

引用格式:周剑,汤明高,裴芳歌,李超瑞. 基于机器学习的库岸滑坡变形短期预测[J]. 山地学报, 2023, 41(6): 891-903.

ZHOU Jian, TANG Minggao, PEI Fangge, Li Chaorui. Short-term deformation of reservoir slope based on machine learning [J]. Mountain Research, 2023, 41(6): 891-903.

基于机器学习的库岸滑坡变形短期预测

周剑^{1a,1b}, 汤明高^{1a,1b*}, 裴芳歌², 李超瑞^{1a,1b}

(1. 成都理工大学 a. 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室; b. 环境与土木工程学院 成都 610059;

2. 西南交通大学希望学院 成都 610400)

摘要:库岸边坡是一个复杂的地质综合体,库岸滑坡是威胁库区安全的地质隐患。多数传统滑坡预测模型为静态模型,未将滑坡变形特征与位移预测二者结合考虑,不能实际反映滑坡演化过程中的动态特性。本文基于溪洛渡库区 58 处涉水滑坡变形监测结果,归纳了库岸滑坡变形规律,采用机器学习方法实现了不同特征滑坡变形趋势的短期预测。研究结果显示:(1)研究区年平均地表形变速率处于 $-116.841 \sim 265 \text{ mm} \cdot \text{yr}^{-1}$,负值代表目标地物远离卫星方向位移,正值代表目标地物靠近卫星方向移动,其中存在缓慢变形滑坡 13 处,根据其累计位移曲线特征划分为:阶跃型、振荡型和持续增长型三类。(2)阶跃型滑坡滑面多为弧线型,其变形主要受库水位周期性变动影响;振荡型滑坡滑面多为折线型,其变形多受库水位和降雨共同作用;持续增长型滑坡滑面多为直线型,其变形主要受自身地质条件控制。(3)针对不同变形特征滑坡,采用长短时记忆(LSTM)神经网络模型考虑多因素耦合和滑坡演化状态建立了滑坡变形动态预测模型,通过评价结果验证,该模型具有较高预测精度及良好的适用性。研究结果可以为溪洛渡库区滑坡系统研究与防治提供依据,为库区不同变形特征滑坡短期预测提供新思路。

关键词:溪洛渡库区;滑坡位移;长短时记忆网络;短期预测

中图分类号: P642

文献标志码: A

库岸滑坡灾害威胁库区安全。例如,1963 年意大利的瓦伊昂滑坡^[1-2]、2003 年三峡库区千将坪滑坡^[3-4]等典型库岸滑坡,造成了严重的人员伤亡与经济损失。库岸滑坡的变形演化过程复杂,与库水位波动、降雨条件等外界环境因素联系紧密。在不同的外部因素直接影响下,库岸滑坡表现出不同的变形演化趋势^[5-6],并受其自身内部地质条件的控制^[7-8]。明确库岸滑坡的变形特征与机制,提高滑坡位移预测精确,对库区安全至关重要。

滑坡变形位移预测是滑坡研究的热点问题。早期的滑坡位移预测基于数学模型,拟合滑坡位移-时间曲线,从而预测滑坡位移趋势^[9-10]。这类滑坡预

测模型多为静态模型,仅考虑位移预测的确定性值,而没有考虑预测的不确定性,不能反映滑坡演化过程中的动态特性,且未考虑滑坡类别,预测效果不佳。随着基于机器学习算法的普及,相关模型方法已应用于滑坡预测,如经典支持向量机 SVM^[11-12]、极限学习机 ELM、人工神经网络 ANN 等。然而,随着滑坡监测技术的提高,监测数据的精度与数据类型更加复杂,上述模型本身存在的不适应性显现,如 ANN 算法模型会过拟合、泛化效果不理想、易陷入局部最优等问题。上述模型属于浅层机器学习方法,难以挖掘影响因素与滑坡位移之间的内在规律。

收稿日期(Received date): 2023-02-23;改回日期(Accepted): 2023-12-07

基金项目(Foundation item): 国家自然科学基金(41977255)。[National Natural Science Foundation of China(41977255)]

作者简介(Biography): 周剑(1993-),男,博士研究生,主要研究方向:地质灾害机理、评价预测及防治。[ZHOU Jian (1993), male, Ph. D. candidate, research on geological disaster mechanism, evaluation and prediction and prevention] E-mail: 798294061@qq.com

* 通讯作者(Corresponding author): 汤明高(1978-),男,博士,教授,主要研究方向:地质灾害机理、评价预测及防治。[TANG Minggao (1978-), male, Ph. D., professor, research on geological disaster mechanism, evaluation and prediction and prevention] E-mail: tomyr2008@163.com

长短时记忆神经网络 (LSTM) 作为一种特别的递归神经网络 (RNN), 其处理非线性问题能力强^[13], 在时序数据处理上具有独特的优势, 相比传统的递归神经网络 (RNN), 对时序数据中的长期依赖关系处理更为准确, 能够更好地处理时间序列, 取得了优于静态模型的性能^[14], 逐渐成为滑坡预测的优选模型^[15-16]。在多变量时间序列的预测方面上, 该模型也表现良好^[17-19]。

库岸滑坡位移预测的机器学习方法考虑水库边坡变形特征及机理, 针对性地建立不同变形特征的库岸滑坡动态预测模型, 以此提高位移预测精度。溪洛渡库区作为“西电东送”骨干基地金沙江下游梯级库区中的第三级库区, 其地质条件复杂、岩层破碎、岸坡风化作用强, 在库区蓄水之后, 142 处斜坡发生变形^[20], 威胁水电站的运行和库区居民生命财产安全。监测库岸边坡的变形并开展滑坡短期预测研究, 对库区的防灾减灾工作具有重要意义。本文通过资料收集、遥感解译、实地考察等研究工作, 建立溪洛渡库区 53 处库岸滑坡数据库, 分析总结其发育特征; 采用 InSAR 技术对溪洛渡库区内库岸滑坡进行长时序监测, 揭示其变形规律; 基于滑坡变形特征分类, 考虑多因素耦合和滑坡演化状态, 利用长短时记忆神经网络 (LSTM), 建立不同的动态预测模型, 研究结果对溪洛渡库区滑坡研究与防治具有一定参考意义。

1 研究区概况

溪洛渡库区位于四川和云南交界的金沙江下游 (图 1), 该水库控制流域面积达到 $45.44 \times 10^4 \text{ km}^2$, 约为金沙江流域总面积的 96%, 多年平均流量 $4570 \text{ m}^3/\text{s}$ 。溪洛渡水库属高中山峡谷型水库, 河谷深切, 西高东低。区域内日降雨量约 $0 \sim 58.3 \text{ mm}$, 降雨集中 6—10 月, 约占全年降雨量的 86% ~ 90%, 库水调度在海拔 540 ~ 600 m^[21]。

2 研究方法

2.1 SBAS-InSAR 技术

由于库区植被发育, 滑坡变形监测提取的高相干性点易受时空失相干效应影响。SBAS-InSAR (小基线集测量) 是一种基于多个主影像的 InSAR 时间

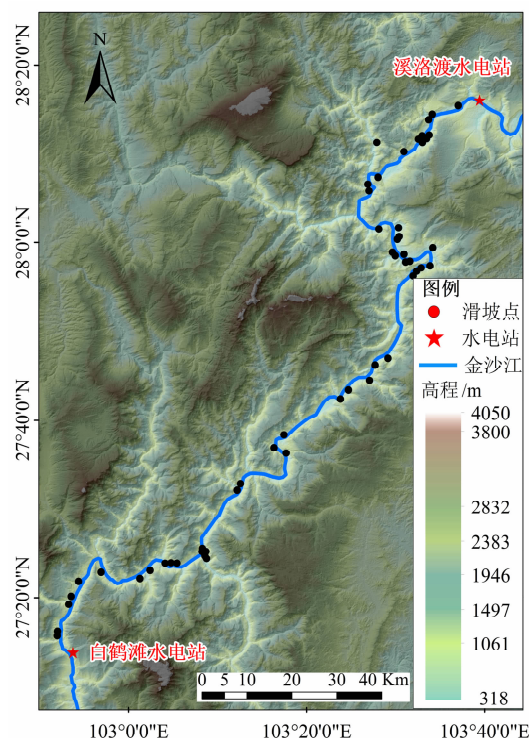


图 1 研究区地形及滑坡灾害点分布

Fig. 1 Terrain and landslide point distribution of the research area

序列分析方法^[22], 在提取点目标时多采用相干系数作为判定条件, 可有效增加有效干涉像对数量, 因而在库区滑坡监测中具有独特的优势^[23]。

本文 SAR 数据采用欧洲航天局哥白尼计划中的地球观测卫星, 即哨兵 1 号 (Sentinel-1A) 卫星。选取 Sentinel-1A 卫星 2018 年 6 月 2 至 2020 年 5 月 10 日的 28 景 C 波段的 IW 模式下的 SLC 影像数据, 极化方式为 VV 垂直单极化, 入射角 36.9° , 轨道方向选择降轨 Descending。采用 SRTM1, 分辨率 30 m 的 DEM 数据进行 SBAS 处理和分析, 用以去除地形影响。利用 Sentinel-1A 卫星下载对应时间的精密轨道数据以消除由轨道误差引起的相位误差。

