

引用格式: 安冬, 宋琨, 仪政, 易庆林. 一种基于 EEMD-RFR 的水库滑坡台阶状位移预测模型[J]. 山地学报, 2021, 39(1): 143-150

AN Dong, SONG Kun, YI Zheng, YI Qinglin. A prediction model for reservoir landslide step-like displacements using combined EEMD and RFR method [J]. Mountain Research, 2021, 39(1): 143-150

# 一种基于 EEMD-RFR 的水库滑坡 台阶状位移预测模型

安冬<sup>a</sup>, 宋琨<sup>a,b\*</sup>, 仪政<sup>a</sup>, 易庆林<sup>a</sup>

(三峡大学 a. 湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站; b. 防灾减灾湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:** 水库滑坡的位移与周期性的库水波动和季节性降雨等诱发因素关系密切, 由于库水位升降和降雨的作用, 滑坡累计位移变形曲线呈明显的“台阶状”, 准确、及时地预测此类台阶状位移对提升该变形的认识具有重要意义。为深入了解诱发因素对水库滑坡位移的影响, 预测其变形演化趋势, 本研究提出了一种基于集合经验模态分解(EEMD)和随机森林回归模型(RFR)的滑坡位移预测模型。以水库滑坡——三峡库区白家包滑坡 2007 年 4 月至 2018 年 12 月的变形数据为例, 进行“台阶状”位移的预测与模型检验。通过 EEMD 方法将累计位移分解为趋势项和周期项, 其中趋势项采取最小二乘法的三次多项式拟合; 周期项基于诱发因素组合和滑坡位移的响应变化, 建立 RFR 模型进行预测。根据时间序列加法, 将趋势项和周期项预测值叠加, 获得总位移预测值。结果表明 EEMD-RFR 模型基本反映了滑坡累计位移的“台阶状”变化趋势, 相关系数  $R$  达到 0.997。通过与两种 BP 神经网络预测方法的对比, 反映 EEMD-RFR 模型具有更好的预测效果。本研究为水库滑坡台阶状位移预测提供了一种有效的新方法, 对了解水库滑坡长期变形具有一定意义。

**关键词:** 水库滑坡; 台阶状位移; 位移预测模型; 集合经验模态分解(EEMD); 随机森林(RFR)

**中图分类号:** P642

**文献标志码:** A

水库滑坡长期遭受库水位升降(人工调控)和降雨(自然的、季节性变化)的作用, 其累计位移变形曲线呈现明显的“台阶状”。深入了解水库滑坡的变形演化趋势, 准确、及时地预测此类台阶状位移成为困扰灾害预警人员的难题。开展水库滑坡长期变形的分析、预测, 对提升“台阶状”变形的认识具有重要意义。

滑坡变形的长期监测数据为位移的预测提供了可能, 快速发展的人工智能更是为滑坡位移预测的研究提供了方法。人工智能的核心就是机器学习, 主要研究是让计算机通过一定的训练使其不断改善

自身<sup>[1]</sup>。目前已有一些研究者运用机器学习的方法提出了预测滑坡位移的模型和方法, 如时间序列与长短时记忆网络的滑坡位移预测<sup>[2]</sup>、集合经验模态分解与支持向量机回归的位移预测<sup>[3]</sup>、经验模态分解和聚类分析的滑坡位移预测<sup>[4]</sup>等方法。

水库滑坡的“台阶状”位移曲线可以分为趋势项和周期项<sup>[5]</sup>, 分解方法多为移动平均法<sup>[2]</sup>、小波分析法<sup>[6-7]</sup>等。位移预测的关键在于周期项, 而周期项预测的准确性取决于诱发因素的组合。从诱发因素响应的角度进行位移预测的方法主要有神经网络<sup>[8-9]</sup>、支持向量机<sup>[10-11]</sup>和极限学习机<sup>[12-13]</sup>等。

收稿日期(Received date): 2020-08-14; 改回日期(Accepted date): 2021-01-12

基金项目(Foundation item): 国家自然科学基金(41702378)。[National Natural Science Foundation of China(41702378)]

作者简介(Biography): 安冬(1997-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 环境地质及灾害防治。[AN Dong (1997-), male, M. Sc. candidate, research on environmental geology and disaster prevention and control] E-mail: 545438132@qq.com

\* 通讯作者(Corresponding author): 宋琨(1983-), 男, 博士, 教授。主要研究方向: 地质灾害演化机理。[SONG Kun (1983-), male, Ph. D., professor, research on evolution mechanism of geological disasters] E-mail: songkun@ctgu.edu.cn

