第 72 卷 第 5 期
2026 年 10 月

武汉大学学报(理学版)
J. Wuhan Univ. (Nat. Sci. Ed.)

Vol. 72 No. 5
Oct. 2026,627~637

DOI: 10.14188/j.1671-8836.2026.0002

基于 ARIMA-iTransformer 混合模型的库岸滑坡位移高精度预测

蒋亚楠[1,2],杨佳凯[2],廖　露[3],汤明高[1],朱　星[1]

1. 成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护全国重点实验室,四川 成都 610059;
2. 成都理工大学 地球与行星科学学院,四川 成都 610059;
3. 四川测绘地理信息局 测绘技术服务中心,四川 成都 610081

收稿日期:2026-01-02
基金项目:国家自然科学基金(42304042);四川省自然科学基金重点项目(2026NSFSCZY0024);大地测量与地球动力学国家重点实验室开放基金(SKLGED2021-5-6)
第一作者:蒋亚楠,女,教授,博士生导师,主要从事地质灾害早期识别与监测预警研究。E-mail:jiangyanan@cdut.edu.cn

摘　要:受库水位波动和降雨等因素影响,三峡库区库岸滑坡多呈现周期性阶跃位移特征,其复杂的变形机理及滞后效应致使滑坡预警预报面临重大挑战。为实现库岸滑坡位移的高精度预测,提出一种自回归差分移动平均(ARIMA)与维度倒置嵌入 Transformer的混合库岸滑坡位移预测模型 ARIMA-iTransformer。利用灰狼优化算法(GWO)与变分模态分解(VMD)对原始监测数据进行分解,引入交叉小波变换(XWT)提取滑坡位移与影响因子间的动态响应特征与时滞关系,并结合灰色关联分析(GRA)构建模型输入特征。联合 ARIMA 与 iTransformer构建滑坡位移混合模型,并以白水河滑坡为例开展实验验证。结果表明:iTransformer模型在预测精度上显著优于对比模型;ARIMA-iTransformer混合预测模型累积位移预测值的均方根误差(RMSE)为 7.686 mm,平均绝对误差(MAE)为 5.544 mm,决定系数(R^2)为 0.997,表现出良好的精度与稳定性,为滑坡位移预测提供了有效方法和科学依据。

关　键　词:库岸滑坡位移预测;滑坡位移机理;时滞关系;交叉小波变换(XWT);iTransformer;自回归差分移动平均(ARIMA)
中图分类号:P642.22;TP183　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1671-8836(2026)05-0627-11

High-Precision Displacement Prediction of Reservoir Bank Landslides Based on ARIMA-iTransformer Hybrid Model

JIANG Yanan[1,2], YANG Jiakai[2], LIAO Lu[3], TANG Minggao[1], ZHU Xing[1]

1. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, Sichuan, China;
2. School of Earth and Planetary Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, Sichuan, China;
3. Surveying and Mapping Technology Service Center, Sichuan Bureau of Surveying, Mapping, and Geoinformation, Chengdu 610081, Sichuan, China

Abstract: Affected by reservoir water level fluctuations, rainfall and other factors, most landslides along the Three Gorges Reservoir bank exhibit the characteristics of periodic step-wise sliding. Their complex displacement mechanisms and lag effects pose significant challenges to landslide early warning and forecasting. To achieve high-precision prediction of landslide displacement, this paper proposed a hybrid prediction model for reservoir bank landslide displacement combining the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Transformer with dimension-invert embedding (iTransformer). The Grey Wolf Optimizer (GWO), Variational Mode Decomposition (VMD) and Cross Wavelet Transform (XWT) were introduced to extract the

引用格式:蒋亚楠,杨佳凯,廖露,等. 基于ARIMA-iTransformer混合模型的库岸滑坡位移高精度预测[J]. 武汉大学学报(理学版),2026,72(5):627-637. DOI:10.14188/j.1671-8836.2026.0002.
JIANG Yanan, YANG Jiakai, LIAO Lu, *et al*. High-Precision Displacement Prediction of Reservoir Bank Landslides Based on ARIMA-iTransformer Hybrid Model [J]. *J Wuhan Univ (Nat Sci Ed)*, 2026, 72(5): 627-637. DOI: 10.14188/j.1671-8836.2026.0002(Ch).

response characteristics and time-lag relationships between landslide displacement and influencing factors, and the input features of the model were constructed in combination with Grey Relational Analysis (GRA). The Baishuihe landslide was taken as an example for experimental verification. The results indicate that the iTransformer model significantly outperforms the comparison model in terms of prediction accuracy; the root mean square error (RMSE) of the hybrid prediction model cumulative displacement prediction is 7.686 mm, the mean absolute error (MAE) is 5.544 mm, and the coefficient of determination (R^2) is 0.997. The model exhibits excellent prediction accuracy and stability, which provides an effective method for landslide displacement prediction.

Key words: reservoir bank landslide displacement prediction; landslide displacement mechanism; time-lag relationship; Cross Wavelet Transform (XWT); iTransformer; Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

0 引 言

受库水位周期性涨落与降雨入渗等因素的持续影响,库区滑坡表现出长期的阶跃式位移特征[1]。因此,开展滑坡位移的特征分析与精准预测,对库区防灾、减灾及生态保护具有重要意义[2]。随着智能化测绘的发展,全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)监测数据与深度学习模型相结合的方式,如长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络[3]、门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)[4]等模型[5-8],已广泛应用于滑坡位移的预测研究。然而,此类循环神经网络受其链式结构的影响,难以捕获长时序的依赖关系,且在深层网络训练过程中易出现梯度消失或爆炸问题[9-10]。

2017年,谷歌研究团队提出Transformer模型,通过自注意力机制学习序列的长期依赖关系,有效避免了梯度传播问题,在自然语言处理领域效果显著[11]。但将Transformer模型应用于时间序列预测时,原始Transformer的嵌入层(Embedding)并不适用于序列的特征提取[12]。在此基础上,研究人员通过改进注意力机制或融合其他模块,使其适用于复杂的滑坡时序建模[13-14]。但此类Transformer变体模型的特征提取方式容易忽略不同变量间的物理关联,难以充分学习以变量为中心的非线性特征。Liu等[15]提出iTransformer模型,通过维度倒置嵌入改变了Transformer的建模视角。在时间维度上,iTransformer模型将每个变量对应的完整时间序列分别嵌入独立的结构单元(token),利用嵌入层进行时序信息的特征提取。在变量维度上,iTransformer模型通过自注意力机制建模多变量间的关联,增强了不同变量在注意力映射中的有效性,在电力、气象以及交通预测等公共数据集上取得了较好的效果。目前,尚未有将iTransformer模型应用于滑坡位移预测这一具有强非线性、多因素耦合特征的地质灾害时序建模场景。