2.2 位移时间序列理论

基于时序分析理论, 滑坡的累计位移可看作一组时间序列^[24]。滑坡总位移可分解为趋势项位移 (由自身条件决定) 和周期项位移 (受降雨、库水位等影响)。由于本文采用的预测样本是基于时间序列 InSAR 技术获取的滑坡位移数据, 在对滑坡变形监测过程中可能产生一些系统误差, 称为系统噪音。滑坡总位移可进行如下分解:

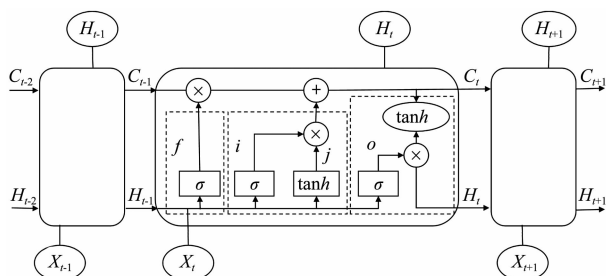
$$S(t) = \alpha(t) + \beta(t) + \gamma(t) \quad (1)$$

式中, $S(t)$ 为滑坡累积总位移; $\alpha(t)$ 为滑坡总位移分解后的趋势项位移; $\beta(t)$ 为滑坡总位移分解后的周期项位移; $\gamma(t)$ 为滑坡总位移中的系统误差。

之后选择小波分解对 InSAR 时序监测位移曲线进行分解, 将累积总位移中的系统误差噪音剔除, 将累计位移曲线分解为趋势项和周期项。

2.3 长短时记忆网络模型

长短时记忆神经网络 (longshort-term memory, LSTM) 其概念为通过机器学习将世界利用嵌套的概念层次来表示, 以达到巨大的功能和灵活性。其中每个概念都定义的与简单概念相关联, 而更为抽象的表示则以较不抽象的方式来计算。长短时记忆神经网络引入了一个单元状态 (c) 以及“门”, 很好地解决了递归神经网络模型存在的梯度消失或梯度爆炸的问题^[25-26]。LSTM 网络结构如图 2 所示。



注: X_{t-1} 、 X_t 、 X_{t+1} 为输入的时间序列; Y_{t-1} 、 Y_t 、 Y_{t+1} 为输出的预测时间序列; C 为变换较为缓慢的传输状态; H 为传输较快的传输状态; f 、 i 、 o 为遗忘门、输入门、输出门的门向量值。

图 2 LSTM 神经网络结构

Fig. 2 Structure of the LSTM neural network

3 库岸滑坡发育特征及变形

3.1 库岸滑坡总体发育特征

通过光学遥感影像解译、现场工程地质调查建立溪洛渡库区 53 处滑坡数据库, 滑坡累计面积约 $4226.91 \times 10^4 \text{ m}^2$, 总体积约达 $19.49 \times 10^8 \text{ m}^3$, 线密度约 0.266 个/km, 滑坡空间分布如图 1 所示。经统计, 库区滑坡主要分布在金沙江干流右岸, 66.04% 发育在志留-奥陶系。页岩、粉砂岩、白云质灰岩夹砂岩中, 40% 滑坡前后缘高差集中在 200 ~ 400 m; 70% 发育在距断层 3 km 之内, 50% 为 $15^\circ \sim 30^\circ$ 中倾坡, 70% 为厚度 10 ~ 50 m 中深层坡, 80% 为

大型滑坡和特大型滑坡, 超过 50% 滑面形态为弧线型, 50% 为顺向坡。

3.2 库岸滑坡变形特征规律

3.2.1 库岸滑坡总体变形特征

SBAS-InSAR 监测结果显示, 研究区年平均地表形变速率处于 $-116.841 \sim 265 \text{ mm/yr}$, 分布特征符合正态分布。蓝色负值代表的是目标地物远离卫星方向位移, 红色正值代表的是目标地物靠近卫星方向移动, 研究区形变速率如图 3 所示。经遥感解译、空间叠置分析后, 共发现 13 处正在发生缓慢变形的滑坡, 其中 8 处为已知滑坡, 5 处为新发现滑坡。部分滑坡形变速率图 4 如所示。

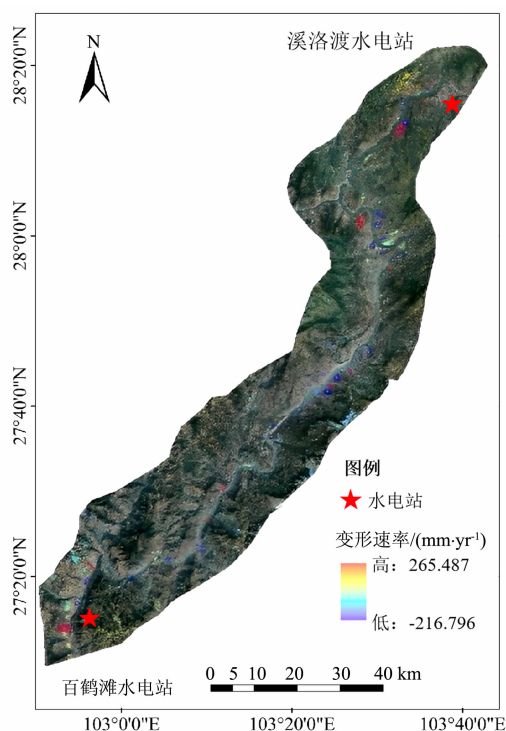


图 3 研究区形变速率图

Fig. 3 Deformation rate of the study area

3.2.2 不同类型库岸滑坡变形特征及规律

依据滑坡的地表累计位移曲线特征将研究区缓慢变形的滑坡为 3 类: 阶跃型、振荡型和持续增长型。

阶跃型: 滑坡累积位移曲线整体呈台阶状增长趋势, 具有明显的阶跃性与周期性, 这类滑坡受周期性外界因素干扰明显, 如库水位, 随着变形持续的时间增加。从整体上看, 累积位移-时间曲线呈阶跃型上升。