但传统预测模型存在滑坡变形的动态特性考虑不充分和预测结果不准确的问题。为避免上述问题,本文采用随机森林回归方法对水库滑坡“台阶状”变形进行预测。随机森林回归方法多用于滑坡的空间预测<sup>[14]</sup>,以及滑坡“台阶状”位移阶跃点的判断<sup>[15]</sup>,较少用于滑坡的位移预测。

本文以三峡库区白家包滑坡的台阶状位移预测为例,提出了一种基于集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)和随机森林回归模型(Random Forest Regressor, RFR)的滑坡位移预测模型,即 EEMD-RFR 模型。并且通过模型的检验,以及和传统 BP 神经网络模型对比验证,证明了该新模型的有效性。

## 1 预测模型介绍

### 1.1 随机森林回归模型(RFR)

随机森林回归模型是基于随机森林理论(RF)的非线性回归模型。随机森林是 Leo Breiman 等<sup>[16]</sup>(2001 年)结合 Bagging 集成学习理论和决策树分类器理论提出的机器学习算法。随机森林在数据处理方面具有无假设条件、理想的多因素组合输入处理效果、并维持输入数据部分缺失情况下的预测准确度的优势。

随机森林回归模型在划分变量时不需要比较所有的特征变量,是根据部分随机选取的特征依照均方误差(MSE)寻找节点。使用 Bagging 算法,减少决策树之间的关联性,降低模型出现过拟合的概率。其流程如下:

①若原始数据集中存在 A 个样本, B 个特征。将 A 个样本按比例分为训练集和测试集。

②使用 Bagging 算法,在训练集中有放回的随机抽取  $x$  次,每次未提取到的数据约占训练集的  $1/3$ ,计算方法见式(1),该集合成为袋外数据集,简称 OOB。其余数据建立  $x$  棵回归决策树。

$$\lim_{x \rightarrow \infty} (1 - \frac{1}{x})^x = \frac{1}{e} \approx \frac{1}{3} \quad (1)$$

式中,  $x$  为抽取次数(次);  $e$  为欧拉常数( $e \approx 2.71828$ )。

③在  $N$  个特征中随机选中  $k$  ( $k < N$ ) 个来比较误差,得到多个对应固定值的单元。选出的集合  $k$  作为单棵决策树每次生长时的抽取变量个数。

④每棵决策树根据抽取的集合  $k$ , 重复对特征变量进行划分和分类的操作,直到输出回归预测结果。

⑤最终的回归值由输出结果取平均值得到。

### 1.2 集合经验模态分解(EEMD)

集合经验模态分解<sup>[17]</sup>是经验模态分解(EMD)<sup>[18]</sup>的改进算法,其有效地解决了 EMD 的混频现象,且依据数据本身的时间尺度特征进行分解,具有一定的优越性<sup>[19]</sup>。使用 EEMD 分解滑坡“台阶状”位移数据得到不同频率的周期子项,选择频率最低、周期最长的一项作为趋势项,周期项由其余各项相叠加而得。

## 2 滑坡变形特征

### 2.1 工程地质概况

白家包滑坡位于三峡库区长江一级支流香溪河右岸( $110^{\circ}45'33.4''E$ ,  $30^{\circ}58'59.9''N$ ),距香溪河河口 2.5 km。滑坡平面形态呈短舌状,前缘直抵香溪河,剪出口高程 125 ~ 135 m,滑坡后缘以基岩为界,高程 265 m;滑坡左侧以山脊下部基岩为界,右侧以山梁为界。滑坡平均宽度约 400 m,纵长约 550 m,平均厚度 45 m,面积  $2.2 \times 10^5 \text{ m}^2$ ,体积  $9.9 \times 10^6 \text{ m}^3$ (图 1)。

### 2.2 滑坡变形特征

白家包滑坡共布设 4 个地表 GPS 监测点(编号 ZG323、ZG324、ZG325、ZG326),自 2006 年 10 月开始进行人工监测。4 个监测点的位移数据均反映滑坡变形的“台阶状”特征(图 2)。库水位下降时(通常为每年的 4—6 月),滑坡变形明显,累积位移曲线上扬,形成明显的台阶(如 2007 年 4 月至 2018 年 12 月,库水位经历了 11 次下降,累积位移曲线形成了 11 级台阶)。

