

文章编号: 0559-9350(2023)04-0461-13

阶跃型滑坡综合变形预测及监测预警方法研究

袁 维^{1,2,3}, 孙瑞峰⁴, 钟辉亚¹, 焦海明⁴, 胡惠华⁵, 林 杭³

(1. 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司, 湖南 长沙 410014; 2. 石家庄铁道大学 土木工程学院, 河北 石家庄 050043;
3. 中南大学 资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410012; 4. 中铁十七局集团城市建设有限公司, 贵州 贵阳 550029;
5. 湖南省交通规划勘察设计院有限公司, 湖南 长沙 410200)

摘要: 大型库岸滑坡的长期变形在汛期降雨作用下呈现明显的周期性“阶跃式”陡增特征。针对阶跃型滑坡的变形特征, 本文提出了一种多源数据“融合-预测-预警”的三步式滑坡监测预警方法: (1)“融合”, 即基于经验模态分解法将多点位移监测数据分别分解为趋势项和周期项, 采用加权值法分别融合不同监测点的趋势项和周期项位移得到融合趋势项和融合周期项序列, 并将两者叠加得到滑坡体的现状综合变形时间序列; (2)“预测”, 即引入“一个预测周期”概念, 采用滑动多项式拟合法和随机森林算法分别对融合趋势项和融合周期项进行预测并叠加得到滑坡体的预测综合变形时间序列; (3)“预警”, 即基于斜率变点分析方法搜索综合变形曲线的“稳定点”和“跃迁点”, 确定稳定变形和加速变形区间的斜率, 建立阶跃型滑坡的四级递进式分级预警模型, 基于该预警模型对滑坡现状进行预警。以向家坝水库某滑坡体自动化位移监测数据为研究对象, 采用本文所提方法对该滑坡进行了综合变形预测和监测预警, 结果表明: 综合变形时间序列可以整体反映滑坡的变形演化规律, 且预测结果可靠, 根据分级预警模型判断此滑坡体当前处于稳定变形阶段(I级预警)。

关键词: 阶跃型滑坡; 变形预测; 监测预警; 数据融合; 经验模态分解; 灰色关联理论; 随机森林算法; 变点分析方法

中图分类号: TU457

文献标识码: A

doi: 10.13243/j.cnki.slxb.20220339

1 研究背景

我国是滑坡地质灾害频发的国家, 据“全国地质灾害通报(2020年)”统计, 2020年全国共发生地质灾害7840起, 其中滑坡4810起, 占比61.35%^[1]。滑坡体的变形破坏除了受自身地质条件控制外, 降雨亦是一个重要的外在诱发因素^[2-3]。从“累积位移-时间”曲线形状来看, 变形曲线在汛期出现一个明显的变形增长陡坎, 汛期结束后变形又恢复平稳, 整个曲线表现出与降雨时间相对应的阶梯状演化特征, 此类型滑坡被称为降雨诱发阶跃型滑坡^[4-5]。为了尽可能避免或降低该类型滑坡造成的破坏和损失, 学界围绕位移预测及监测预警方法开展了系列研究。

滑坡位移预测是滑坡预警系统中的重要组成部分, 一般包含以下三个步骤: 原始总位移分解、预测模型的建立和预测结果的评价^[6]。滑坡位移的产生与变化是坡体自身地质条件和外界诱发因素共同作用的结果, 因此, 滑坡总位移可分解为趋势项位移(由坡体自身条件决定)和周期项位移(受降雨等外在因素控制)^[7-8]。目前常用的位移分解方法主要有移动平均法、小波变换法、模态分解法(包含经验模态分解、变分模态分解)等^[9]。例如, 杨背背等^[8]以白水河滑坡ZG118监测点近10年的GPS

收稿日期: 2022-04-29; 网络首发日期: 2023-01-03

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1882.TV.20230103.0950.001.html>

基金项目: 河北省重点研发计划项目(22375402D); 河北省自然科学基金项目(E2021210041); 国家自然科学基金项目(11902208);
湖南省自然科学基金项目(2022JJ30641); 湖南省交通运输科技进步与创新计划项目(202120)