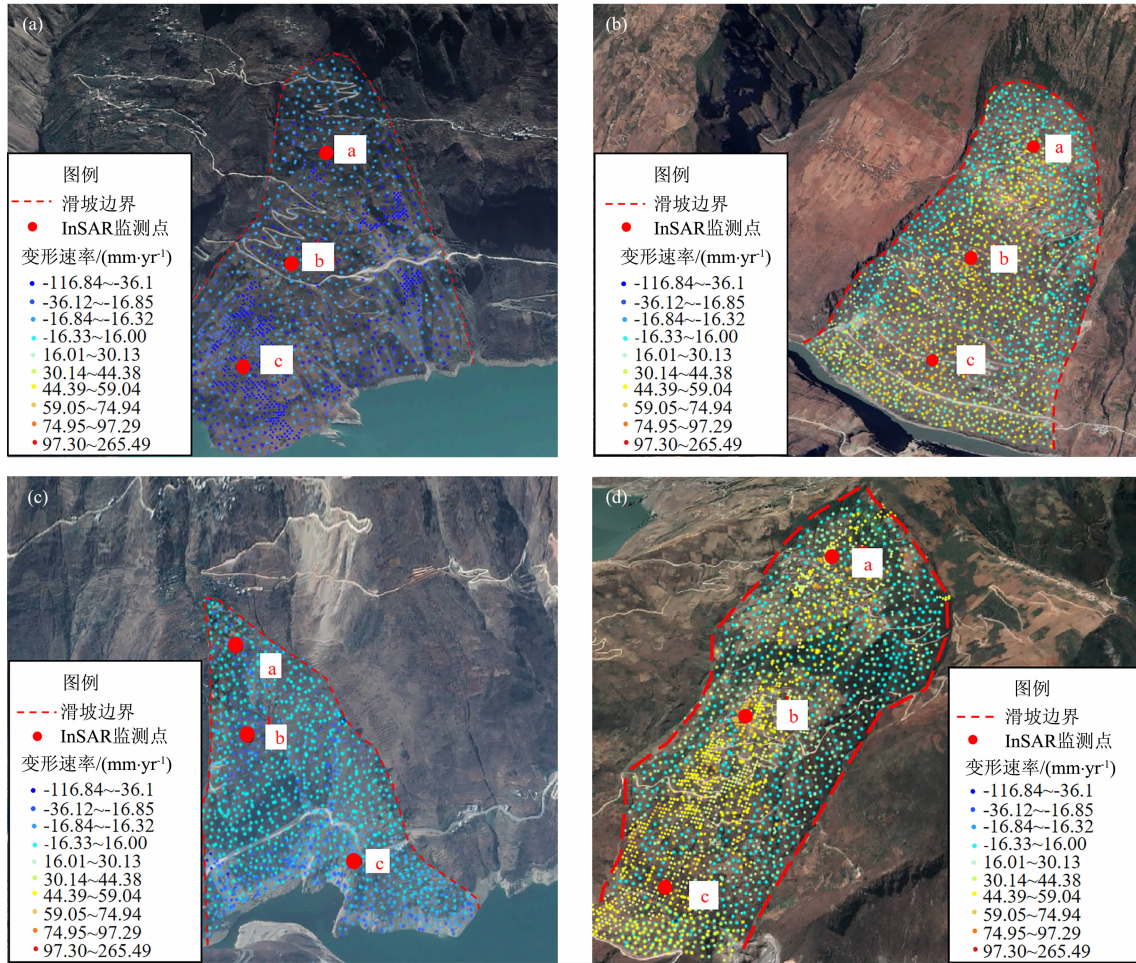


图 4 部分滑坡形变速率图: (a) 大枫湾滑坡; (b) 恩子坪滑坡; (c) 河口滑坡; (d) 下卡哈坪子滑坡

Fig. 4 Deformation rate of partial landslide;

(a) Dafengwan landslide; (b) Enziping landslide; (c) Hekou landslide; (d) Xiakahapingzi landslide

振荡型: 滑坡累积位移曲线局部呈现一种无规律性的波动振荡, 总体位移为不断增加趋势。这类滑坡对外界干扰因素敏感性较差, 变形在环境变化后大多又能恢复, 滑坡体变形受到自身与外界因素共同作用。

持续增长型: 此类滑坡累积位移曲线较少有大幅度波动, 整体呈现明显缓慢迅速上升的趋势, 滑坡变形受外界因素干扰小, 主要由自身结构所控制。

下面针对不同类型的滑坡, 选择研究区典型滑坡进行变形分析。

(1) 阶跃型滑坡

大枫湾滑坡为缓倾逆向坡, 坡型整体为凸型, 滑面为弧线型, 早期受到自重或构造应力作用, 层间错动变形, 发生弯曲—拉裂变形, 滑坡后缘形成张拉裂缝, 逐渐形成连续滑移面, 形成现今的弧形滑动面。

剖面如所图 6 所示。

滑坡累计位移曲线整体呈台阶状增长趋势(图 7), 属于典型的阶跃型滑坡。在库水位由 600 m 下降至 540 m 期间, 滑坡累计变形量在逐渐增加, 而在 580 ~ 560 m 的库水位快速消落期, 累计变形量则有较大幅度的提升, 说明该滑坡主要受动水压力效应影响。同时, 在集中降雨期间滑坡的变形也有小幅度的提升, 说明该类滑坡变形主要受库水位变动的影响。

(2) 振荡型滑坡

邓家坪滑坡为缓倾顺向坡, 整体坡型为阶状。滑面为折线型, 上滑面倾角较陡, 拐点以下的滑面倾角有所降低。现场勘察时, 发现滑坡发育多组结构面, 与坡向一致, 剖面如图 8 所示。

滑坡累计位移曲线呈不规则的锯齿形振荡上升

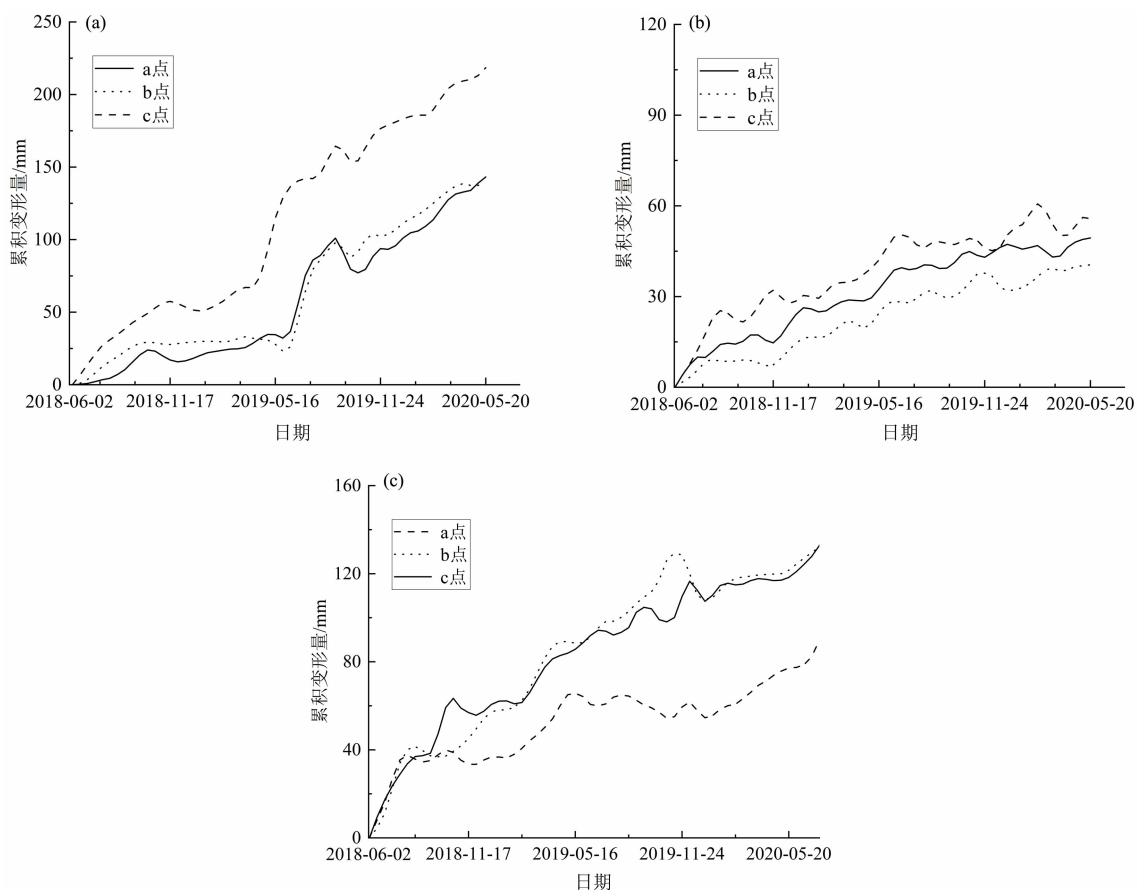


图5 滑坡累计变形趋势类型: (a)阶跃型; (b)振荡型; (c)持续增长型

Fig. 5 Types of cumulative deformation trend of landslides;

(a) step type; (b) oscillating; (c) continuous growth

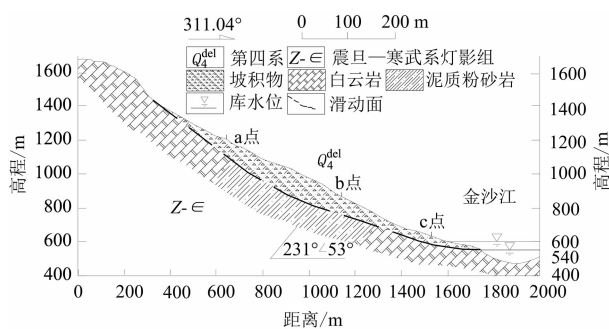


图6 阶跃型滑坡大枫湾滑坡剖面图

Fig. 6 Step-type landslide section of the Dafengwan landslide

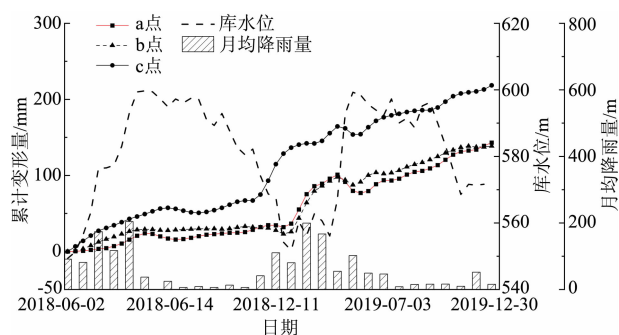


图7 阶跃型大枫湾滑坡累积位移-降雨-库水位曲线

Fig. 7 Cumulative displacement-rainfall-reservoir level curve of the step-type Dafengwan landslide