## 3 滑坡位移预测

以 ZG326 监测点自 2007 年 4 月至 2018 年 12 月共 141 组数据作为原始数据,采用基于 EEMD-RFR 模型的方法进行滑坡位移预测。

### 3.1 累计位移分解

对滑坡累计位移进行集合经验模态分解,其中噪声标准差参数(Nstd)为 0.2,实现次数(NR)和最

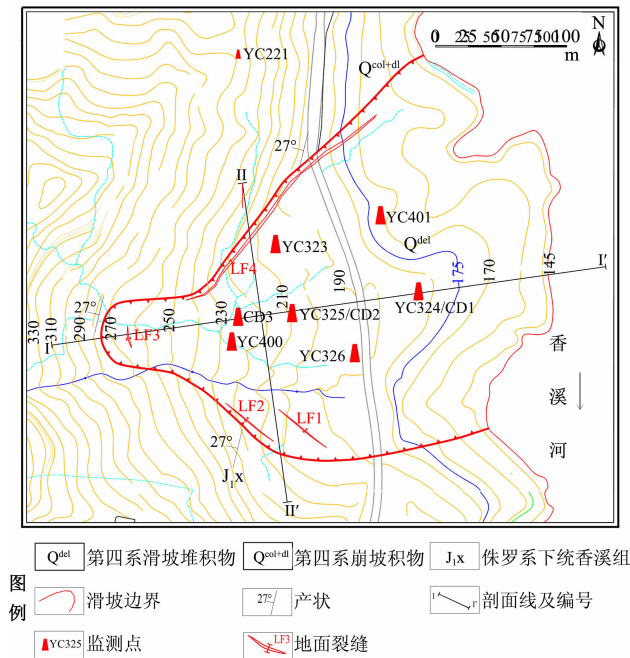


图1 白家包滑坡工程地质平面图

Fig. 1 Engineering geological planar graph of Baijiabao landslide

大允许筛选迭代次数 (MaxIter) 都为 200, 结果如图 3 所示。

分析结果显示, 累计位移被分为 6 个模函数 (IMF) 分量, 从 IMF1 到 IMF6 曲线的波动频率越来越缓, 周期越来越长, 到 IMF6 项的曲线可以近似看作一条直线, 故将其作为余量考虑。

3.2 趋势项位移提取及预测

提取周期频率最长的 IMF6 项作为趋势项, 采用最小二乘法的三次多项式进行拟合预测, 拟合公

式如式(2), 其拟合指标  $R^2$  为 0.996, 拟合结果如图 4。

$$x(t) = -0.0004t^3 + 0.0854t^2 + 7.8784t + 23.56 \quad (2)$$

式中,  $x$  为位移 (mm);  $t$  为时间 (月)。

3.3 周期项位移提取及预测

采用 MATLAB 自编随机森林回归模型, 对剩余的周期项位移进行预测, 其中, 每个树叶的最小观察数 (leaf) 设置为 5, 决策树数目 (ntrees) 设置为 1000。将周期项的前 129 组数据作为训练样本, 剩余的 12 组数据 (2018 年) 作为预测样本。

白家包滑坡变形的主要诱发因素包括降雨和库水位涨落。将当月降雨量 ( $R_1$ )、前两月总降雨量 ( $R_2$ )、当月和前一个月累计降雨量 ( $R_3$ )、当月平均库水位 ( $W_1$ )、当月平均库水位和上月平均库水位差值 ( $W_v$ ) 作为特征进行输入。随着时间的推移, 滑坡状态将不断变化, 此时在相同的外界因素影响下位移响应会相差较大<sup>[20]</sup>。为了考虑滑坡位移的动态变化, 将当月累计位移量和上月累计位移量差值 ( $S_1$ ) 和当月累计位移量和前两月累计位移量差值 ( $S_2$ ) 也作为特征输入, 对模型进行训练。

模型建立完成后得到的特征重要性从高到低依次为 0.976、0.948、0.826、0.693、0.392、0.3 和 0.261, 如图 5 所示, 即该模型中特征的重要性排列为:  $S_2 > R_2 > W_v > W_1 > R_1 > R_3 > S_1$ 。图 5 中左边四个特征的重要性都较大, 库水位指标  $W_v$  和  $W_1$  均在其中, 可见水库的水位动态变化及其水位位置对滑