本文提出一种自回归差分移动平均(Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)[16]与iTransformer混合的库岸滑坡位移预测模型。通过对原始滑坡位移序列与影响因子进行分解,得到代表不同物理特征的分量,进而研究了影响因子与位移间的响应特征及时滞关系,筛选并构建了iTransformer模型的关键输入变量。最后,结合ARIMA模型对趋势项位移预测的优势,构建ARIMA-iTransformer混合模型,实现了对库岸滑坡位移的高精度预测。

1 滑坡位移预测方法

1.1 模型预测框架

基于滑坡位移预测模型[5],采用灰狼优化(Grey Wolf Optimizer, GWO)算法[17]优化变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)[18]的参数,将滑坡监测点累积位移序列分解为趋势项、周期项和随机项,将影响因子(降雨、库水位)分解为低频分量和高频分量。其中,随机项和高频分量代表噪声序列,不参与模型训练。结合交叉小波变换(Cross Wavelet Transform, XWT)[19-20]分析外界因素对监测点周期项位移的影响与时滞关系,并借助灰色关联分析(Grey Relational Analysis, GRA)[21]筛选关键影响因子作为iTransformer模型的输入,实现周期项位移的预测,再利用ARIMA模型拟合趋势项位移并预测。最后,将趋势项和周期项预测结果相加得到累积位移值,进一步通过位移真值评估模型预测误差,并选取不同时序预测模型进行对比分析,模型预测框架的具体流程如图1所示。

1.2 变分模态分解

VMD是一种处理非线性和非平稳信号的自适应分解方法,能够将时间序列分解成不同频率的模态分量(intrinsic mode function, IMF)。根据滑坡位移加法模型,在分解滑坡位移时设置分解个数$k=3$,

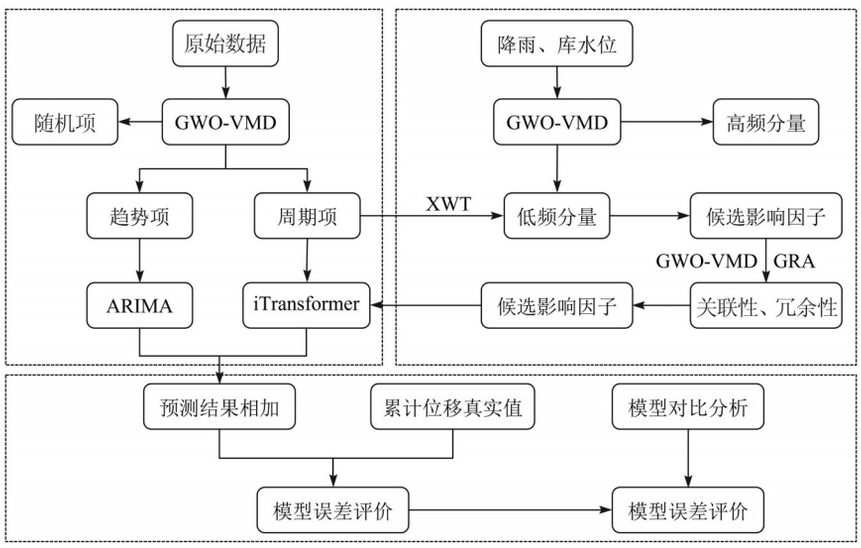


图1　滑坡位移预测流程

Fig. 1　Landslide displacement prediction process

分解外界因素时设置$k=2$,其约束变分表达式为：

$$\min_{\{u_k\},\{\omega_k\}}\left\{\sum_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right\},\ \sum_k u_k=x_t \tag{1}$$

式中：u_k为模态分量；ω_k代表中心频率；t为时间步；∂_t为时间一阶导数；$\delta(t)$为狄拉克函数；$*$表示卷积运算符；j表示虚数单位；x_t为原始信号；$\|\cdot\|_2^2$为二范数平方。

将上述求解问题转变为非约束变分问题。引入Lagrange乘子λ和分解参数ε,得到增广Lagrange表达式：

$$\begin{aligned}L(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=&\\ \varepsilon\sum_k\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2+&\\ \left\|x(t)-\sum_k u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),x(t)-\sum_k u_k(t)\right\rangle&\end{aligned} \tag{2}$$

式中：L为Lagrange函数。由于ε的经验值适用于$k>3$的情况,本文使用Shannon熵作为适应度函数,借助GWO搜寻无约束模型鞍点得到最优分解参数,从而将频谱混叠的信号分离为不同中心频率的模态分量。

1.3　交叉小波变换

交叉小波变换是一种用于分析两个时间序列X_n和Y_n在时频空间中能量共振和协方差分布规律的信号处理方法。X_n和Y_n的XWT被定义为$W^{XY}=W^X W^{Y*}$。其中,$*$表示复共轭。定义$|W^{XY}|$代表功率,P_k^X和P_k^Y分别代表X_n和Y_n的背景功率谱,那么XWT的理论分布可以表示为：

$$D\left[\frac{\left|W_n^X(s)W_n^{Y*}(s)\right|}{\sigma_X\sigma_Y}<p_{\mathrm{sig}}\right]=\frac{Z_v(p_{\mathrm{sig}})}{v}\sqrt{P_k^X P_k^Y} \tag{3}$$

式中：$D[\cdot]$表示概率分布；$W_n^X(s)$代表X_n在时间点n、尺度s下的连续小波变换系数；$W_n^{Y*}(s)$代表Y_n在时间点n、尺度s下连续小波变换系数的复共轭；σ_X和σ_Y分别为时间序列X_n和Y_n的标准差；p_{sig}为显著性水平阈值；$Z_v(p_{\mathrm{sig}})$表示自由度为v时,对应显著性水平p的临界值。XWT的相位角a_m定义为：

$$a_m=\arg(X,Y)=\arg\left[\sum_{i=1}^N\cos a_i,\sum_{i=1}^N\sin a_i\right] \tag{4}$$

式中：$a_i(i=1,2,\cdots,N)$表示小波变换时域上的单个相位角。

小波相位角的标准差S定义为：

$$S=\sqrt{-2\ln\left(\frac{\sqrt{X^2+Y^2}}{N}\right)} \tag{5}$$

1.4　ARIMA模型

ARIMA模型能够有效捕捉滑坡趋势项序列中的自相关性与非平稳特征。通过对原始序列进行差分变换(d阶),可将其转化为平稳序列,进而利用自回归(p阶)与移动平均(q阶)提取位移演化的统计规律,其公式定义为：

$$\left(1-\sum_{i=1}^p\phi_i M^i\right)(1-M)^d X_t=\left(1+\sum_{i=1}^q\theta_i M^i\right)\tau_t \tag{6}$$