趋势(图9),属于典型的振荡型滑坡。从库水位或降雨单因素考虑,累积变形曲线的变化不具有明显规律性的特征。在集中降雨时期,滑坡累积变形曲线增长幅度增加,但2020年初降雨量不大时,滑坡累积变形曲线增长幅度也较大。可以看出相对于库水位的变化,该滑坡对降雨的敏感性较大。

(3)持续增长型

火石子滑坡为缓倾顺向坡。坡型整体平直,滑面为直线型,滑坡前缘受到金沙江不断侵蚀下切,临空条件较好,受到自重或构造应力作用,沿软弱结构面滑移,倾角与坡度相近。由于直线型的滑面平直,起伏相对较小,没有明显的集中抗滑段。剖面如所图10所示。

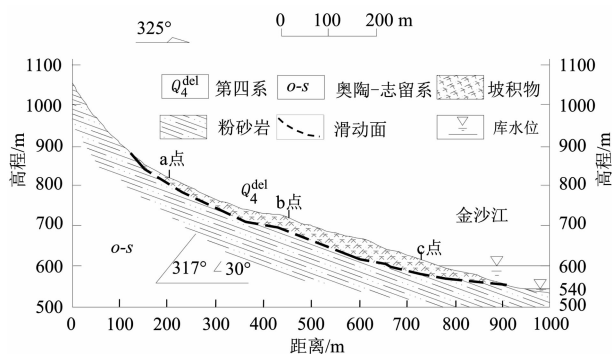


图 8 振荡型滑坡邓家坪滑坡剖面图

Fig. 8 Dengjiaping landslide profile of the oscillating landslide

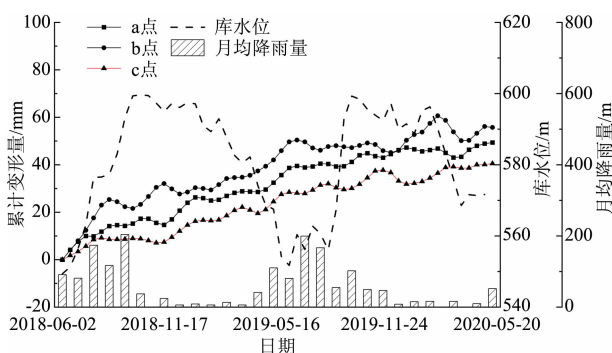


图 9 振荡型邓家坪滑坡累积位移-降雨-库水位曲线

Fig. 9 Cumulative displacement-rainfall-reservoir level curve of the oscillating Dengjiaping landslide

滑坡累计位移曲线很少有较大的振荡,呈持续增长趋势(图 11),属于典型的持续增长型滑坡。在库水位由 600 ~ 560 m 长时段的下降后,其累积变形曲线略微提升。与前两种滑坡类型相比较,其对库水位高程的敏感性较低,而对库水位的变化敏感性较高。从周期性的降雨情况来看,在降雨较为集中期间,月均降雨量较大时,滑坡累积变形曲线有小幅度的提升。可以看出,当库水位整体变化幅度较大、暴雨时滑坡才会有相对明显的变形。

从上文滑坡变形特征及分析可以看出,不同类型滑坡的变形特征与其滑面形态相关性较大。通过对缓慢变形滑坡滑面形态进行统计分析,弧线型滑坡中阶跃型滑坡为 5 处,占弧线型滑坡总数的 63%,其次为振荡型滑坡 2 处,持续增长型滑坡 1 处;直线型滑坡中发育有持续增长型滑坡和振荡型滑坡,分别为 3 处和 1 处,其中持续增长型滑坡占比较大为 78%,振荡型滑坡 1 处,折线型滑坡则发育一处振荡型滑坡。可以看出,弧线型滑面主要控制阶跃型滑坡的发育,变形受库水位周期性变动影响

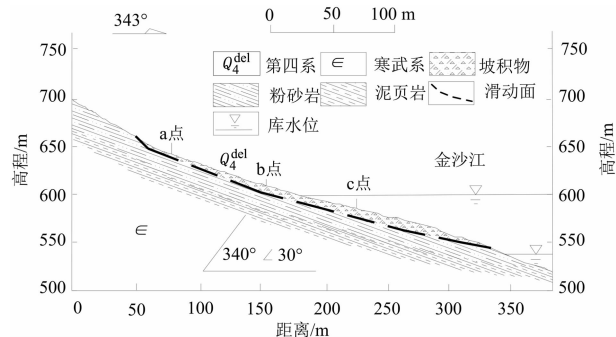


图 10 持续增长型滑坡火石子滑坡剖面图

Fig. 10 Sectional drawing of the Huoshizi landslide with continuously increasing landslide

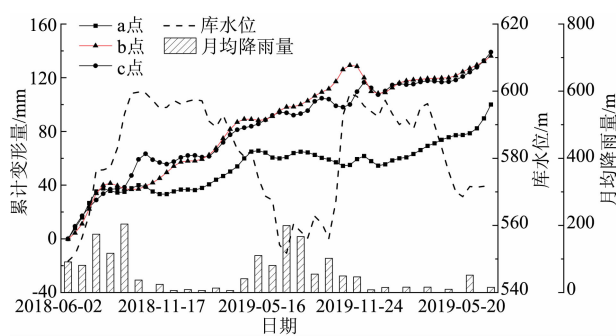


图 11 持续增长型火石子滑坡累积位移-降雨-库水位曲线

Fig. 11 Cumulative displacement-rainfall-reservoir level curve of the Huoshizi landslide with continuous growth

较大;直线型滑面主要控制持续增长型滑坡的发育,变形主要受自身地质条件控制,而折线型滑坡主要控制振荡型滑坡的发育,变形主要受库水位和降雨共同作用。

4 库岸滑坡变形趋势短期预测

4.1 预测模型建立

基于位移时间序列理论、小波变换理论,选择 LSTM 模型,建立溪洛渡库区滑坡的变形动态预测模型,具体流程如图 12 所示。

(1) 获取 2018 年 6 月 2 日至 2020 年 5 月 10 日已有的 InSAR 时序监测数据,采用加权平均插值法扩大样本数据的维度。

(2) 使用小波变换对累积位移量去噪、分解,即受滑坡内在条件控制的低频率趋势项位移 a_4 和受外部诱发因素影响的高频率周期项位移 d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 ,并将 $d_1 \sim d_4$ 四层位移叠加作为周期项位移。

(2) 对趋势项位移进行最小二乘法确定多项

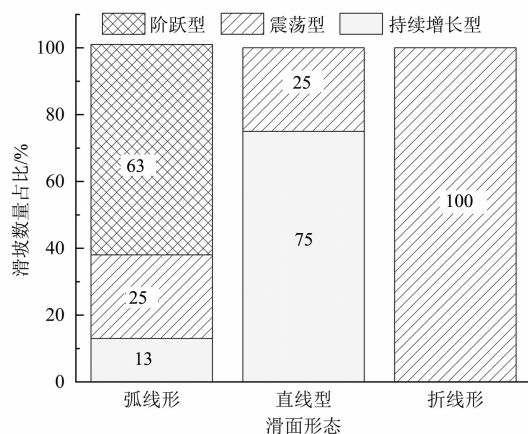


图 12 不同形态滑坡的变形类型统计

Fig. 12 Statistics of deformation types of the landslides with different sliding surfaces

式各项系数进行预测,得到各自多项式拟合函数模型。

(3)对周期项位移使用长短记忆网络模型进行预测,考虑库水位、降雨、滑坡的演化状态。将各类影响因子输入预测模型进行预测。

(4)将趋势项预测结果与周期项预测结果叠加,得到滑坡的总累积位移量的预测值。

预测模型的精度评价是滑坡位移预测中必不可少的一步,模型精度评价指标有均方根误差 RMSE、平均相对误差绝对值 MAPE 和判定系数 R^2 。RMSE 越小、MAPE 越小以及 R^2 越大,表明预测模型的结果越可靠^[27-28]。