作者简介: 袁维(1986-), 博士, 副教授, 主要从事工程地质灾害安全防控研究。E-mail: yuanweisuper001@126.com

通讯作者: 胡惠华(1965-), 本科, 正高级工程师, 主要从事交通工程勘察研究。E-mail: huhuihua_hnjt@sina.com

累积位移监测数据为时间序列原始样本,采用移动平均法从总位移中提取趋势项位移,将总位移减去趋势项位移的结果作为周期项位移;Huang等^[10]以白家包滑坡D3监测点位移时间序列为研究对象,采用小波变换法将原始位移分解成三个低、中、高频分量,将最低频分量作为趋势项位移,剩余项之和作为周期项位移;Guo等^[11]采用变分模态分解法将藕塘滑坡的MJ01和MJ02监测点位移序列分解为低频模态函数、高频模态函数和残余项,分别代表周期项位移、波动项位移和趋势项位移。将原始总位移分解后,建立预测模型分别对趋势项和周期项进行预测,并将两者对应时刻点的预测值进行叠加得到最终的预测总位移。对于趋势项位移而言,常采用多项式拟合法^[12]和指数平滑法进行预测^[13];对于周期项位移而言,常采用数学统计方法(包含自回归模型^[14]、灰色模型^[15]等)和机器学习方法(支持向量机模型^[16]、极限学习机模型^[17]、随机森林模型^[18]、神经网络模型^[19]等)进行预测。滑坡变形是滑坡体所处变形演化状态和外界影响因素共同作用的结果,因此,在采用以上模型进行变形预测时,最关键的步骤是对模型的输入参数(状态变量和影响因子)进行筛选,常用的方法有灰色相关分析法^[12]和皮尔逊相关系数法^[19]等。例如,安冬等^[20]将趋势项采用多项式拟合方法进行预测,同时将当月降雨量、前两月总降雨量、当月平均库水位、相邻两月平均库水位差值作为输入参数,采用随机森林回归模型进行周期项预测;杨光辉等^[21]通过灰色关联分析方法找到与位移密切相关的因素为月平均降雨量、连续两月累积降雨量、前后三个月平均降雨量、月库水位最大变化量,然后将以上因素作为输入参数,采用随机森林模型进行位移预测;Du等^[22]利用多项式函数进行趋势项位移预测,同时,选取当前月降雨量、累计前两月降雨量、月库水位高程变化量及年内总位移累计增量为影响因子,利用BP神经网络进行周期项位移预测。利用预测模型对位移进行预测后,需要对预测结果进行评价以验证预测模型的可靠性,目前运用较多的评价指标是均方根误差 $RMSE$ 和判定系数 R^2 , $RMSE$ 越小以及 R^2 越大,表明预测模型的结果越可靠^[9]。

位移预测的最终目的是研究滑坡变形的演化规律,为滑坡综合预警提供数据基础。对于降雨诱发阶跃型滑坡而言,通常根据历史累积变形监测曲线分析不同稳定变形阶段和跃迁变形阶段的速率、加速度等指标,识别降雨诱发阶跃型滑坡2种不同特征状态(即变形稳定状态和变形突变状态),建立滑坡监测预警的速率或加速度等指标阈值,并结合位移预测曲线对未来边坡安全性进行预警。例如:黄晓虎等^[23]通过分析“阶跃型”变形曲线上的“破坏拐点”和“稳定拐点”确定了变形加速区间,以此求解前期降雨、当次降雨以及速率阈值,最后以王家坡滑坡为例设计了5级递进式分级预警模型;覃瀚萱等^[24]基于时间序列加法模型对滑坡总位移进行预测,利用聚类分析方法对总位移曲线划分不同的变形阶段,从而实现滑坡监测预警等级的快速判断;罗文强等^[25]以月降雨量、月库水位高程变化量作为输入参数建立累积位移时间序列预测模型,然后基于Chow分割点检验理论对滑坡演化阶段进行准确划分,从而为滑坡的临滑预警提供重要判据。