式中：X_t为一组时间序列；p为自回归阶数；d为差分次数；q为滑动平均阶数；M为滞后算子；ϕ_i为自回归部分的系数；θ_i为移动平均部分的系数；τ_t为残差。

1.5 iTransformer模型

iTransformer是一种基于多头自注意力机制的时间序列预测模型,采用仅编码器的Transformer架构。如图2(a)所示,该模型采用维度倒置嵌入的策略,将滑坡周期项位移和影响因子所对应的时间序列视为独立结构单元,借助多头自注意力机制实现周期项位移与影响因子间的权重关系建模,从而捕捉跨变量的依赖关系。模型进一步结合层归一化与前馈网络模块,学习具有物理意义的非线性特征,最终通过投影层的维度映射输出滑坡周期项位移的预测结果。

假设滑坡周期项位移时间序列 $X=\{x_1,\cdots,x_T\}\in\mathbf{R}^{T\times N}$,$T$为时间步长(以月为间隔),$N$为输入变量的个数,预测未来$S$时间步长的周期项位移序列 $Y=\{x_{T+1},\cdots,x_{T+S}\}\in\mathbf{R}^{S\times N}$,那么iTransformer模型的推理公式可表示为:

$$h_n^0=\mathrm{Embedding}(X_{:,n}) \tag{7}$$

$$H^{l+1}=\mathrm{TrmBlock}(H^l),\ l=0,\cdots,L-1 \tag{8}$$

$$\hat{Y}_{:,n}=\mathrm{Projection}(h_n^L) \tag{9}$$

式中:$X_{:,n}$为以n为索引的变量输入序列;$\hat{Y}_{:,n}$为以n为索引的变量预测序列;$H=\{h_1,\cdots,h_n\}\in\mathbf{R}^{N\times D}$,包含$N$个$D$维的嵌入标记,上标$l$表示层索引;Embedding:$\mathbf{R}^T\to\mathbf{R}^D$,Projection:$\mathbf{R}^D\to\mathbf{R}^S$由多层感知机(multilayer perceptron,MLP)实现。由嵌入层得到的多变量特征通过自注意力机制交互关联,并由TrmBlock中的前馈网络独立处理,其模型结构如图2(b)所示。

1.6 精度评价指标

在滑坡位移预测中,通常采用均方根误差(Root Mean Squared Error,RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)与决定系数(Coefficient of Determination,R^2)评价模型精度,计算公式为:

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N_\mathrm{f}}\sum_{i=1}^{N_\mathrm{f}}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{10}$$

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{N_\mathrm{f}}\sum_{i=1}^{N_\mathrm{f}}|y_i-\hat{y}_i| \tag{11}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{N_\mathrm{f}}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N_\mathrm{f}}(y_i-\bar{y})^2} \tag{12}$$

式中:y_i为i时刻的实测值;$\hat{y}_i$为i时刻预测值;$\bar{y}$为所有时刻实测值的平均值;N_f为总预测步长。

2 白水河滑坡概况

2.1 工程地质概况

白水河滑坡地处湖北省秭归县,距离三峡大坝约56 km,地形南高北低,呈阶梯状延伸至长江边,岩层倾斜角度为15°,为单一倾斜的顺向坡[7]。滑坡的后缘以岩土分界面为标志,高程约410 m,前缘高程约70 m,总体积约1.2×10^7 m^3,是一处规模庞大的松散堆积层古滑坡体[8]。其上布设有11个GNSS监测点(图3),根据监测点的累积位移,将滑坡分为预警区和非预警区。预警区内布设有监测点XD-01、XD-02、XD-03、XD-04、ZG93和ZG118,非预警区内布设有监测点ZG91、ZG92、ZG94、ZG119和ZG120[13]。由于非预警区内监测点累积位移较小,且处于相对稳定状态,本文仅对预警区内的ZG93和ZG118监测点进行位移演化特征分析与模型预测验证。