4.2 预测结果分析

基于位移时间序列理论、小波变换理论,将三类滑坡的累积变形曲线分解为趋势项和周期项,分解结果如图 13 所示。

(1)趋势项位移预测

滑坡的低频率趋势项位移主要受滑坡本身地质条件控制,这些因素随着时间而发生变化。选取监测时间作为趋势项影响因子,采用最小二乘法对趋势项位移进行预测,使用 Matlab 拟合函数。

阶跃型滑坡趋势项拟合函数为: $Y_t = 42.905 - 3.548X + 0.716X^2 - 0.013X^3$, R^2 为 0.998,拟合程度高,预测结果如图 14a,可见误差控制在 11 mm 以内,预测效果较好。

振荡型滑坡趋势项拟合函数: $Y_t = 7.430 + 1.324X$, R^2 为 0.998,拟合程度高,误差控制在

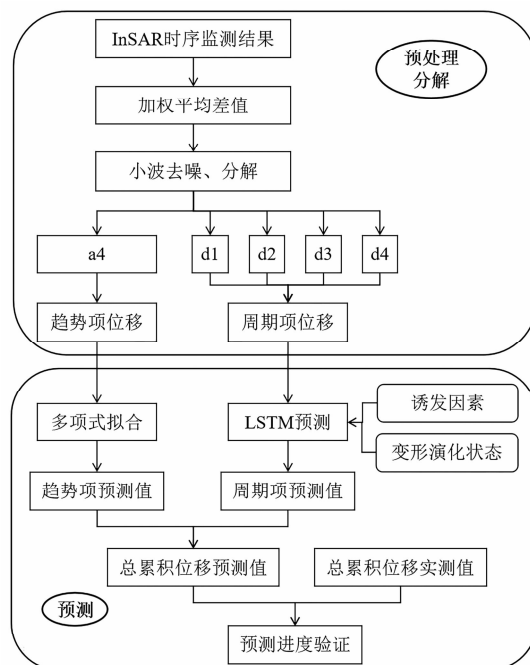


图 13 WT-LSTM 动态预测模型流程图

Fig. 13 Flow chart of the WT-LSTM dynamic prediction model

6 mm 以内,预测结果如图 14b。

持续增长型滑坡趋势项具有良好的线性关系,拟合函数为: $Y_t = 33.852 + 1.859X + 0.160X^2 - 0.003X^3$, R^2 为 0.998,最大误差控制在 6 mm 以内,拟合程度高,预测结果如图 14c 所示。

(2)周期项位移预测

在周期项位移预测中,对于阶跃型滑坡和持续增长型滑坡选择库水位高程、12 日库水位变幅、24 日累积降雨量作为输入的影响因子。振荡型滑坡选择库水位高程、12 日库水位变动幅度、12 日累积降雨量、24 日累积降雨量作为输入的影响因子。同时考虑滑坡的演化状态,选择 12 日累积位移、24 日累积位移作为周期项位移预测的影响因子。为了验证所选影响因子与滑坡周期项位移的相关程度,采用灰色关联度计算,分辨系数设定为 0.5。当关联度计算结果大于 0.6 时,则可认为所选取的影响因子与周期项位移密切相关,经验证所选的影响因子具有一定合理性。

在 Matlab 中建立预测模型,设定输入层的神经元数为 7,输出层的节点数目为 1。对位移数据、各类影响因子归一化。预测模型为 3 层神经网络:1 层输入层、1 层 LSTM 隐含层,一层输出层。选择 Adam 优化器优化,预设迭代 50 次后,学习速率乘

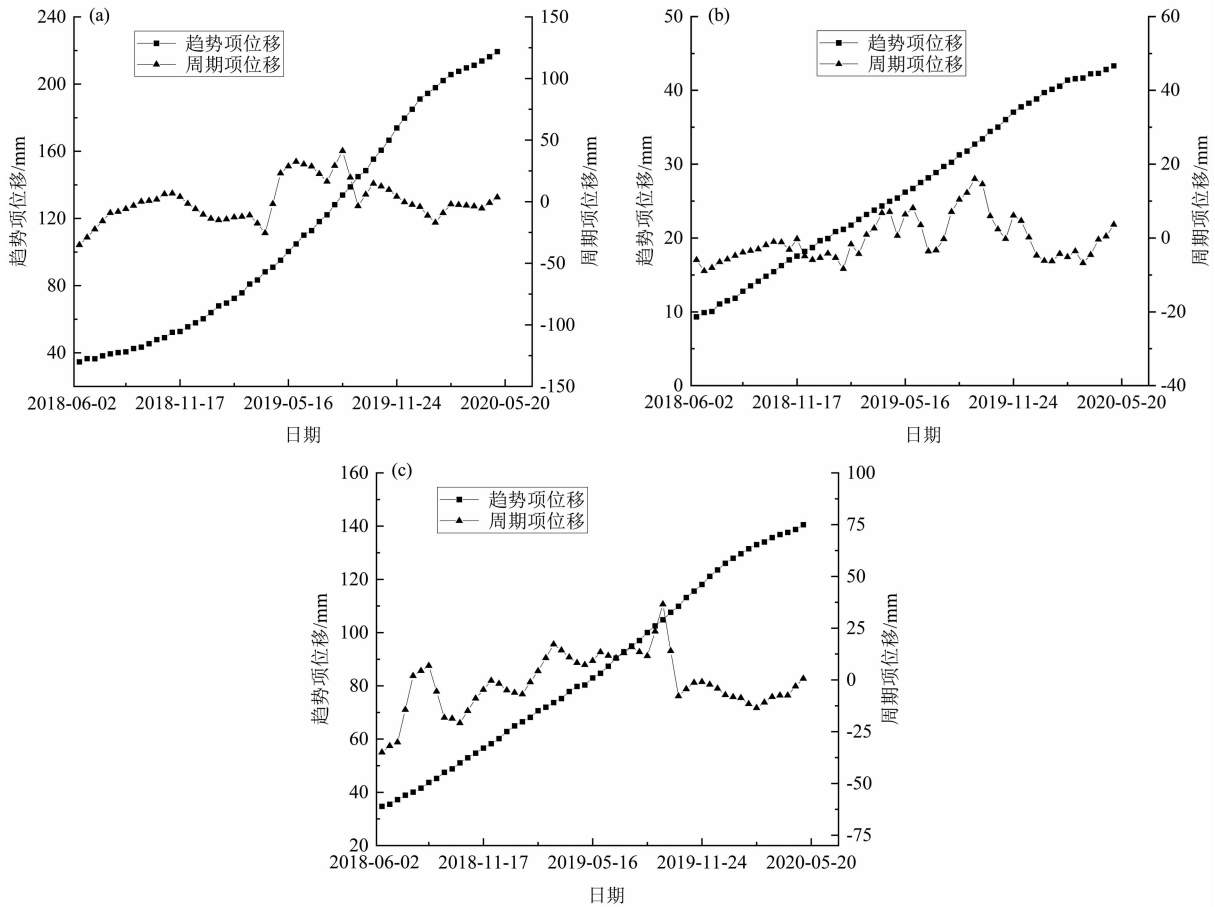


图 14 滑坡位移分解结果: (a) 阶跃型; (b) 振荡型; (c) 持续增长型

Fig. 14 Decomposition result of landslide displacement: (a) step type; (b) oscillating; (c) continuous growth

以衰减系数以降低学习速率。选择 softsign 激活函数,解决 \tanh 已饱和的现象,且提升计算速度。隐藏层节点数初步设置为 60、180、60。训练次数在 100 ~ 1000 次中训练,为了防止梯度爆炸产生,梯度阈值设置为 1,设置 Dropout 为 0.2、0.3、0.2 进行调优,防止过拟合,特别是对于数据量相对较小时效果很好。预测模型通过对样本数据的学习回归调整,不断调整权重参数。在 Matlab 中编写反归一化处理,最后将位移数据结果输出。通过不断的参数优化调整,得到各类滑坡超参数值。

周期项位移预测结果如图 15 所示,阶跃型滑坡周期项位移预测结果, $\text{RMSE} = 3.678$ 、 $\text{MAPE} = 0.218$ 、 $R^2 = 0.973$,可见绝对误差控制在 6 mm 以内,具有较好的预测效果。振荡型滑坡周期项位移预测结果, $\text{RMSE} = 2.170$ 、 $\text{MAPE} = 0.126$ 、 $R^2 = 0.998$,绝对误差控制在 6 mm 以内,由于振荡型滑坡具有一定随机性,总体拟合预测效果较好。持续增长型滑坡周期项位移预测结果, $\text{RMSE} = 2.124$ 、