综上所述,以时间序列分析的非线性数据驱动模型在滑坡位移预测中得到了较好的应用,但是,结合位移预测成果的滑坡监测预警仍是难点。此外,滑坡体通常存在多个位移监测点,当前的滑坡位移预测和监测预警均针对单个位移监测点开展研究,如何选择合理位置处的位移监测点对分析结果至关重要,目前人为经验选择监测点的方式具有显著的主观性和不确定性。

针对此研究现状,本文提出降雨诱发阶跃型滑坡多点位移监测数据的“融合-预测-预警”框架。首先将滑坡体不同位移监测点数据分解为趋势项和周期项,利用加权值法分别对其进行动态加权融合得到融合趋势项和融合周期项,将两者叠加即可得到滑坡体的现状综合变形时间序列;然后,采用滑动多项式拟合法和随机森林算法分别对融合趋势项和融合周期项进行预测并叠加得到滑坡体的预测综合变形时间序列;最后,基于斜率变点分析方法搜索综合变形曲线的“稳定点”和“跃迁点”,确定稳定变形和加速变形区间的斜率,进而建立降雨诱发阶跃型滑坡的四级递进式分级预警模型。最后对向家坝水库某滑坡体进行综合变形预测和预警,判断该滑坡体当前处于稳定变形阶段。

2 “融合-预测-预警”框架及数学方法

2.1 “融合-预测-预警”的框架流程 图1表示降雨诱发阶跃型滑坡位移监测数据的“融合-预测-预警”流程图。由图1可知,“融合-预测-预警”框架主要包含三部分内容:

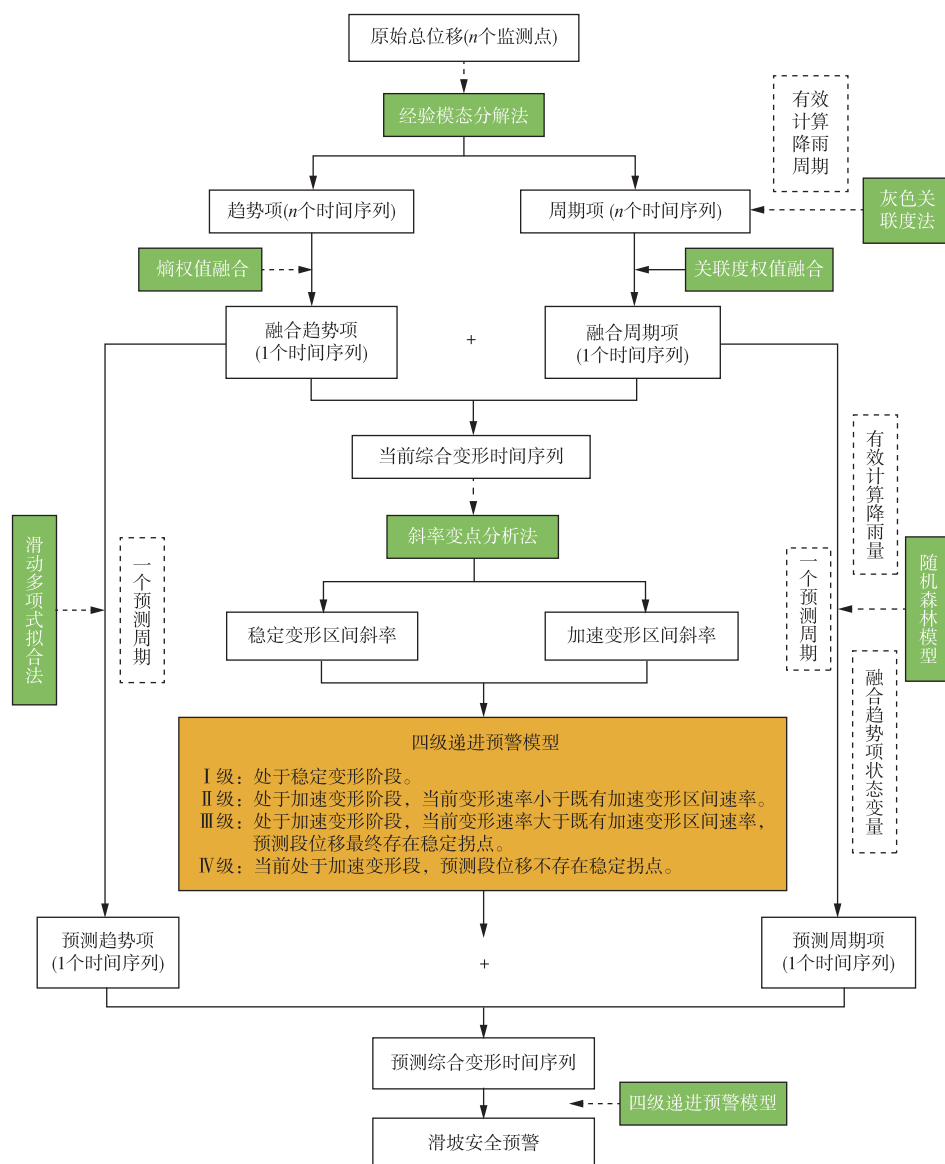


图1 “融合-预测-预警”流程

(1)原始总位移的融合。滑坡体上需布置多个位移监测点,单个监测点不能反映滑坡体整体的变形状况,采用数据融合技术提取滑坡体多点综合位移信息可从整体上反映滑坡体变形规律^[26]。假设滑坡体共有 n 个位移监测点,首先采用经验模态分解法将各监测点原始位移数据分别进行分解得到 n 个趋势项时间序列和 n 个周期项时间序列;然后,采用加权值法分别对趋势项和周期项进行加权融合,得到1个融合趋势项时间序列和1个融合周期项时间序列;最后,将融合趋势项和融合周期项叠加,得到1个当前综合变形时间序列。在对趋势项进行融合时,采用熵权值法计算各趋势项时间序列的权值;在对周期项进行融合时,采用灰色关联度法找到与周期项位移密切相关的降雨时间间隔(即计算降雨周期),并计算各个周期项与计算降雨量的平均关联度值,根据关联度值计算各周期项的权值。

(2)综合变形的预测。利用斜率变点分析法找出当前综合变形时间序列的“稳定点”和“跃迁

点”，根据“稳定点”和“跃迁点”间距确定“一个预测周期”。在“一个预测周期”内，采用滑动多项式拟合法对融合趋势项进行拟合处理，将预测周期内的离散时间点代入到拟合公式中得到1个预测趋势项时间序列。另外，将计算降雨量和融合趋势项状态变量作为输入因子、融合周期项作为输出因子，采用随机森林算法对其进行训练得到预测模型，将预测周期内的输入因子代入到预测模型中得到1个预测周期项时间序列。最后，将预测趋势项和预测周期项叠加得到预测综合变形时间序列。

(3)滑坡体监测预警。根据当前综合变形时间序列的“稳定点”和“跃迁点”确定稳定变形区间和加速变形区间，采用线性拟合方法得到稳定变形区间和加速变形区间斜率(即变形速率)。将当前综合变形时间序列和预测综合变形时间序列合并成一个完整时间序列，识别当前监测时刻在整个时间序列中所处的阶段，并比较当前时刻点变形速率与加速变形区间变形速率的大小，综合判断滑坡体当前的监测预警等级。

2.2 “融合-预测-预警”的数学方法

2.2.1 基于经验模态分解法的原始位移分解 经验模态分解法(EMD)可以将非平滑时间序列分解为相互独立且特征尺度各异的数据序列，每个数据序列被称为固有模态函数(IMF)。IMF须满足两个条件：(a)极值点数量(极大值和极小值的数量之和)与零点的数量必须相等或最多相差1；(b)极大值定义的包络线的平均值和极小值定义的包络线的平均值均应等于零。采用EMD对原始时间序列 $S(t)$ 进行分解的步骤如下^[7]。

步骤1：找出 $S(t)$ 所有的极值点，采用三次样条函数分别拟合极大值点和极小值点得到上包络线 $S_{up}(t)$ 和下包络线 $S_{low}(t)$ 。

