷. 时间序列分析与支持向量机的滑坡位移预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, 47(9): 1672-1679.
PENG Ling, NIU Ruiqing, WU Ting. Time Series Analysis and Support Vector Machine for Landslide Displacement Prediction[J]. *Journal of Zhejiang University* (*Engineering Science*), 2013, 47(9): 1672-1679.

[13] ZHOU C, YIN K L, CAO Y, et al. Application of Time Series Analysis and PSO-SVM Model in Predicting the Bazimen Landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. *Engineering Geology*, 2016, 204: 108-120.

[14] MA J W, NIU X X, TANG H M, et al. Displacement Prediction of a Complex Landslide in the Three Gorges Reservoir Area (China) Using a Hybrid Computational Intelligence Approach[J]. *Complexity*, 2020, 2020(1): 2624547.

[15] GUO Z Z, CHEN L X, GUI L, et al. Landslide Displacement Prediction Based on Variational Mode Decomposition and WA-GWO-BP Model [J]. *Landslides*, 2020, 17(3): 567-583.

[16] ZHANG Y G, TANG J, LIAO R P, et al. Application of an Enhanced BP Neural Network Model with Water Cycle Algorithm on Landslide Prediction [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2021, 35(6): 1273-1291.

[17] NIU H T. Smart Safety Early Warning Model of Landslide Geological Hazard Based on BP Neural Network[J]. *Safety Science*, 2020, 123: 104572.

[18] WU L Z, ZHOU J T, ZHANG H, et al. Time Series Analysis and Gated Recurrent Neural Network Model for Predicting Landslide Displacements[J]. *Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards*, 2024, 18(1): 172-185.

[19] ZHAO X, CHEN W, TSANGARATOS P, et al. Landslide Susceptibility Evaluation by Spatial Data-Driven Technology Under Different Resolutions of the Slope Units[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2025, 84(21): 645.

[20] LI Z Z, CHEN J P, CAO C, et al. Enhancing Long-Term Prediction of Non-Homogeneous Landslides Incorporating Spatiotemporal Graph Convolutional Networks and InSAR[J]. *Engineering Geology*, 2025, 347: 107917.

[21] MENG Y D, QIN Y, CAI Z L, et al. Dynamic Forecast Model for Landslide Displacement with Step-Like Deformation by Applying GRU with EMD and Error Correction[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2023, 82(6): 211.

[22] LI Y B, HU X L, ZHANG H Y, et al. Displacement Prediction and Failure Mechanism Analysis of Rainfall-Induced Colluvial Landslides[J]. *Journal of Hydrology*, 2025, 660: 133361.

[23] 罗祎沅, 蒋亚楠, 许强, 等. 基于最优分解模态和GRU模型的库岸滑坡位移预测研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(5): 702-709.
LUO Huiyuan, JIANG Yanan, XU Qiang, et al. Displacement Prediction of Reservoir Bank Land-

slide Based on Optimal Decomposition Mode and GRU Model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(5): 702-709.

[24] 许江波, 侯鑫敏, 吴雄, 等. 基于MIC-XGBoost-LSTM模型的边坡位移预测研究[J]. 中国公路学报, 2024, 37(10): 38-48.
XU Jiangbo, HOU Xinmin, WU Xiong, et al. Slope Displacement Prediction Using MIC-XGBoost-LSTM Model[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2024, 37(10): 38-48.

[25] 陈朗, 陈娱, 何俊霖, 等. 基于前期累积降雨和高斯过程回归模型的滑坡位移预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2024, 43(S1): 3491-3497.
CHEN Lang, CHEN Yu, HE Junlin, et al. Prediction of Landslide Displacement Based on Previous Cumulative Rainfall and Gaussian Process Regression Model[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2024, 43(S1): 3491-3497.

[26] 任帅, 纪元法, 孙希延, 等. 基于改进灰狼优化与支持向量回归的滑坡位移预测[J]. 计算机应用, 2024, 44(3): 972-982.
REN Shuai, JI Yuanfa, SUN Xiyan, et al. Prediction of Landslide Displacement Based on Improved Grey Wolf Optimizer and Support Vector Regression[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(3): 972-982.