$\text{MAPE} = 1.026$ 、 $R^2 = 0.965$,绝对误差控制在 5 mm 以内,拟合效果较好。

(3) 滑坡总累计位移预测

趋势项预测结果与周期项预测结果相叠加得到滑坡总累计位移,预测结果如图 16 所示。阶跃型预测结果与实际位移吻合度较高,其中 $\text{RMSE} = 4.786$ 、 $\text{MAPE} = 0.105$ 、 $R^2 = 0.990$,可见整体拟合预测较好,累计总位移的误差控制在 8 mm 以内。振荡型预测结果与实际位移吻合度较高,其中 $\text{RMSE} = 2.865$ 、 $\text{MAPE} = 0.115$ 、 $R^2 = 0.974$,拟合误差可以控制在 2 mm 以内。持续增长型预测结果与实际位移吻合度较高,其中 $\text{RMSE} = 3.523$ 、 $\text{MAPE} = 0.562$ 、 $R^2 = 0.988$,拟合的误差也可控制在 7 mm 以内。

4.3 预测结果评价

将本次样本滑坡中所有的阶跃型滑坡、振荡型滑坡、持续增长型滑坡分别按照上述方法进行计算,选择表 1 的 LSTM 预测模型超参数设定。采用同样

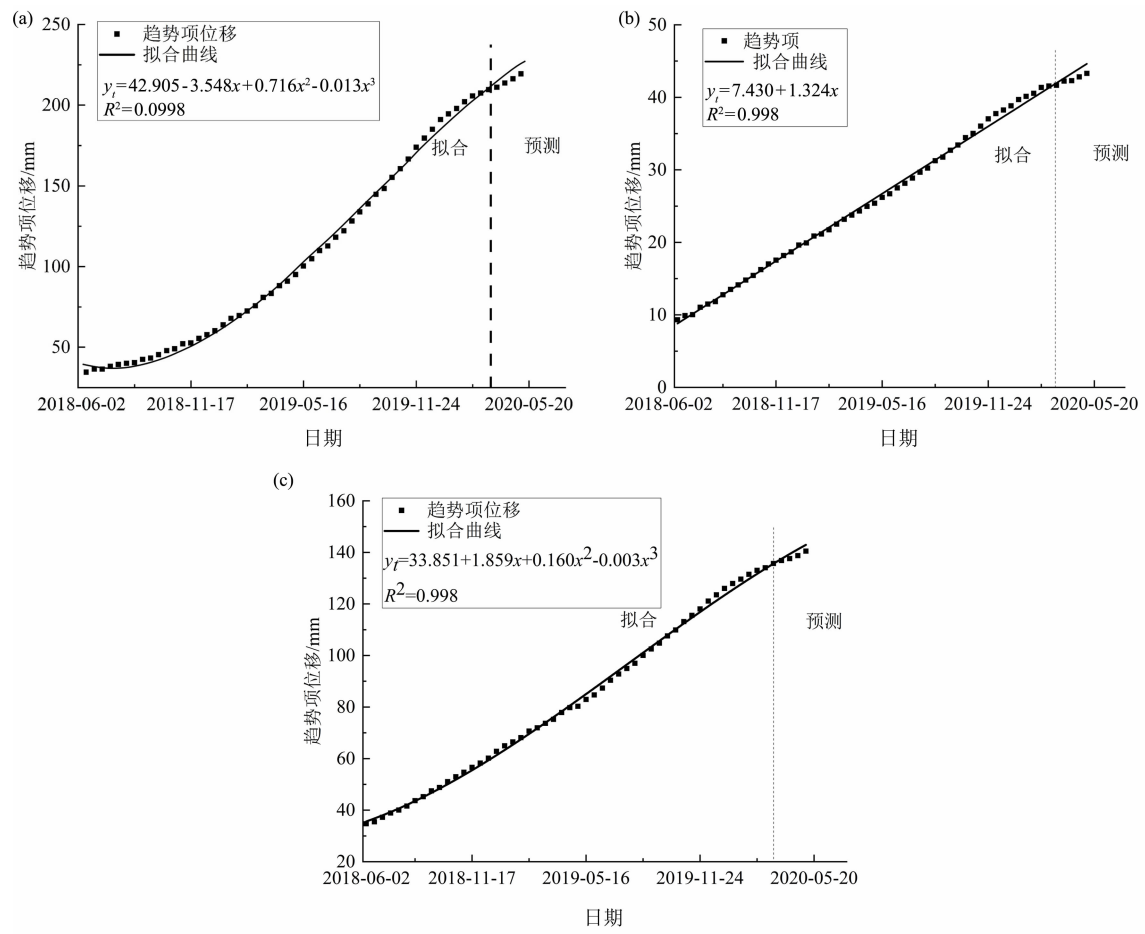


图 15 趋势项预测结果图：(a) 阶跃型；(b) 振荡型；(c) 持续增长型

Fig. 15 Trend item forecast result graph; (a) step type; (b) oscillating; (c) continuous growth

的评价标准对模型预测结果评价,计算溪洛渡库区内其余滑坡累计总位移预测结果,所有预测结果如表 2 所示。

表 1 LSTM 模型超参数选择						
Tab. 1 LSTM model hyperparameter selection						
滑坡类型	隐藏层 节点数	Dropout Layer	迭代 次数	学习 速率	衰减 系数	
阶跃型	80,240,40	0.20,0.30,0.20	800	0.005	0.8	
振荡型	80,240,60	0.20,0.35,0.20	900	0.050	0.7	
持续增长型	60,240,40	0.25,0.30,0.25	600	0.020	0.6	

由评价结果可以看出,所有的滑坡都取得了良好的预测结果,具有良好的预测精度。考虑多因素、滑坡演化状态的 LSTM 动态预测模型在溪洛渡库区涉水滑坡的变形预测中具有很好的适用性。

表 2 溪洛渡库区内滑坡累计总位移预测评价结果				
Tab. 2 Prediction and evaluation results of cumulative total displacement of landslides in the Xiluodu reservoir area				
滑坡类型	滑坡名称	RMSE	MAPE	R ²
阶跃型	青杠坪滑坡	3.523	0.218	0.985
	河口滑坡	1.210	0.351	0.996
	谭家梁子滑坡	2.650	0.144	0.973
	中坝上坝滑坡	2.324	0.105	0.999
振荡型	花坪子滑坡	1.654	0.116	0.978
	恩子坪滑坡	2.254	0.098	0.952
	马鞍山滑坡	2.653	0.241	0.945
持续增长型	四方碑滑坡	1.526	0.154	0.997
	杉树堡滑坡	2.413	0.365	0.995
	下卡哈坪子滑坡	1.520	0.548	0.999