步骤2：计算上、下包络线的均值 $m(t)$ ，计算 $S(t)$ 与 $m(t)$ 的差值 $h(t)$ ，即

$$m(t) = [S_{up}(t) + S_{low}(t)] / 2; h(t) = S(t) - m(t) \quad (1)$$

步骤3：若 $h(t)$ 不满足IMF的两个约束条件，则对 $h(t)$ 重复执行步骤1—2，直至满足为止；若 $h(t)$ 满足IMF的两个约束条件，则 $h(t)$ 作为 $S(t)$ 的第一个固有模态函数(IMF_1)。 $S(t)$ 与 IMF_1 的差值计为 $R_1(t)$ ：

$$R_1(t) = S(t) - IMF_1 \quad (2)$$

步骤4：将 $R_1(t)$ 作为新的原始时间序列，重复步骤1—3，可得到剩余的IMF和最终的剩余分量，即

$$S(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + R_n(t) \quad (3)$$

式中： n 为IMF的个数； $R_n(t)$ 为最终剩余分量。

原始总位移可采用以上方法进行分解，待分解完成后， $R_n(t)$ 作为趋势项位移， $\sum IMF_i$ 作为周期项位移。阶跃型滑坡位移时间序列分解示意图2所示，图2(a)可分解为图2(b)和图2(c)。

2.2.2 基于熵权值法的趋势项融合 假设滑坡体位移监测点数量为 n ，采用经验模态分解法得到的趋势项位移数据为 $\{X_1^0, X_2^0, \dots, X_n^0\}$ ，其中 $X_j^0 (j=1, 2, \dots, n)$ 是第 j 个监测点的趋势项位移时间序列。同时，假设 $w_j^0 (j=1, 2, \dots, n)$ 是分配给第 j 个监测点趋势项位移的权重值，因此，所有监测点的趋势项位移经过加权后得到的融合趋势项时间序列 X_{Trend} 的计算式如下：

$$X_{Trend} = [w_1^0, w_2^0, \dots, w_n^0] [X_1^0, X_2^0, \dots, X_n^0]^T \quad (4)$$

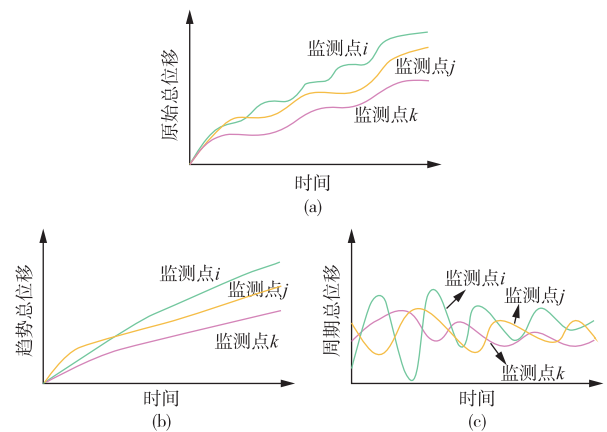


图2 原始总位移分解示意

第 j 个监测点的熵 (H_j) 定义如下^[27]:

$$H_j = -\frac{1}{\ln l} \sum_{i=1}^l f_{ij} \ln(f_{ij}) \quad (5)$$

式中 l 为数据点的个数。 f_{ij} 的计算式如下^[27]:

$$f_{ij} = (1 + X_{ij}^0) / \sum_{i=1}^l (1 + X_{ij}^0) \quad (6)$$

式中 X_{ij}^0 为第 j 个监测点的第 i 个数据值。如果 $f_{ij} = 0$, 则 $f_{ij} \ln(f_{ij})$ 被视为 0。由此, 第 j 个监测点的熵权值计算式如下^[27]:

$$w_j^0 = (1 - H_j) / (n - \sum_{j=1}^n H_j) \quad (7)$$

2.2.3 基于灰色关联度法的周期项融合 滑坡体当天的变形与当次降雨及前期降雨量密切相关, 且距离当次降雨时间越长的前期降雨对滑坡变形的影响越小, 前期降雨只有部分降雨量对滑坡变形产生作用, 因此定义一个“计算降雨量”来反映一个降雨过程对滑坡体变形的影响, 即^[23]