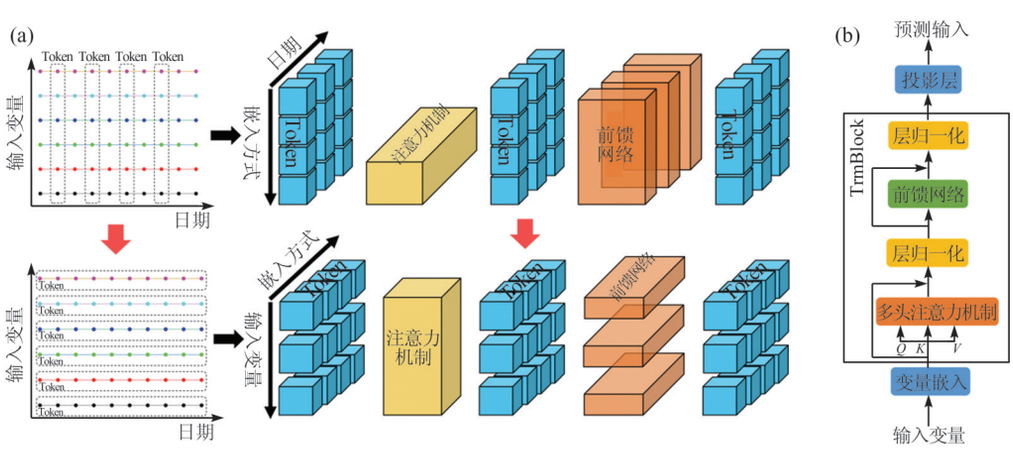


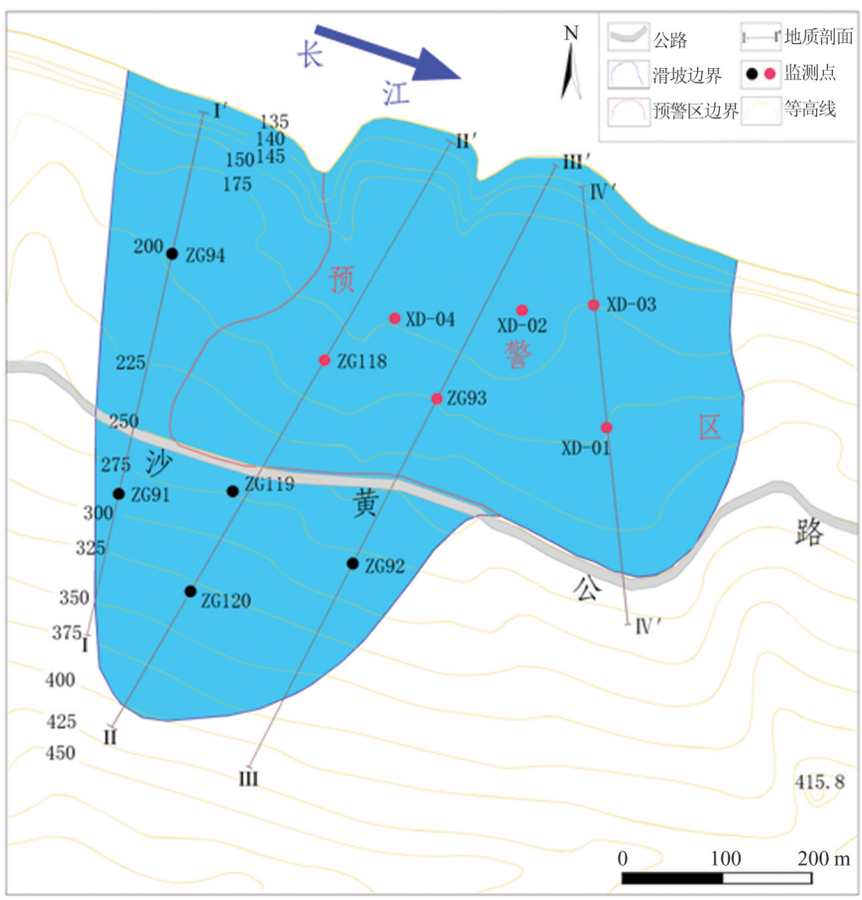
图2 (a)Transformer嵌入方式倒置前后对比;(b)模型结构

Fig. 2 (a) Comparison of Transformer embedding methods before and after inversion; (b) Model structure

2.2　位移监测数据

本文收集到白水河滑坡2003年7月—2018年12月的监测点位移及同期降雨量、库水位数据（国家冰川冻土沙漠科学数据中心），以月为间隔共计186组。由于蓄水后期库水位升高，监测点XD-01、XD-02、XD-03和XD-04被库水淹没，监测数据不完整。因此，本文选取监测点ZG93进行滑坡位移特征演化分析及模型预测，监测点ZG118则用于验证模型的通用性。监测点ZG93和ZG118的累积位移与降雨量、库水位的变化关系如图4所示。

为便于分析，根据库水位在不同时期的高程数据（国家冰川冻土沙漠科学数据中心，http://www.



4条连线代表所布设监测点的地质剖面位置

图3　白水河滑坡平面及GNSS监测点分布

Fig. 3　Plan of Baishuihe landslide and distribution of GNSS monitoring points

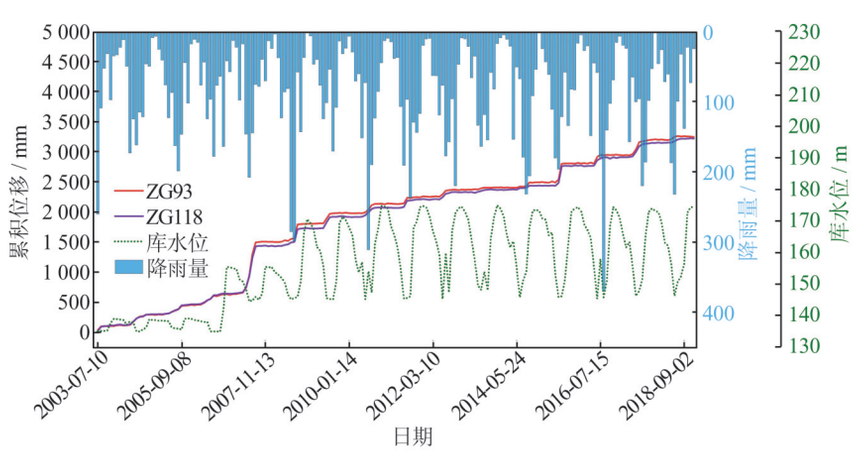


图4　ZG93和ZG118的滑坡累积位移、库水位及降雨量监测数据

Fig. 4　Monitoring data of cumulative displacement, reservoir water level and rainfall of the landslide for landslides ZG93 and ZG118

crensed.ac.cn)将累积位移监测数据分为4个阶段,结果见表1。

表1 白水河滑坡累积位移阶段划分

Table 1 Stage division of cumulative displacement for Baishuihe landslide

阶段	年/月	水位高程/m
第一阶段	2003/7—2006/10	135～140
第二阶段	2006/11—2008/10	140～155
第三阶段	2008/11—2010/10	155～170
第四阶段	2010/11—2018/12	170～175

3 滑坡位移与影响因子的响应关系

3.1 滑坡趋势项位移特征分析

监测点ZG93累积位移与影响因子(降雨量和库水位)的分解结果如图5所示。可知,ZG93趋势项位移从2003年7月的80 mm增至2018年12月的3 253 mm,位移曲线单调递增。其演化过程反映了三峡库区库岸滑坡在地质结构与水文因素共同作用下的趋势性位移,规律性较强[13]。

相对而言,周期项位移主要受水文因素变动影响,呈周期性波动,特征复杂,且水文因素的长期作用会引发滑坡地质结构的改变,进一步导致滑坡整体位移变化。因此,本文将借助XWT进一步分析周期项位移特征。

3.2 滑坡周期项位移特征分析

基于ZG93周期项位移与降雨量、库水位低频分量开展XWT分析,研究周期项位移对降雨量和库水位变动的响应关系。

图6结果显示,周期项位移与降雨量、库水位存在1年的主共振周期,并伴随有6个月或18个月的次共振周期;同时,在不同时期影响周期位移的主导因素不同。在第一阶段(表1),降雨量与周期项位移的XWT结果呈现连续稳定的功率谱,此阶段滑坡周期位移以降雨影响为主。第二阶段起,降雨量、库水位与周期项位移的XWT结果均观察到连续稳定的功率谱,此阶段降雨和库水位共同影响周期项位移。此外,滑坡周期项位移在2007年9月和2015年8月发生较大波动,致使XWT结果出现次共振周期。受2007年4月库水位首次上升至155 m和2015年6月突发游轮事故[22]的影响,同时2007年6月和2015年6月均伴随有短时强降雨,单月降雨量最高分别达到154 mm和160 mm,共同导致了滑坡周期项位移的较大波动。

进一步分析其滑坡位移机理:由于坡体渗透性较差,库水位下降时,地下水渗流滞后于水库水位下降,形成水力梯度,滑坡内部产生向外的渗透动水压力[23];降雨则通过垂直入渗降低坡体的基质吸力,进而导致滑坡抗滑力减小,下滑力增大[24]。因此,库水位下降与降雨的共同作用引发了滑坡的周期项位移变化。