[27] GE Q, WANG J Y, LIU C, et al. Integrating Feature Selection with Machine Learning for Accurate Reservoir Landslide Displacement Prediction[J]. *Water*, 2024, 16(15): 2152.

[28] SONG K L, YANG H Q, LIANG D, et al. Step-Like Displacement Prediction and Failure Mechanism Analysis of Slow-Moving Reservoir Landslide[J]. *Journal of Hydrology*, 2024, 628: 130588.

[29] 王佳, 朱鸿鹄, 叶霄, 等. 考虑时滞效应的库区滑坡位移预测: 以新铺滑坡为例[J]. 工程地质学报, 2022, 30(5): 1609-1619.
WANG Jia, ZHU Honghu, YE Xiao, et al. Prediction of Reservoir Landslide Displacements Considering Time Lag Effect: A Case Study of the Xinpu Landslide in the Three Gorges Reservoir Area, China[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(5): 1609-1619.

[30] 黄观文, 王家兴, 杜源, 等. 顾及降雨及库水位因素的滑坡时滞分析与预测: 以三峡库区新铺滑坡为例[J]. 地球科学与环境学报, 2021, 43(3): 621-631.
HUANG Guanwen, WANG Jiaxing, DU Yuan, et al. Time-Delay Analysis and Prediction of Landslide Considering Precipitation and Reservoir Water Level: A Case Study of Xinpu Landslide in Three Gorges Reservoir Area, China[J]. *Journal of Earch Sciences and Environment*, 2021, 43(3): 621-631.

[31] 黄晓虎, 雷德鑫, 夏俊宝, 等. 降雨诱发滑坡阶跃型变形的预测分析及应用[J]. 岩土力学, 2019, 40(9): 3585-3592.
HUANG Xiaohu, LEI Dexin, XIA Junbao, et al. Forecast Analysis and Application of Stepwise Deformation of Landslide Induced by Rainfall[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2019, 40(9): 3585-3592.

[32] 张凯, 张科, 保瑞, 等. 基于优化经验模态分解和聚类分析的滑坡位移智能预测研究[J]. 岩土力学, 2021, 42(1): 211-223.
ZHANG Kai, ZHANG Ke, BAO Rui, et al. Intelligent Prediction of Landslide Displacements Based on Optimized Empirical Mode Decomposition and *K*-Mean Clustering[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2021, 42(1): 211-223.

[33] JIANG Y N, ZHENG L F, XU Q, et al. Deformation Mechanism-Assisted Deep Learning Architecture for Predicting Step-Like Displacement of Reservoir Landslide[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 133: 104121.

[34] 徐满, 张冬梅, 余想, 等. 基于多重分形的改进GRU滑坡位移预测模型[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(7): 1407-1416.
XU Man, ZHANG Dongmei, YU Xiang, et al. Improved GRU Landslide Displacement Prediction Model Based on Multifractal[J]. *Journal of Zhejiang University* (*Engineering Science*), 2024, 58(7): 1407-1416.

[35] ZHANG D D, CHEN B A, ZHU H Y, et al. Short-Term Wind Power Prediction Based on Two-Layer Decomposition and BiTCN-BiLSTM-Attention Model[J]. *Energy*, 2023, 285: 128762.

[36] LÜ J C, ZHANG R, BAO X, et al. Time-Series InSAR Landslide Three-Dimensional Deformation Prediction Method Considering Meteorological Time-Delay Effects[J]. *Engineering Geology*, 2025, 350: 107986.

[37] 许强, 彭大雷, 范宣梅, 等. 甘肃积石山Ms 6.2地震触发青海中川乡液化型滑坡-泥流特征与成因机理[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(2): 207-222.
XU Qiang, PENG Dalei, FAN Xuanmei, et al. Preliminary Study on the Characteristics and Initiation Mechanism of Zhongchuan Flowslide Due to Liquefaction Triggered by the Ms 6.2 Jishishan Earthquake in Gansu Province[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(2): 207-222.

[38] 王锡斐. 基于深度学习的降雨诱发型滑坡形变预测研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2021.

WANG Xifei. Prediction of Rainfall-Induced Landslide Deformation Based on Deep Learning[D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2021.