$$Q_m = \sum_{k=0}^m \lambda^k D_k \quad (8)$$

式中: m 为一个降雨过程的计算天数 (即计算周期); Q_m 为以 m 天作为计算周期得到计算降雨量; D_k 为距离当次降雨往前第 k 天的降雨量; λ 为降雨衰减系数, 计算式如下^[28]:

$$\lambda = (k + 0.08^3) / (k + 0.08)^3 \quad (9)$$

我们定义与所有监测点的周期项位移相关性最高的计算降雨量为“有效计算降雨量” (Q_{me}), 与其对应的降雨过程计算天数为“有效计算降雨周期” (m_e)。下面详细阐述如何采用灰色关联度法搜索 Q_{me} 和 m_e , 并最终计算融合周期项位移时间序列。

假设周期项位移数据为 $\{X_1^p, X_2^p, \dots, X_n^p\}$, 其中 $X_j^p (j=1, 2, \dots, n)$ 是第 j 个监测点的周期项位移时间序列。 $Q_m (m=0, 1, 2, \dots, d_t)$ 是与 X_j^p 数据点个数相同的向量, 其中, d_t 一般建议取 90, 因为当计算周期大于或等于 90 时, λ 小于或等于 0.00012, 此时对计算降雨量的影响可忽略。

灰色关联分析的具体计算步骤如下:

第一步: 对 X_j^p 和 Q_m 进行均值化处理, 即

$$\begin{cases} x_j^p(t) = \frac{X_j^p(t)}{\bar{X}_j^p} & (t=1, 2, \dots, l; j=1, 2, \dots, n) \\ q_m(t) = \frac{Q_m(t)}{\bar{Q}_m} & (t=1, 2, \dots, l; m=1, 2, \dots, d_t) \end{cases} \quad (10)$$

式中 $\bar{X}_j^p$ 和 $\bar{Q}_m$ 分别为 X_j^p 和 Q_m 向量的均值。

第二步: 计算关联系数^[29], 即

$$\xi_j(t) = \frac{\min_j \min_t |q_m(t) - x_j^p(t)| + 0.5 \max_j \max_t |q_m(t) - x_j^p(t)|}{|q_m(t) - x_j^p(t)| + 0.5 \max_j \max_t |q_m(t) - x_j^p(t)|} \quad (11)$$

式中 $\xi_j(t)$ 为 Q_m 与 X_j^p 在各个时刻 (即时间序列中各点) 的关联程度值。

第三步: 计算关联度^[29], 即

$$r_j = \sum_{t=1}^l \xi_j(t) / l \quad (12)$$

式中 r_j 为第 j 个监测点的周期项位移与计算降雨量 Q_m 的关联度。

第四步: 计算累积关联度, 即

$$R_m = \sum_{j=1}^n r_j \quad (13)$$

式中 R_m 为计算降雨量 Q_m 与所有周期项位移关联度之和。

第五步：搜索 Q_{me} 和 m_e ，即找出 R_m 中的最大值，其对应的降雨过程计算天数为“有效计算降雨周期”(m_e)，再根据式(8)计算得到的计算降雨量为“有效计算降雨量”(Q_{me})。

第六步：计算第 j 个监测点周期项位移的权重值，即根据式(10)——(12)计算得到所有监测点周期项位移与 Q_{me} 的关联度，再根据关联度计算权重值

$$w_j^p = r_j^e / \sum_{j=1}^n r_j^e \quad (14)$$

式中： w_j^p 为第 j 个监测点周期项位移的权重值； r_j^e 为第 j 个监测点周期项位移与 Q_{me} 的关联度。

第七步：采用加权法计算融合周期项位移时间序列 X_{Period} ，即

$$X_{\text{Period}} = [w_1^p, w_2^p, \dots, w_n^p] [X_1^p, X_2^p, \dots, X_n^p]^T \quad (15)$$