3.3 影响因子的时滞分析

如图7所示,ZG93周期项位移与库水位、降雨量的相位差曲线整体呈周期性波动。周期项位移与库水位的相位差在2003年7月为26°,随后缓慢降低至20°,并于2009年9月升高至108°,此后周期性缓慢下降。由此可知,周期项位移响应库水位变化的滞后时间从1个月延长至3个多月后逐渐稳定在3个月。周期项位移与降雨量的相位差则从2003年7月的92°减小至60°,即周期项位移响应降雨量的滞后时间从3个月缩短至2个月。综合来看,周期项位移响应库水位变化和降雨量的平均滞后时间

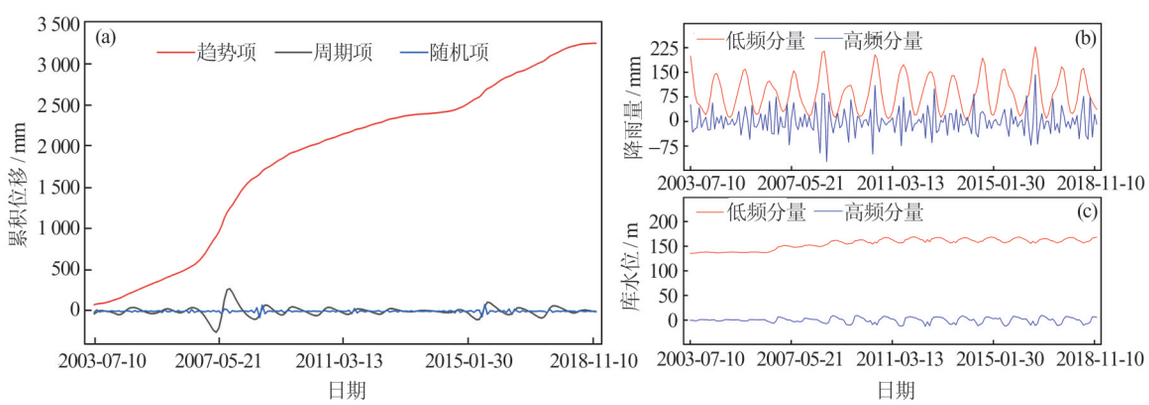
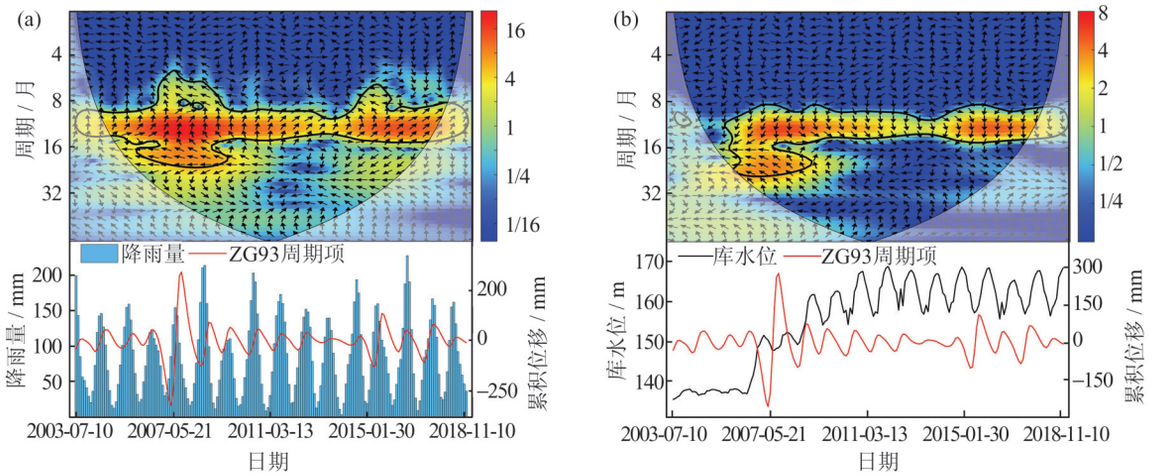


图5 ZG93的累积位移与影响因子的GWO-VMD分解结果

(a)位移;(b)降雨量;(c)库水位

Fig. 5 GWO-VMD decomposition results of cumulative displacement and influencing factors for ZG93

(a) displacement; (b) rainfall; (c) reservoir water level



黑色实线为95%置信区间；锥形阴影下方区域为小波影响锥；箭头方向表示相位关系：左、右分别指反、同相，上、下表示1/4周期滞后

图6　ZG93周期项位移与影响因子的交叉小波变换结果

(a)降雨量；(b)库水位

Fig. 6　Cross wavelet transform results of periodic displacement at ZG93 and influencing factors

(a) rainfall; (b) reservoir water level

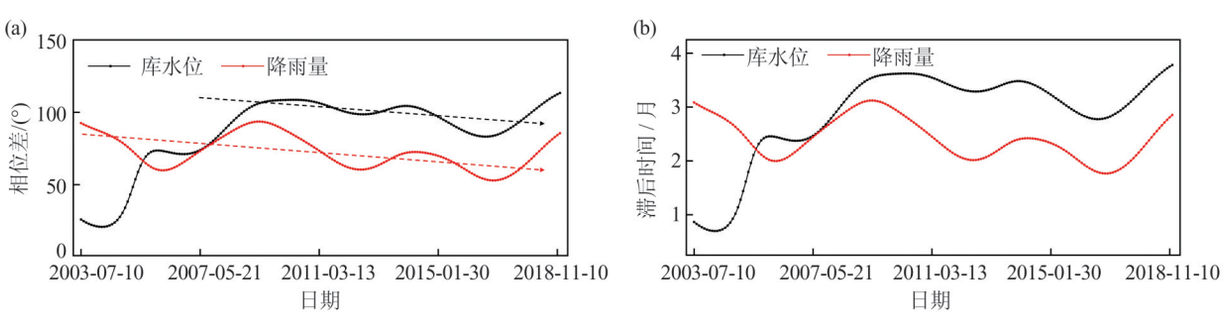


图7　ZG93周期项位移与影响因子相位差(a)及其对应的滞后时间(b)

Fig. 7　Phase difference between periodic displacement and influencing factors (a) of ZG93 and the corresponding lag time (b)

为2～3个月[13]。

滞后时间变化的物理含义为，自第二阶段起，库水逐渐作用于坡体预警区的中后部，此时由于土质渗透性较差，地下水发生渗流的过程较慢，滞后时间较长。随着水位持续的周期性影响，滑坡内部的渗流通道逐渐发育，滞后时间逐渐缩短[25]。降雨则从坡体浅层通过垂直入渗的方式作用于滑坡内部，滑坡在第一阶段就进入自适应调整状态，故降雨的滞后时间也持续缩短[26]。

4　滑坡位移预测

4.1　周期项位移预测

4.1.1　影响因子选取

采用iTransformer模型预测周期项位移，需要选取合适的影响因子。选取规则为，覆盖滞后时间且避免引入过长的历史信息。本文初步选取了8个候选影响因子，具体见表2。