[39] CROZIER M J, EYLES R J. Assessing the Probability of Rapid Mass Movement[C]//The 3rd Australia-New Zealand Conference on Geomechanics, Wellington, New Zealand, 1980.

[40] FEDORA M A, BESCHTA R L. Storm Runoff Simulation Using an Antecedent Precipitation Index (API) Model[J]. *Journal of Hydrology*, 1989, 112(1/2): 121-133.

[41] 李杨. 库水位-降雨作用下三峡新铺滑坡预测预警技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2023.
LI Yang. Study on the Prediction and Early Warning Technology of Xinpu Landslide in Three Gorges Under the Action of Reservoir Water Level and Rainfall[D]. Xi'an: Chang'an University, 2023.

[42] YANG B B, LIU Z Q, LACASSE S, et al. Spatio-temporal Deformation Characteristics of Outang Landslide and Identification of Triggering Factors Using Data Mining[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2024, 16(10): 4088-4104.

[43] LING X, MING D P, ZHANG Z, et al. Revealing the Causal Response in Landslide Hydrology with MT-InSAR and Spatial-temporal CCM: A Case Study in Jinsha River[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2025, 188: 106434.

[44] 刘瑞阳, 许强, 蒲川豪, 等. 湖南资兴市 2024 年 7 月台风"格美"诱发滑坡特征及其地质控制作用[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250027.
LIU Ruiyang, XU Qiang, PU Chuanhao, et al. Characteristics of Landslides Induced by Typhoon "Gaemi" in Zixing, Hunan, July 2024, and Their Geological Control[J/OL]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025. https://doi.org/10.13203/j.whugis20250027.

[45] 常家康, 吕宁, 詹跃东. 基于 XGBoost-RFECV 算法和 LSTM 神经网络的 PEMFC 剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1): 126-133.
CHANG Jiakang, LÜ Ning, ZHAN Yuedong. Prediction of PEMFC Remaining Life Based on XGBoost-RFECV Algorithm and LSTM Neural Network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(1): 126-133.

[46] HONG J T, HAN S, YAN J, et al. Dual-Path Frequency Mamba-Transformer Model for Wind Power Forecasting[J]. *Energy*, 2025, 332: 137225.

[47] 席磊, 王文卓, 白芳岩, 等. 基于最大信息系数-双层置信极端梯度提升树的电网虚假数据注入攻击定位检测[J]. 电网技术, 2025, 49(2): 824-833.
XI Lei, WANG Wenzhuo, BAI Fangyan, et al. Grid False Data Injection Attack Localization Detection Based on MIC-Double-Deck Confidence XGBoost Tree[J]. *Power System Technology*, 2025, 49(2): 824-833.

[48] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey Wolf Optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.

[49] 陈龙, 李厚芝, 陈欢, 等. 新铺滑坡变形演化特征及成因机制分析[J]. 工程地质学报, 2025, 33(4): 1388-1401.
CHEN Long, LI Houzhi, CHEN Huan, et al. Analysis of Deformation Evolution Characteristics and Formation Mechanism of Xinpu Landslide[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2025, 33(4): 1388-1401.

[50] 武生辉, 仝德富, 苏爱军, 等. 新铺下二台滑坡变形机制及中长期预报模型[J]. 地质科技通报, 2022, 41(6): 35-44.
WU Shenghui, TONG Defu, SU Aijun, et al. Deformation Mechanism and Medium- and Long-Term Landslide Prediction Model of Xinpu Xia'ertai Landslide[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2022, 41(6): 35-44.

[51] JIANG Y N, LIAO L, LUO H Y, et al. Multi-scale Response Analysis and Displacement Prediction of Landslides Using Deep Learning with JTFA: A Case Study in the Three Gorges Reservoir, China[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(16): 3995.

[52] XIANG X K, XIAO J F, WEN H J, et al. Prediction of Landslide Step-Like Displacement Using Factor Preprocessing-Based Hybrid Optimized SVR Model in the Three Gorges Reservoir, China[J]. *Gondwana Research*, 2024, 126: 289-304.

[53] ZAI D Z, PANG R, XU B, et al. A Novel Data-Driven Hybrid Intelligent Prediction Model for Reservoir Landslide Displacement[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2024, 83(12): 493.