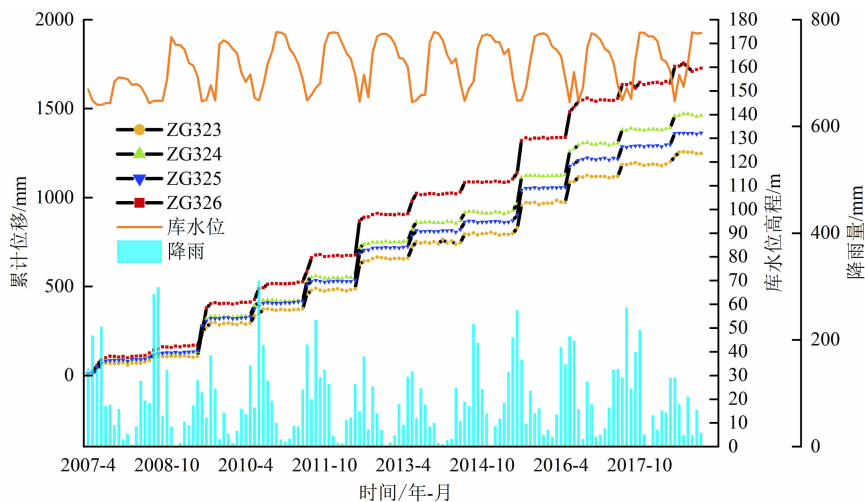


图2 白家包滑坡累计位移—库水位—降雨—时间曲线图

Fig. 2 The cumulative displacement - reservoir water level - rainfall - time curve of Baijiabao landslide

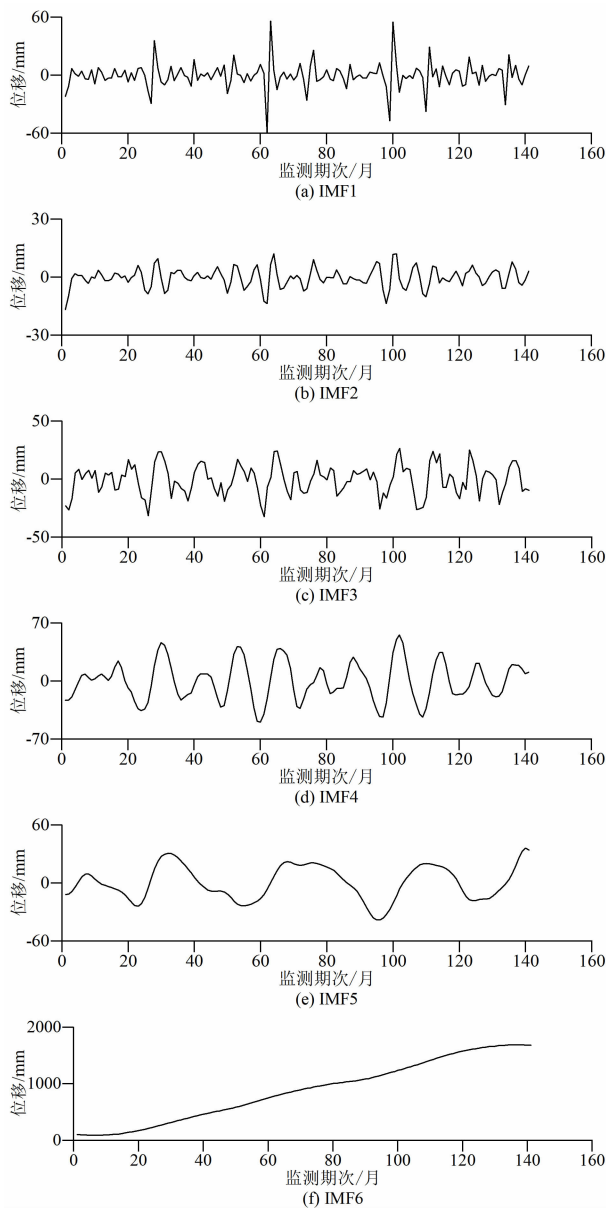


图3 白家包滑坡位移量 EEMD 分解结果

Fig. 3 IMFs and residue for the Baijiabao landslidedisplacement monthly data derived through EEMD

坡的台阶状变形具有主导作用。而  $S_2$  和  $R_2$  指标反映了滑坡的多月累计位移和多月累计降雨也是台阶状变形的主要影响因素。再将后 12 组样本数据的特征输入建立好的随机森林模型,得到 2018 年的周期项位移预测结果(图 6)。

训练好的随机森林回归模型得到的预测结果,能够较好地反映周期项位移的变化特征,除个别项差异较大外,原始值和预测值的差距都在 20 mm 以下。选取相关性系数( $R$ )和均方根误差( $RMSE$ )这两个统计学指标<sup>[21]</sup>对预测结果进行精度评价。经