表2　各因子与ZG93周期项位移的灰色关联度结果

Table 2　Results of grey correlation analysis between various factors and ZG93 periodic displacement

影响因子	灰色关联度	
	降噪前	降噪后
当月降雨量(a)	0.771	0.824
前1月累计降雨量(b)	0.634	0.715
前2月累计降雨量(c)	0.608	0.610
前3月累计降雨量(d)	0.595	0.601
当月库水位高程(e)	0.863	0.889
前1月库水位高程变化(f)	0.834	0.843
前2月库水位高程变化(g)	0.814	0.815
前3月库水位高程变化(h)	0.796	0.797

为进一步筛选关键影响因子，须同时考虑因子与周期项位移之间的关联性以及因子间的冗余性。从表2可知，经GWO-VMD降噪后，候选影响因子与周期项位移的灰色关联度均有所提高。测试时，通常选取灰色关联度较大(≥0.700)的影响因子。

计算因子间的冗余度,如图8所示,剔除冗余度显著(≥0.850)的影响因子。综合灰色关联性与冗余度分析结果,选择当月降雨量(a^*)、前1月累计降雨量(b^*)以及当月库水位高程(e^*)、前2月库水位高程变化(g^*)、前3月库水位高程变化(h^*)5个影响因子作为iTransformer模型的输入因子。

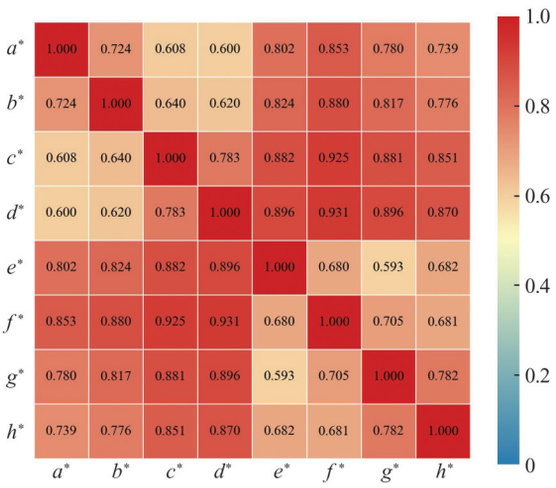


图8 各因子冗余度热力图

Fig. 8 Heat map of redundancy for each factor

4.1.2 模型预测性能

将ZG93周期项位移联合影响因子a^*、b^*、e^*、g^*、h^*输入iTransformer模型,采用多变量预测单变量模式,按照0.7∶0.15∶0.15划分为训练集、验证集和测试集。模型基于Python 3.8.0中的PyTorch 2.1.0深度学习框架进行训练,部分参数基于精度评价指标,利用网格搜索算法遍历以确定最优参数。iTransformer模型在训练时的参数设定及网格搜索范围见表3。

iTransformer模型在测试集的预测结果见图9。

表3 iTransformer模型训练参数及网格搜索范围

Table 3 Training parameters and grid search ranges of the iTransformer model

	参数	取值	参数	取值
模型训练	输入长度	6	时间编码	Month
	预测长度	1	损失函数	Huber Loss
	输入通道	6	训练轮数	100
	嵌入维度	64	批次大小	1
	特征维度	128	学习率	0.001
	注意力头	8	激活函数	GELU
	编码器层	2	优化器	Adam
	丢弃率	0.05		
网格搜索	输入长度	3,6,9,12	嵌入维度	32,64,96,128
	预测长度	1,2,3,4	特征维度	32,64,96,128
	编码器层	1,2,3,4		

iTransformer模型在整个测试集上均能准确捕捉到周期项位移的变化趋势,尤其在位移突变处展现出较好的预测性能,表明其能够充分捕捉和学习到位移变化特征。经计算,iTransformer模型精度评价指标RMSE为6.917 mm,MAE为4.929 mm,R^2为0.968,最大绝对误差不超过10 mm,证明了周期项位移影响因子选择的合理性及模型较好的预测性能。

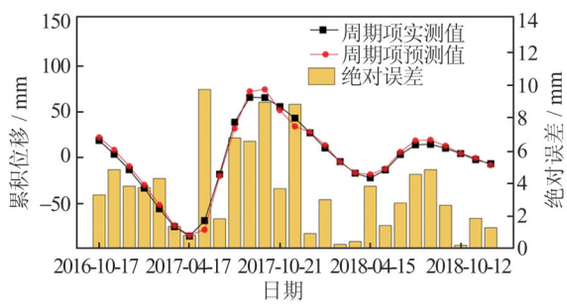


图9 iTransformer模型在测试集上的预测结果

Fig. 9 Prediction results of the iTransformer model on the test set

4.2 趋势项位移预测

利用ARIMA模型预测趋势项位移。设置训练集与测试集之比为0.85∶0.15,通过对训练数据进行差分变换和拟合估计,确定ARIMA(p,d,q)模型最优组合参数为(6,2,1)。将测试数据输入模型中逐步预测,绘制测试集预测曲线(图10)。经计算,其RMSE为1.938 mm,MAE为1.437 mm,R^2为0.999 72,最大绝对误差不超过6 mm,表明ARIMA模型在预测趋势项位移时,能够准确捕捉位移变化的趋势特征,具有较高的预测精度。

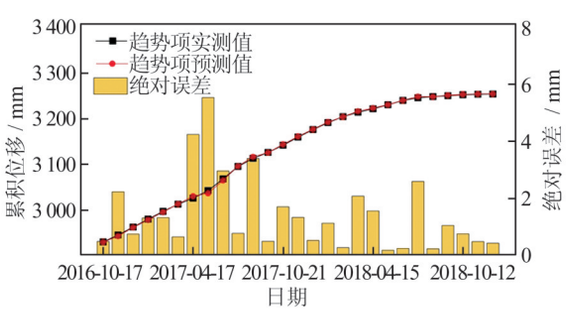


图10 ARIMA模型在测试集上的预测结果

Fig. 10 Prediction results of the ARIMA model on the test set

4.3 累积位移预测

累积位移预测由周期项和趋势项预测结果相加得到。

图11展示了ZG93监测点累积位移的预测结果、绝对误差柱状图及预测值与实测值的线性拟合,其中,置信带为拟合方程有95%可能性落在的

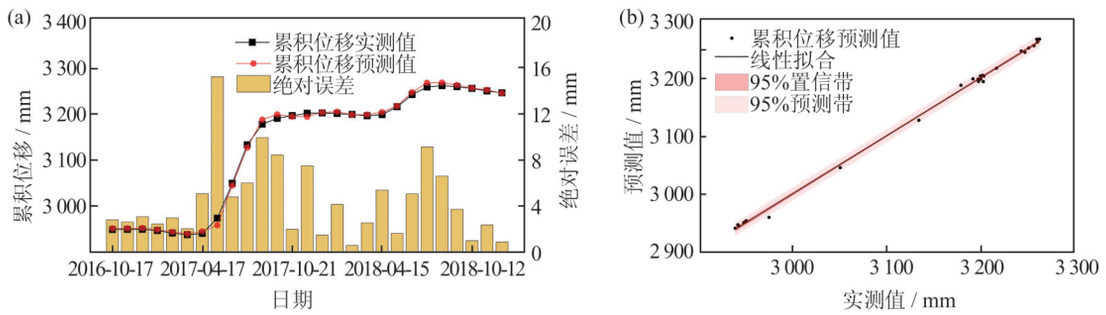


图11　累积位移预测结果(a)及线性拟合(b)