2.2.4 基于斜率变点分析的时间序列分段 当前综合变形时间序列 (Y_{cur}) 由 X_{Trend} 和 X_{Period} 相加得到，即：

$$Y_{\text{cur}} = X_{\text{Trend}} + X_{\text{Period}} \quad (16)$$

多点阶跃型位移时间序列融合后仍呈现阶跃特征，其示意图如图3所示。由图3可知，阶跃型位移时间序列存在两种类型的拐点：一种是由稳定变形阶段进入加速变形阶段的拐点，我们定义为“跃迁点”；另一种是由加速变形阶段进入稳定变形的拐点，我们定义为“稳定点”。本文提出了斜率变点分析方法进行“跃迁点”和“稳定点”的搜索，具体步骤如下：

(1) 以 $Y_{\text{cur}}(t)$ 为计算节点，分别对计算节点前 D 个数据和计算节点后 D 个数据做线性拟合分析，并得到其斜率，分别记为 $K_D^f(t)$ 和 $K_D^b(t)$ ；

(2) 改变 D 的大小，采用步骤(1)的方法得到同一个计算节点不同 D 值下对应的一系列 $K_D^f(t)$ 和 $K_D^b(t)$ ，并计算其加权平均数，即

$$\begin{cases} \bar{K}^f(t) = \sum \omega_D K_D^f(t); \bar{K}^b(t) = \sum \omega_D K_D^b(t) \\ \omega_D = D^2 / \sum_{i=2}^D i^2 \end{cases} \quad (17)$$

(3) 将计算节点对应的 $\bar{K}^b(t)$ 与 $\bar{K}^f(t)$ 相除，得到该计算节点的速率比，记为 $\zeta(t)$ ，即

$$\zeta(t) = \bar{K}^b(t) / \bar{K}^f(t) \quad (18)$$

(4) 对时间序列 $\zeta(t)$ 搜索局部极值点，极大值点为跃迁点，极小值点为稳定点。

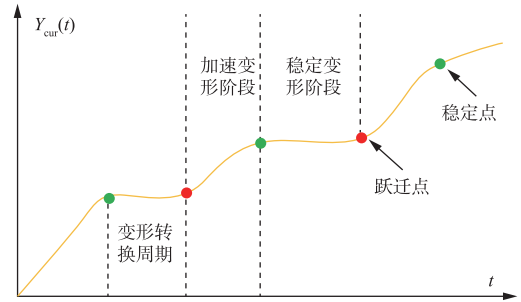


图3 综合变形时间序列分段特征

2.2.5 基于滑动多项式拟合的趋势项预测 本文提出滑动多项式拟合的方法对趋势项进行预测，其基本步骤如下。

步骤1：滑动窗口长度设为固定值 N ，即每次采用 N 个融合趋势项数据进行多项式拟合建立预测函数。假定第 m 次利用 $(t_{m+1}, t_{m+2}, \dots, t_{m+N})$ 时刻点对应的融合趋势项 $(X^Q(t_{m+1}), X^Q(t_{m+2}), \dots, X^Q(t_{m+N}))$ 进行拟合，即

$$f^m(t) = \sum_{i=0}^H \kappa_i^m t^i, H < N \quad (19)$$

式中： $f^m(t)$ 为第 m 次滑动拟合得到的预测函数； κ_i^m 为预测函数 $f^m(t)$ 的多项式系数； H 为多项式拟合的最高次数。

步骤2：根据 $f^m(t)$ 预测下一个时刻点 t_{N+m+1} 的融合趋势项，即

$$X^Q(t_{N+m+1}) = f^m(t_{N+m+1}) = \sum_{i=0}^H \kappa_i^m t_{N+m+1}^i \quad (20)$$

步骤3：将 $(t_{m+2}, t_{m+3}, \dots, t_{m+N+1})$ 时刻点对应的融合趋势项 $(X^Q(t_{m+2}), X^Q(t_{m+3}), \dots, X^Q(t_{m+N+1}))$ 进行拟合，得到第 $m+1$ 次滑动拟合得到的预测函数 $f^{m+1}(t)$ ；

步骤 4: 根据 $f^{m+1}(t)$ 预测下一个时刻点 t_{N+m+2} 的融合趋势项 $X^0(t_{m+N+2})$;