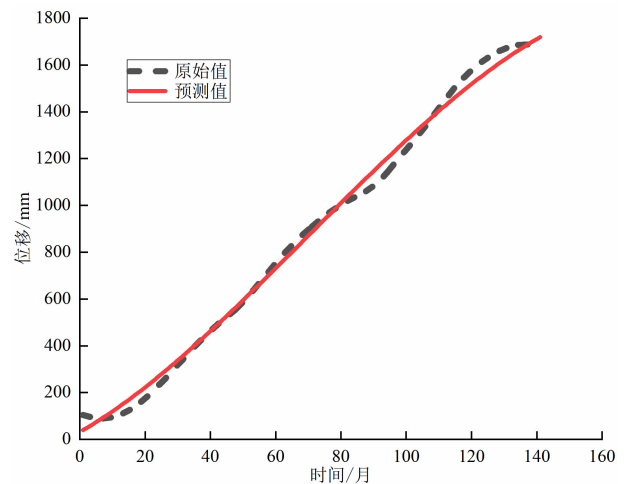


图4 趋势项位移预测结果

Fig. 4 Predicted values of trend displacement

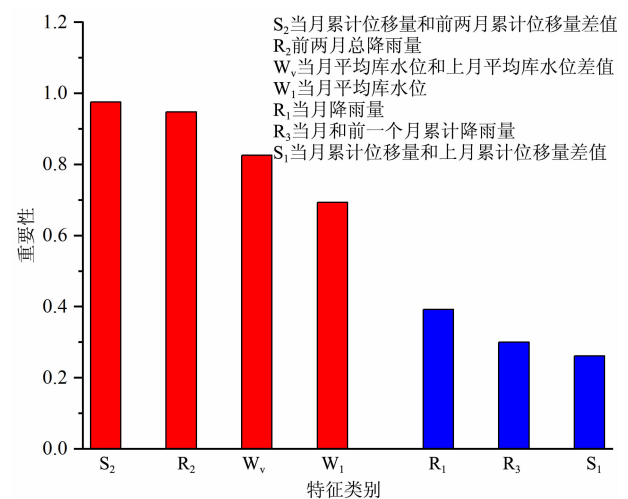


图5 输入特征重要性排序

Fig. 5 Importance ranking of input features

计算,其相关系数  $R$  为 0.943,均方根误差  $RMSE$  为 18.55 mm。

### 3.4 滑坡总位移预测

将周期项和趋势项的预测结果根据时间序列加法相叠加,得到总滑坡累计位移的预测结果(图 7)。可见,基于 RFR 得到的总滑坡位移预测曲线较贴近原总累计位移曲线。本文所构建的 EEMD-RFR 模型得到的总累计位移预测值和原始值的相关系数  $R$  达 0.997,均方根误差  $RMSE$  为 41.4 mm。