Fig. 11　Cumulative displacement prediction results (a) and linear fitting (b)

区域，预测带为预测结果有95%可能性落在的区域。从图11可以看出，滑坡稳定时期预测误差较小，在滑坡的剧烈位移时段出现了一定误差，但最大误差不超过16 mm。整体而言，累积位移的预测值贴合实测值，两者呈明显的线性关系。其精度评价指标RMSE为7.686 mm，MAE为5.544 mm，R^2近似为0.997，表明ARIMA-iTransformer混合模型在滑坡累积位移预测中具有较高的适用性。

5　模型评价与性能

5.1　iTransformer模型的周期项位移预测性能

选用时间序列预测领域常用的LSTM、GRU以及Transformer模型作为周期项预测的对比模型。这3种模型涵盖了从循环神经网络到自注意力机制的主流框架，通过与iTransformer模型多指标横向对比，进一步评估iTransformer模型的性能。将网格搜索算法得到的最优参数用于所有模型的训练。在测试集上的预测结果见表4和图12。

表4　不同模型预测精度

Table 4　Prediction accuracy of different models

模型	RMSE/mm	MAE/mm	R^2
iTransformer	6.917	4.929	0.968
Transformer	11.961	9.634	0.906
GRU	16.823	13.726	0.815
LSTM	17.192	14.208	0.807

从表4可知，iTransformer模型的RMSE、MAE以及R^2均取得最优效果，分别为6.917 mm，4.929 mm以及0.968。相对于Transformer模型，iTransformer模型的RMSE降低了42.17%，MAE降低了48.84%，R^2提升了6.84%。结合图12不同模型预测的结果，iTransformer模型能够更准确地捕捉到滑坡周期项位移的变化特征，而Transformer在滑坡位移状态发生转变时误差较大，无法精准地预测

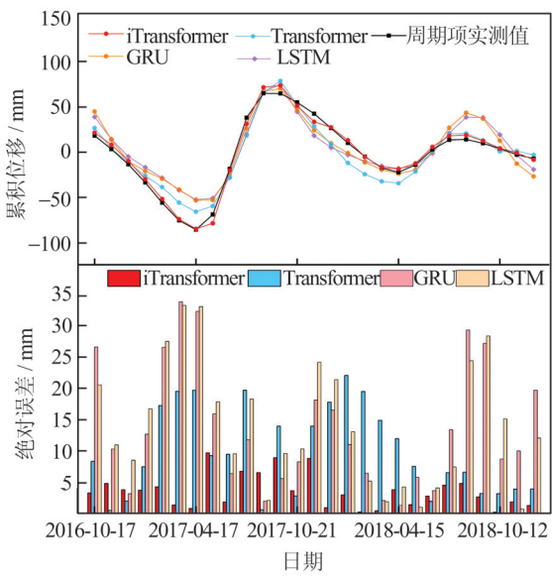


图12　不同模型预测结果对比

Fig. 12　Comparison of prediction results for different models

滑坡周期项位移。相对于GRU和LSTM模型，iTransformer模型的RMSE分别降低了58.88%和59.77%，MAE分别降低了64.09%和65.31%，R^2分别提升了18.77%和19.95%。

综合来看，GRU和LSTM模型整体预测的波动较大，部分预测结果滞后或极值处过于平滑，在滑坡位移突变处存在较大误差。这说明循环神经网络在面对特征复杂的滑坡周期项位移预测时，易出现时序依赖性捕捉不全等问题。同时，对于多变量输入，模型无法有效学习序列间的物理关联，很难对滑坡周期项位移进行准确预测。

5.2　ARIMA-iTransformer混合模型的通用性

选取ZG118监测点的位移数据，采用与ZG93监测点相同的数据处理方式和建模流程，验证ARIMA-iTransformer混合模型的通用性(表5)。如表5所示，周期项、趋势项和累积位移在测试集中精度指标均较高(R^2≥0.980)，表明该混合模型在库岸滑坡位移预测中具有较好的通用性。

表5 ZG118预测结果精度评价结果

Table 5 Accuracy evaluation of prediction results for ZG118

位移	RMSE/mm	MAE/mm	R^2
周期项位移	4.526	3.658	0.980
趋势项位移	1.464	1.044	0.999
累积位移	5.301	4.282	0.998

6 结 语

三峡库区库岸滑坡阶跃性位移是地质条件与外界影响因子耦合作用的结果。为提高滑坡位移预测精度,同时兼顾多变量间的物理关联性,本文提出一种库岸滑坡位移预测模型ARIMA-iTransformer,通过GWO-VMD与XWT联合实现库水位、降雨量与滑坡周期项位移变动的响应规律及时滞效应分析,结合灰色关联度筛选关键影响因子,构建iTransformer模型的输入因子,实现了周期项位移预测,趋势项位移预测则通过ARIMA模型实现。结果表明,iTransformer模型能够较好地预测滑坡周期项位移,在此基础上构建的ARIMA-iTransformer混合模型具有较高的整体位移预测精度。研究成果可为类似库岸滑坡的位移预测及演化特征分析提供方法参考。

参考文献:

[1] 黄润秋.20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J].岩石力学与工程学报,2007,**26**(3):433-454. DOI:10.3321/j.issn:1000-6915.2007.03.001.

HUANG R Q. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2007, **26**(3): 433-454. DOI: 10.3321/j. issn: 1000-6915.2007.03.001(Ch).

[2] 许强,董秀军,李为乐.基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J].武汉大学学报(信息科学版),2019,**44**(7):957-966. DOI:10.13203/j.whugis20190088.

XU Q, DONG X J, LI W L. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, **44**(7): 957-966. DOI: 10.13203/j.whugis20190088(Ch).

[3] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, **9**(8):1735-1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

[4] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K H, *et al*. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[EB/OL].[2014-12-11]. DOI:10.48550/arXiv.1412.3555.

[5] 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. DOI:10.13203/j.whugis20200610.