5 讨论

本文以溪洛渡库区滑坡为研究对象,通过遥感

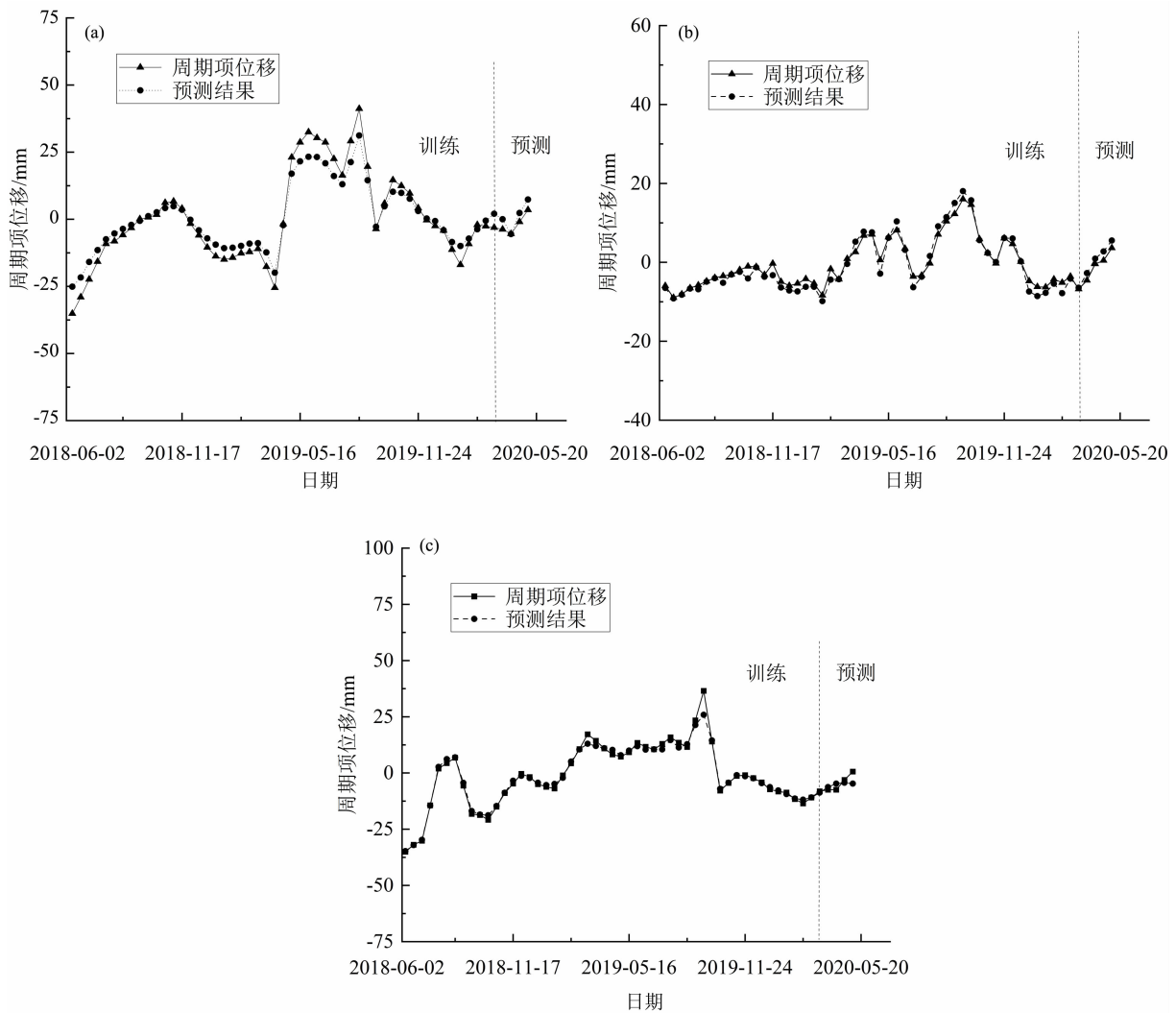


图 16 周期项预测结果图：(a) 阶跃型；(b) 振荡型；(c) 持续增长型
Fig. 16 Cycle term forecast result graph: (a) step type; (b) oscillating; (c) continuous growth

解译、现场考察、SBAS-InSAR 监测技术等方法建立了溪洛渡库区 53 处库岸滑坡数据库,并分析其发育变形特征及规律,可为溪洛渡库区滑坡数据及变形机理研究提供参考和借鉴。此外,应用长短时记忆神经网络 (LSTM) 机器学习技术,对不同类型的滑坡,考虑多因素耦合和滑坡演化状态,开展了不同滑坡的动态预测模型研究,同时验证了预测模型精度,可以为高山峡谷库区滑坡的变形预测提供新方法和思路。

多数研究中,机器学习方法属于浅层学习,对库区滑坡变形位移与影响因素之间的规律挖掘不足。此外,考虑到当前针对库区滑坡位移预测研究的不确定性考虑较少,对预测的准确性有较大限制,因此本文引入了深度学习模型,即长短期记忆网络

(LSTM)。为了提高滑坡预测模型的精度与准确性,考虑滑坡演化的不确定性,将滑坡的 12 日累计位移、24 日累计位移作为周期项位移预测的影响因子。根据模型的评价结果,此模型在溪洛渡库区滑坡的变形预测中有着较高的适用性。

遗憾的是,上述研究也存在不足之处。其一,样本数据少,本文建立了溪洛渡库区 53 处滑坡数量,针对缓慢变形滑坡分析仅有 13 处。数据匮乏使得相关分析无法深度挖掘溪洛渡库区滑坡变形特征与规律,获取的结果普适性有待进一步提升;其二,本文进行 SBAS-InSAR 技术处理时,由于信号波长为 C 波段(约为 5.6 cm),对植被茂密且地形复杂的区域存在一定的失相干情况,因此当采用更长的 L 波段数据以提高解译精度。

6 结论

采用 InSAR 时序监测对库区内的涉水滑坡进行时空变形规律研究,划分了不同变形特征滑坡,应用机器学习建立了多因素耦合、考虑滑坡演化状态的滑坡变形短期动态预测模型,主要成果如下。

(1)查明了溪洛渡库区内滑坡总体发育及变形特征。研究区滑坡年平均速率为 $-116.841 \sim 265 \text{ mm} \cdot \text{yr}^{-1}$,整体相对稳定,蓝色负值代表的是目标地物远离卫星方向位移,相反的红色正值代表的是目标地物靠近卫星方向移动。识别发生缓慢变形的滑坡 13 处。按其累积位移变形特征划分为:阶跃型滑坡、振荡型滑坡和持续增长型滑坡。

(2)查明了溪洛渡库区内滑坡变形响应规律。阶跃型滑坡滑面多为弧线型,主要受库水位变动影响,降雨因素为辅。折线型滑面的滑坡主要为振荡型滑坡,受库水位和降雨的共同作用。持续增长型滑坡的滑面多为直线型,变形对于库水位和降雨的变化并不是十分敏感,主要受自身地质条件控制。

(3)确定了溪洛渡库区内不同类型滑坡预测模型参数。建立了考虑多因素及演化状态的滑坡动态预测模型,在不同类型滑坡预测方面适用性较好且精度较高。

参考文献 (References)

- [1] BARLA G, PARONUZZI P. The 1963 Vajont landslide: 50th anniversary [J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2019, **46** (6): 1267–1270. DOI: 10.1007/s00603-013-0483-7
- [2] DYKES A P, BROMHEAD E N. Hazards from lakes and reservoirs: New interpretation of the Vaiont disaster [J]. *Journal of Mountain Science*, 2022, **19** (6): 1717–1737. DOI: 10.1007/s11629-021-7098-3
- [3] 刘艺梁, 陈健翔, 高晨曦, 等. 基于滑面分区段力学模型的高速滑坡运动过程能量转化研究[J]. *地质科技通报*, 2022, **41** (2): 139–146. [LIU Yiliang, CHEN Jianxiang, GAO Chenxi, et al. Energy conversion of the high-speed landslide movement process based on a sliding surface partition mechanical model [J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2022, **41** (2): 139–146] DOI: 10.19509/j.cnki.dzkg.2022.0061
- [4] YIN Yueping, HUANG Bolin, CHEN Xiaoting, et al. Numerical analysis on wave generated by the Qianjiangping landslide in Three Gorges Reservoir, China [J]. *Landslides*, 2015, **12** (2): 355–364. DOI: 10.1007/s10346-015-0564-7
- [5] 杨何, 汤明高, 许强, 等. 长江三峡库区滑坡变形统计特征研

- 究[J]. *灾害学*, 2021, **36** (2): 37–42. [YANG He, TANG Minggao, XU Qiang, et al. Research of statistical characteristics of deformation of landslides in the Three Gorges Reservoir area of the Yangtze River [J]. *Journal of Catastrophology*, 2021, **36** (2): 37–42]. DOI: 10.3969/j.issn.1000-811X.2021.02.007
- [6] 李松林. 三峡库区涉水滑坡对库水位变动的变形响应及其自适应性研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2020: 116–120. [LI Songlin. Study on the reactivation characteristic and deformation self-adaptive of landslides in the Three Gorges Reservoir Area [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2020: 116–120] DOI: 10.26986/d.cnki.gcdlc.2020.000032
- [7] 汤明高, 李松林, 许强, 等. 基于离心模型试验的库岸滑坡变形特征研究[J]. *岩土力学*, 2020, **41** (3): 755–764. [TANG Minggao, LI Songlin, XU Qiang, et al. Research on deformation characteristics of reservoir landslide based on centrifugal model test [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2020, **41** (3): 755–764] DOI: 10.16285/j.rsm.2019.0214
- [8] 李松林, 汤明高, 许强, 等. 库水位上升条件下浮托减重型滑坡离心模型试验[J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2020, **41** (5): 616–622+634. [LI Songlin, TANG Minggao, XU Qiang, et al. Centrifugal model tests on buoyancy-induced weight loss landslides influenced by rising reservoir water level [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, **41** (5): 616–622+634] DOI: 10.12068/j.issn.1005-3026.2020.05.002
- [9] ZHU Xing, MA Shuqi, XU Qiang, et al. A WD-GA-LSSVM model for rainfall-triggered landslide displacement prediction [J]. *Journal of Mountain Science*, 2018, **15** (1): 156–166. DOI: 10.1007/s11629-016-4245-3
- [10] TANG Yang, WU Wei, YIN Kunlong, et al. A hydro-mechanical coupled analysis of rainfall induced landslide using a hypoplastic constitutive model [J]. *Computers and Geotechnics*, 2019, **112**: 284–292. DOI: 10.1016/j.compgeo.2019.04.024
- [11] 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等. 基于时间序列与 PSO-SVR 耦合模型的白水河滑坡位移预测研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2015, **34** (2): 382–391. [ZHANG Jun, YIN Kunlong, WANG Jiajia, et al. Displacement prediction of Baishuihe landslide based on time series and PSO-SVR model [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2015, **34** (2): 382–391] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2015.02.017
- [12] 邓冬梅, 梁焱, 王亮清, 等. 基于集合经验模态分解与支持向量机回归的位移预测方法: 以三峡库区滑坡为例[J]. *岩土力学*, 2017, **38** (12): 3660–3669. [DENG Dongmei, LIANG Ye, WANG Liangqing, et al. Displacement prediction method based on ensemble empirical mode decomposition and support vector machine regression— a case of landslides in Three Gorges Reservoir area [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2017, **38** (12): 3660–3669] DOI: 10.16285/j.rsm.2017.12.034
- [13] 邢保印, 张炜怡, 章广成, 等. 基于变形速率分解的阶跃型滑坡预测——以岬爬滑坡为例[J]. *岩石力学与工程学报*,