## 4 讨论

为验证本方法的有效性及其优越性,将由 EEMD-RFR 模型得到的滑坡位移预测结果与其他两个由

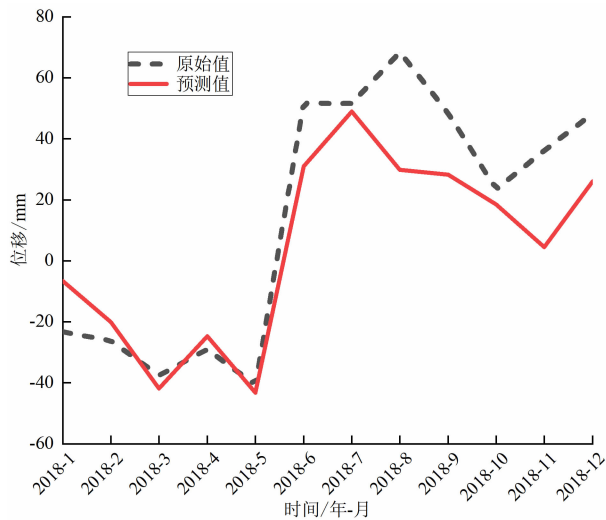


图6 周期项位移预测结果

Fig. 6 Predicted values of periodic displacement

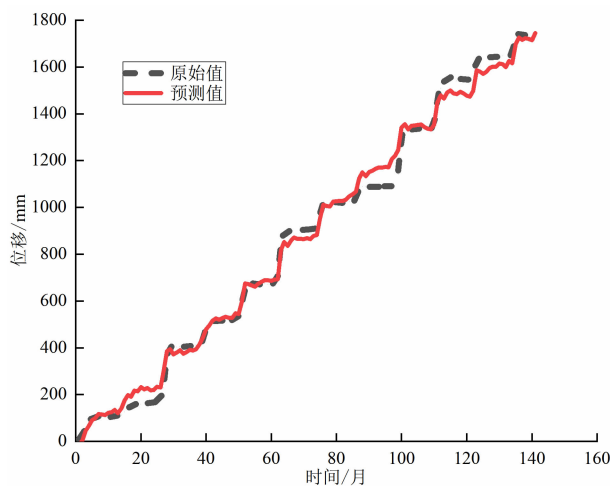


图7 总位移预测结果

Fig. 7 Predicted values of total displacement

BP 神经网络方法(多层感知器(MLP)神经网络和径向基(RBF)神经网络<sup>[22]</sup>)得到的预测结果进行对比(图8)。

图8直观地反映了三种方法的预测效果,MLP和RBF方法预测的结果其相关系数 $R$ 分别为0.782和0.907,均方根误差 $RMSE$ 分别为29.87 mm和17.82 mm。通过本研究方法预测的结果其相关系数均大于MLP和RBF方法,均方根误差也小于MLP方法,其中RBF方法的均方根误差稍小于本方法,但考虑到BP神经网络在相同参数下预测结果具有不稳定性,更依赖经验选取参数,并且需多次调参<sup>[23]</sup>。因此,综合考虑本文提出的方法对水库滑坡

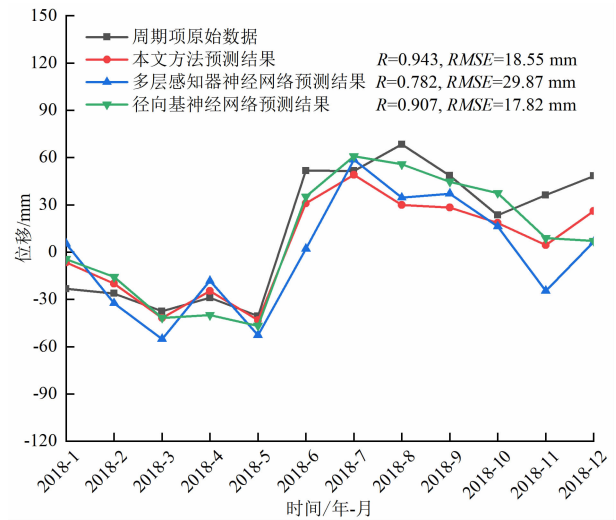


图8 不同方法对周期项预测结果与实测值对比

Fig. 8 Comparison of the predicted values of periodic displacement with the measured values

台阶状位移预测效果更佳。

## 5 结论

本文考虑滑坡变形的非线性动态变化特征,提出了基于诱发因素响应的EEMD-RFR模型。以水库滑坡——三峡库区白家包滑坡2007年4月至2018年12月的变形数据为例,将该模型用于预测此滑坡的“台阶状”位移,并将本模型的预测结果与BP神经网络方法预测结果进行了对比,得到如下结论:

(1)水库滑坡的变形与库水波动和降雨等诱发因素密切相关,从诱发因素与位移响应角度,提出了“台阶状”位移预测的EEMD-RFR模型,有效地提高了滑坡位移的预测精度。

(2)利用EEMD-RFR滑坡位移预测模型,将降雨、库水位及位移状态等作为诱发因素输入模型,对白家包滑坡的位移进行了预测,结果基本反映了累计位移的“台阶状”变化趋势,相关性系数 $R$ 达到0.997。

(3)将EEMD-RFR模型与多层感知器(MLP)神经网络和径向基(RBF)神经网络等预测方法对比,验证了EEMD-RFR模型对水库滑坡“台阶状”位移预测效果最佳。这为水库滑坡位移预测提供了一种新的有效方法,对了解水库滑坡长期变形具有一定意义。