LUO H Y, JIANG Y N, XU Q, *et al*. Displacement prediction of reservoir bank landslide based on optimal decomposition mode and GRU model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, **48**(5): 702-709. DOI: 10.13203/j.whugis20200610(Ch).

[6] 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. DOI:10.1016/j.jhydrol.2023.130588.

[7] 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.

LING Q, REN J G, KONG L J, *et al*. Based on lagged attenuation effect and key factor selection strategy for reservoir bank slope displacement prediction model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2026, **51**(7): 1423-1439. DOI: 10.13203/j.whugis20250066(Ch).

[8] 邓自强,李麟玮,向喜琼,等.库岸堆积层滑坡位移区间混合预测方法研究[J].地下空间与工程学报,2025,**21**(1):339-349. DOI:10.20174/j.JUSE.2025.01.37.

DENG Z Q, LI L W, XIANG X Q, *et al*. Research on hybrid prediction method for displacement intervals of reservoir colluvial landslides[J]. *Chinese Journal of Underground Space and Engineering*, 2025, **21**(1): 339-349. DOI:10.20174/j.JUSE.2025.01.37(Ch).

[9] PASCANU R, MIKOLOV T, BENGIO Y. On the difficulty of training recurrent neural networks[EB/OL].[2013-02-16]. DOI:10.1007/s12088-011-0245-8.

[10] LE Q V, JAITLY N, HINTON G E. A simple way to initialize recurrent networks of rectified linear units[EB/OL]. 2015:1-9. DOI:10.48550/arXiv.1504.00941.

[11] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, *et al*. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 30.[2017-06-12]. https://arxiv.org/abs/1706.03762.

[12] 田原,庞骁,赵文祎,等.基于Transformer的滑坡短期位移预测模型[J].北京大学学报(自然科学版),2023,**59**(2):197-210. DOI:10.13209/j.0479-8023.2022.106.

TIAN Y, PANG X, ZHAO W Y, *et al*. A transformer-based model for short-term landslide displacement prediction[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*,

2023，**59**(2)：197-210. DOI：10.13209/j.0479-8023.2022.106(Ch).

[13] 蒋亚楠，郑林枫，许强，等. 机理引导下的阶跃型滑坡位移预测深度学习模型[J]. 测绘学报，2024，**53**(6)：1128-1139. DOI：10.11947/j.AGCS.2024.20230463.
JIANG Y N，ZHENG L F，XU Q，*et al*. Step-like displacement prediction of landslides guided by deformation mechanism[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*，2024，**53**(6)：1128-1139. DOI：10.11947/j.AGCS.2024.20230463(Ch).

[14] YANG Y C，DOU J，MERGHADI A，*et al*. Advanced prediction of landslide deformation through temporal fusion transformer and multivariate time-series clustering of InSAR：Insights from the Badui Region，Eastern Xizang[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*，2024，**62**：4514219. DOI：10.1109/tgrs.2024.3504241.

[15] LIU Y，HU T G，ZHANG H R，*et al*. iTransformer：Inverted transformers are effective for time series forecasting[PP/OL]. (2023-10-10)[2026-01-02]. https://arxiv.org/abs/2310.06625.

[16] TARMANINI C，SARMA N，GEZEGIN C，*et al*. Short term load forecasting based on ARIMA and ANN approaches[J]. *Energy Reports*，2023，**9**：550-557. DOI：10.1016/j.egyr.2023.01.060.

[17] MIRJALILI S，MIRJALILI S M，LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*，2014，**69**：46-61. DOI：10.1016/j.advengsoft.2013.12.007.

[18] DRAGOMIRETSKIY K，ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*，2014，**62**(3)：531-544. DOI：10.1109/TSP.2013.2288675.

[19] TORRENCE C，COMPO G P. A practical guide to wavelet analysis[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*，1998，**79**(1)：61-78. DOI：10.1175/1520-0477(1998)0790061.

[20] 唐伟，赵祥君，康彩琴，等. 太原盆地地面沉降时序InSAR监测与季节性变形小波分析[J]. 地球物理学报，2023，**66**(6)：2352-2369. DOI：10.6038/cjg2022Q0296.
TANG W，ZHAO X J，KANG C Q，*et al*. Monitoring land subsidence by time series InSAR and wavelet analysis of seasonal deformation in Taiyuan Basin[J]. *Chinese Journal of Geophysics*，2023，**66**(6)：2352-2369. DOI：10.6038/cjg2022Q0296(Ch).

[21] AZZEH M，NEAGU D，COWLING P I. Fuzzy grey relational analysis for software effort estimation[J]. *Empirical Software Engineering*，2010，**15**(1)：60-90. DOI：10.1007/s10664-009-9113-0.

[22] 谢媛华，张国伟，曹宗伟，等. 三峡库区白水河滑坡位移与裂缝分形特征[J]. 地质科技通报，2024，**43**(4)：244-251. DOI：10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230166.
XIE Y H，ZHANG G W，CAO Z W，*et al*. Fractal characteristics of displacement and cracks in the Baishuihe landslide in the Three Gorges Reservoir Area[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*，2024，**43**(4)：244-251. DOI：10.19509/j.cnki.dzkq.tb20230166(Ch).

[23] 卢书强，易庆林，易武，等. 库水下降作用下滑坡动态变形机理分析：以三峡库区白水河滑坡为例[J]. 工程地质学报，2014，**22**(5)：869-875. DOI：10.13544/j.cnki.jeg.2014.05.015.
LU S Q，YI Q L，YI W，*et al*. Study on dynamic deformation mechanism of landslide in drawdown of reservoir water level：Take Baishuihe landslide in Three Gorges Reservoir area for example[J]. *Journal of Engineering Geology*，2014，**22**(5)：869-875. DOI：10.13544/j.cnki.jeg.2014.05.015(Ch).

[24] 李卓，何勇军，盛金保，等. 降雨与库水位共同作用下近坝库岸边坡滑坡模型试验研究[J]. 岩土工程学报，2017，**39**(3)：452-459，DOI：10.11779/CJGE201703008.
LI Z，HE Y J，SHENG J B，*et al*. Landslide model for slope of reservoir bank under combined effects of rainfall and reservoir water level[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*，2017，**39**(3)：452-459，DOI：10.11779/CJGE201703008(Ch).

[25] 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. DOI：10.13203/j.whugis20220133.
DU Y，NING L Z，XIE M W，*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. DOI：10.13203/j.whugis20220133(Ch).

[26] 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. DOI：10.19814/j.jese.2021.01019.
HUANG G W，WANG J X，DU Y，*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[J]. *Journal of Earth Sciences and Environment*，2021，**43**(3)：621-631. DOI：10.19814/j.jese.2021.01019(Ch).

□