- 2023, **42**: 1 – 13. [XING Baoyin, ZHANG Weiyi, ZHANG Guangcheng, et al. Prediction of step landslide based on deformation rate decomposition—a case study of Gapa landslide [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2023, **42**: 1 – 13] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2022.0424
- [14] XU Shiluo, NIU Ruiqing. Displacement prediction of Baijiabao landslide based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural network in Three Gorges area, China [J]. Computers and Geosciences, 2018, **111**: 87 – 96. DOI: 10.1016/j.cageo.2017.10.013
- [15] HAN Jianfeng, YANG Honglei, LIU Youfeng, et al. A deep learning application for deformation prediction from ground-based InSAR [J]. Remote Sensing, 2022, **14**: 5067. DOI: 10.3390/rs14205067
- [16] LIN Zian, SUN Xiyan, JI Yuanfa. Landslide displacement prediction model using time series analysis method and modified LSTM model [J]. Electronics, 2022, **11**(10): 1519. DOI: 10.3390/electronics11101519
- [17] DUAN Gonghao, SU Yangwei, FU Jie. Landslide displacement prediction based on multivariate LSTM model [J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2023, **20**: 1167. DOI: 10.3390/ijerph20021167
- [18] 张振坤, 张冬梅, 李江, 等. 基于多头自注意力机制的 LSTM-MH-SA 滑坡位移预测模型研究 [J]. 岩土力学, 2022, **43** (S2): 477 – 486 + 507. [ZHANG Zhenkun, ZHANG Dongmei, LI Jiang, et al. LSTM-MH-SA landslide displacement prediction model based on multi-head-self-attention mechanism [J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, **43**(S2): 477 – 486 + 507] DOI: 10.16285/j.rsm.2021.2091
- [19] YANG Shasha, JIN Anjie, NIE Wen, et al. Research on SSA-LSTM-based slope monitoring and early warning model [J]. Sustainability, 2022, **14** (16): 10246. DOI: 10.3390/su141610246
- [20] LI Lingjing, WEN Baoping, YAO Xin, et al. InSAR-based method for monitoring the long-time evolutions and spatial-temporal distributions of unstable slopes with the impact of water-level fluctuation: A case study in the Xiluodu reservoir [J]. Remote Sensing of Environment, 2023, **295**: 113686. DOI: 10.1016/j.rse.2023.113686
- [21] 刘吉, 李天斌. 金沙江溪洛渡—白鹤滩段岸坡变形破坏规律 [J]. 长江科学院院报, 2019, **36**(6): 31 – 36 + 41. [LIU Ji, LI Tianbin. Laws of deformation and failure of bank slope from Xiluodu to Baihetan segment of Jinsha River [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2019, **36**(6): 31 – 36 + 41] DOI: 10.11988/ckyyb.20171156
- [22] DONG Jiahui, NIU Ruiqing, LI Bingquan, et al. Potential landslides identification based on temporal and spatial filtering of SBAS-InSAR results [J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2023, **14** (1): 52 – 75. DOI: 10.1080/19475705.2022.2154574
- [23] 顿佳伟, 冯文凯, 易小宇, 等. 白鹤滩库区蓄水前活动性滑坡 InSAR 早期识别研究—以葫芦口镇至象鼻岭段为例 [J]. 工程地质学报, 2023, **31** (2): 479 – 492. [DUN Jiawei, FENG Wenkai, YI Xiaoyu, et al. Early InSAR identification of active landslide before impoundment in Baihetan reservoir area – a case study of Hulukou town Xiangbiling section [J]. Journal of Engineering Geology, 2023, **31** (2): 479 – 492] DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2022-0016
- [24] 郭子正, 殷坤龙, 黄发明, 等. 基于地表监测数据和非线性时间序列组合模型的滑坡位移预测 [J]. 岩石力学与工程学报, 2018, **37** (s1): 3392 – 3399. [GUO Zizheng, YIN Kunlong, HUANG Faming, et al. Landslide displacement prediction based on surface monitoring data and nonlinear time series combination model [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2018, **37** (s1): 3392 – 3399] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2016.1534
- [25] 宋丽伟. 基于经验模态分解和 LSTM 模型的滑坡位移预测 [J]. 人民长江, 2020, **51** (5): 144 – 148. [SONG Liwei. Landslide displacement prediction based on empirical mode decomposition and LSTM neural network model [J]. Yangtze River, 2020, **51** (5): 144 – 148] DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2020.05.024
- [26] 杨背背, 殷坤龙, 杜娟. 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, 2018, **37** (10): 2334 – 2343. [YANG Beibei, YIN Kunlong, DU Juan. 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, 2018, **37** (10): 2334 – 2343] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2018.0468
- [27] 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] DOI: 10.16285/j.rsm.2020.1300
- [28] 李丽敏, 郭伏, 温宗周, 等. 基于长短时记忆与多影响因子的滑坡位移动态预测 [J]. 科学技术与工程, 2020, **20** (33): 13559 – 13567. [LI Limin, GUO Fu, WEN Zongzhou, et al. Dynamic prediction of landslide displacement based on long short time memory and multiple influencing factors [J]. Science Technology and Engineering, 2020, **20**(33): 13559 – 13567]

Short-Term Deformation of Reservoir Slope Based on Machine Learning

ZHOU Jian^{1a,1b}, TANG Minggao^{1a,1b*}, PEI Fangge², LI Chaorui^{1a,1b}

(1. a. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection;

b. College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu, 610059;

2. Southwest Jiaotong University Hope College, Chengdu 610400)

Abstract: Reservoir bank slope is a geological complex. In case a reservoir bank slope fails, it would bring communities in close proximity to a reservoir with tremendous losses of the lives and property. Most of traditional landslide prediction models were static models, which do not combine landslide deformation characteristics and displacement prediction, and could not actually reflect the dynamic characteristics of landslide evolution process. For effective geohazard prevention and mitigation in reservoir area, accurate estimation of landslide displacement and understanding deformation characteristics are crucial.

Based on the deformation monitoring using time series InSAR technology at 58 reservoir bank-related landslides in the Xiluodu reservoir area, reservoir landslide deformation law was summarized, and estimation of the short-term deformation of the slopes with different behavior patterns was made by using a machine learning method.

It found that (1) the annual average surface deformation rate in the Xiluodu reservoir was in the range of -116.841 mm/yr to 265 mm/yr, with the negative value describing displacement of a target object away from satellite's direction, whereas the positive value denoting the movement towards satellite's direction. There were 13 landslides with slow deformation, which were classified into three types based on their cumulative displacement curve: step-type, oscillation-type, and continuous-growth-type. (2) The sliding surface of step landslide is mostly arc-shaped, and it was mainly affected by the periodic change of reservoir water level. The deformation of oscillating-type landslide, which was characterized by a polyline sliding surface, was mostly affected by reservoir water level and rainfall. The continuous-growth-type landslide typically had a linear sliding surface, with deformation predominantly controlled by its own geological conditions. (3) For landslides with different deformation characteristics, a dynamic model of landslide deformation was established using the Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model inclusive of multi-factor coupling and the evolution state of landslides. This model proved high prediction accuracy and fine applicability to landslides with varied deformation characteristics by result verification.

The research results have certain reference basis for systematic research and prevention of landslides in the Xiluodu reservoir area, and can provide new ideas for short-term prediction of landslides with different deformation characteristics for similar reservoir areas.

Key words: the Xiluodu reservoir area; slope displacement; long and short-term memory network; short-term forecast

(责任编辑 李嵘)