## 参考文献 (References)

- [1] 闫友彪,陈元琰. 机器学习的主要策略综述[J]. 计算机应用研究, 2004(7): 4 - 10 + 13. [YAN Youbiao, CHEN Yuanyan. A survey on machine learning and its main strategy [J]. Application Research of Computers, 2004(7): 4 - 10 + 13] DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2004.07.002
- [2] 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
- [3] 邓冬梅,梁焯,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
- [4] 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
- [5] DU Juan, YIN Kunlong, LACASSE S. Displacement prediction in colluvial landslides, Three Gorges Reservoir, China [J]. Landslides, 2013, 10(2): 203 - 218. DOI: 10.1007/s10346-012-0326-8
- [6] 张凯翔,牛瑞卿,胡友健等. 基于小波变换及外因响应的滑坡位移预测[J]. 中国矿业大学学报, 2017, 46(4): 924 - 931. [ZHANG Kaixiang, NIU Ruiqing, HU Youjian, et al. Landslide displacement prediction based on wavelet transform and external cause [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2017, 46(4): 924 - 931] DOI: 10.13247/j.cnki.jcmt.000716
- [7] 朱权洁,姜福兴,尹永明,等. 基于小波分形特征与模式识别的矿山微震波形识别研究[J]. 岩土工程学报, 2012, 34(11): 2036 - 2042. [ZHU Quanjie, JIANG Fuxing, YIN Yongming, et al. Classification of mine microseismic events based on wavelet-fractal method and pattern recognition [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2012, 34(11): 2036 - 2042]
- [8] 赵久彬,刘元雪,刘娜,等. 海量监测数据下分布式 BP 神经网络区域滑坡空间预测方法[J]. 岩土力学, 2019, 40(7): 2866 - 2872. [ZHAO Jiubin, LIU Yuanxue, LIU Na, et al. Spatial prediction method of regional landslide based on distributed bp neural network algorithm under massive monitoring data [J]. Rock and Soil Mechanics, 2019, 40(7): 2866 - 2872] DOI: 10.16285/j.rsm.2018.0593
- [9] 曹洋兵,晏鄂川,谢良甫. 考虑环境变量作用的滑坡变形动态灰色—进化神经网络预测研究[J]. 岩土力学, 2012, 33(3): 848 - 852. [CAO Yangbing, YAN echuan, XIE Liangfu. Study of landslide deformation prediction based on gray model-evolutionary neural network model considering function of environmental variables [J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(3): 848 - 852] DOI: 10.16285/j.rsm.2012.03.014
- [10] ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, 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. DOI: 10.1016/j.enggeo.2016.02.009
- [11] 胡至华,袁路,马东涛,等. 基于 EEMD 分形和 LS-SVM 的次声信号识别泥石流类型[J]. 山地学报, 2020, 38(4): 619 - 629. [HU Zhihua, YUAN Lu, MA Dongtao, et al. Identification of debris flow types by infrasound signals based on EEMD fractal and LS-SVM [J]. Mountain Research, 2020, 38(4): 619 - 629] DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000539
- [12] 李麟玮,吴益平,苗发盛,等. 基于不同 Bootstrap 方法和 KELM-BPNN 模型的滑坡位移区间预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(5): 912 - 926. [LI Linwei, WU Yiping, MIAO Fasheng, et al. Landslide displacement interval prediction based on different Bootstrap methods and KELM-BPNN model [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(5): 912 - 926] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2018.1380
- [13] LI Huajin, XU Qiang, HE Yusen, et al. Prediction of landslide displacement with an ensemble-based extreme learning machine and copula models [J]. Landslides, 2018, 15(10). DOI: 10.1007/s10346-018-1020-2
- [14] YOUSSEF A M, POURGHASEMI H R, POURTAGHI Z S, et al. Erratum to: Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their performance at Wadi Tayyah Basin, Asir Region, Saudi Arabia [J]. Landslides, 2016, 13(5): 1315 - 1318. DOI: 10.1007/s10346-015-0667-1
- [15] 杨光辉,简文星,张树坡,等. 基于集成学习的阶跃型滑坡阶跃点判别分析[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019, 30(4): 1 - 8. [YANG Guanghui, JIAN Wenxing, ZHANG Shupo, et al. Discriminant step points of step-landslides based on ensemble learning [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2019, 30(4): 1 - 8] DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2019.04.01
- [16] BREIMAN L. Random Forests [J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5 - 32. DOI: 10.1023/A:1010933404324
- [17] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode

- decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1):1–41. DOI: 10.1142/S1793536909000047
- [18] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971):903–995. DOI: 10.1098/rspa.1998.0193
- [19] 陈可, 李野, 陈澜. EEMD 分解在电力系统故障信号检测中的应用[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 263–266. [CHEN Ke, LI Ye, CHEN Lan. Ensemble empirical mode decomposition for power quality detection applications [J]. Computer Simulation, 2010, 27(3):263–266] DOI: 10.3969/j.issn.1006–9348.2010.03.065
- [20] 刘勇, 秦志萌, 刘曼, 等. 基于状态划分的滑坡位移预测方法研究[J]. 地质科技情报, 2018, 37(1): 184–189. [LIU Yong, QIN Zhimeng, LIU man, et al. Landslide displacement prediction method based on state division [J]. Geological Science and Technology Information, 2018, 37(1):184–189] DOI: 10.19509/j.cnki.dzkq.2018.0125
- [21] CAO Ying, YIN Kunlong, 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):725–736. DOI: 10.1007/s10346–015–0596–z
- [22] 高彩云. 基于智能算法的滑坡位移预测与危险性评价研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2016:37–42. [GAO Caiyun, Research on displacement prediction and risk assessment of landslide based on intelligent algorithm [D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing, 2016: 37–42]
- [23] 邓冬梅. 基于集合经验模态分解的水库库岸滑坡阶跃型位移预测研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2018:44–50. [DENG Dongmei. Study of stepwise displacement prediction for reservoir landslides based on ensemble empirical mode decomposition [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2018: 44–50]

## A Prediction Model for Reservoir Landslide Step-Like Displacements Using Combined EEMD and RFR Method

AN Dong<sup>a</sup>, SONG Kun<sup>a,b,\*</sup>, YI Zheng<sup>a</sup>, YI Qinglin<sup>a</sup>

(*a. National Field Observation and Research Station of Landslides in Three Gorges Reservoir Area of Yangtze River;*

*b. Hubei Key Laboratory of Disaster Prevention and Mitigation, China Three Gorges University, Yichang 443002, Hubei China)*

**Abstract:** The displacement of reservoir landslide is closely related to triggering factors, such as the reservoir water periodic fluctuation and seasonal rainfall. The cumulative displacement of the landslide shows an obvious step-like shape due to the effect of reservoir water level rise or drawdown, and rainfall. Accurate and timely prediction of such step-like displacement has become a difficult problem for disaster warning personnel. In order to understand the influence of triggering factors on the reservoir landslide deformation behavior, a displacement prediction model was proposed to predict the landslide deformation trend, which was combined EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition) and RFR (Random Forest Regression) method. The displacement data of Baijiabao Landslide in the Three Gorges Reservoir, China was taken as a case in the study. The data from April 2007 to December 2018 was carried out to verify the proposed prediction model for step-like displacement. The EEMD method was applied to decompose the cumulative displacement into trend term and periodic term. The trend term was fitted by cubic polynomial of least square method, and the period term was predicted by the RFR model. In the RFR model, the response of triggering factors and landslide displacement change was considered. The predicted displacement of periodic term and trend term was superposed to achieve the cumulative displacement according to the displacement time series. The results demonstrated that the combined EEMD and RFR model reflected the step-like variation trend of the cumulative displacement of reservoir landslide basically, and the correlation coefficient,  $R$ , reached to



0.997. To verify the model, another two prediction methods of BP neural network was employed to predict the step-like displacement of Baijiabao Landslide. The compared results showed that the combined EEMD and RFR model was better than the BP neural network method. The proposed model provides a new and effective method to predict the reservoir landslide step-like displacements. It is significant to understand the long-term deformation behavior of reservoir landslides.

**Key words:** reservoir landslide; step-like displacement; displacement prediction model; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); random forest regression (RFR)

## 西藏拉萨街道空间品质测度与优化

樊冰青, 周 波, 成受明, 王 霞

(四川大学 建筑与环境学院)

作为西藏自治区首府,拉萨是具有民族特色和雪域高原特点的国家历史文化名城,也是著名国际旅游城市,凭借美丽的高原景观,悠久的历史,独特的民俗风情与浓厚的宗教色彩,吸引了大量游客与信徒。藏传佛教向心性宇宙观深深影响着拉萨古城的布局,古城区内形成了囊廓、八廓、林廓、孜廓四条特色转经道。转经道在拉萨的城市空间以及民俗文化中具有重要价值,承载了藏族人民的价值观与对拉萨城的特有记忆。林廓环路长约 8 km,宽约 22 m 作为古城的外环,从古至今功能最丰富,在拉萨交通网络和民俗文化中具有双重地位,承载了机动车行驶、转经、旅游、日常通勤等功能。随着拉萨的现代化城市建设,林廓环路逐渐出现了人车矛盾,街道风貌破坏等街道空间品质下降的问题。根据马斯洛需求层次理论,以拉萨林廓环路为例,从舒适性、安全性、便捷性、人文性维度构建适用于高原历史文化城市的街道空间品质测度与评价体系,具体探究了人文性维度指标的测度与评价方法,对研究民族地区历史文化城市街道空间品质的测度、评价与优化具有典型性和针对性的参考价值,为拉萨城市人居环境的改善提供了理论支撑。

详见本期《拉萨街道空间品质测度及优化研究——以林廓环路为例》一文。