步骤 5: 重复步骤 1—4, 直至完成整个预测周期内的融合趋势项预测。

滑动多项式拟合预测的计算流程见图 4。

2.2.6 基于随机森林模型的周期项预测 随机森林(Random Forest, RF)是由 Leo Breiman 在 2001 年提出的一种结合 Bagging 集成学习理论和决策树分类器理论的机器学习算法^[30], 目前已被广泛应用于多因素组合输入的非线性回归预测分析中。假设训练集样本个数为 X 、决策属性个数为 M , 利用随机森林回归模型进行预测的过程概述如下(流程图见图 5): (1) 采取有放回的方法随机抽取 x 个样本构造训练子集, 同时, 从 M 个决策属性中随机选择 m 个属性构造特征子集, 利用训练子集和特征子集构造对应的决策树; (2) 重复步骤(1) n 次, 共得到 n 个训练集, 形成了 n 棵决策树, 所有决策树组合一起生成了随机森林模型; (3) 将待预测的决策属性数据输入到训练好的随机森林模型中, 所有决策树的预测结果取均值作为随机森林回归模型的最终预测结果。

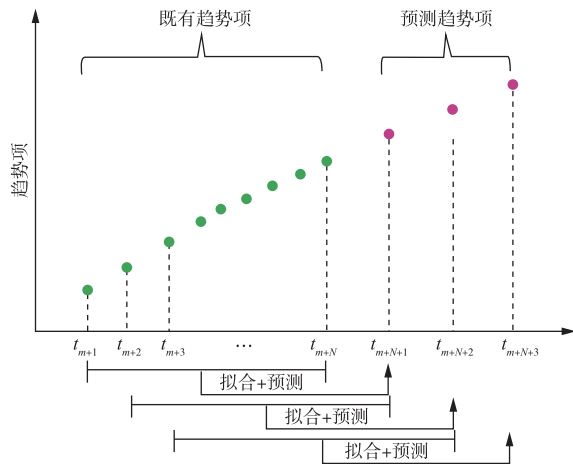


图 4 滑动多项式拟合预测流程

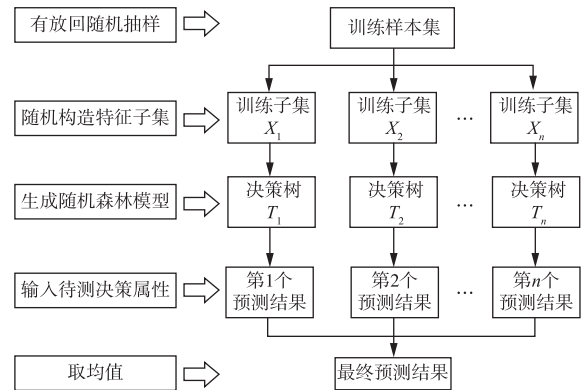


图 5 随机森林模型预测流程

本文将当前的融合周期项位移 X_{Period} 作为训练样本集, 同时, 将有效计算降雨量、融合趋势项状态变量(变化速率和累积增量)作为 3 个决策属性, 利用 MATLAB 系统中的 fitrensemble 函数完成随机森林模型的训练, 然后, 将预测周期内新的决策属性数据输入到训练好的随机森林模型中, 完成一个预测周期内融合周期项的数据预测。

2.2.7 四级递进预警模型的构建 假设综合变形时间序列中相邻稳定点和跃迁点的时间间隔为一个变形转换周期, 我们定义既有变形转换周期的平均值为一个预测周期。根据滑动多项式拟合法和随机森林回归分析法分别完成融合趋势项和融合周期项在一个预测周期内的预测后, 将两者的预测值叠加得到预测综合变形时间序列, 即

$$\mathbf{Y}_{\text{pre}} = \mathbf{X}_{\text{Trend}}^{\text{pre}} + \mathbf{X}_{\text{Period}}^{\text{pre}} \quad (21)$$

式中 $\mathbf{Y}_{\text{pre}}$ 、 $\mathbf{X}_{\text{Trend}}^{\text{pre}}$ 和 $\mathbf{X}_{\text{Period}}^{\text{pre}}$ 分别为预测综合变形时间序列、预测融合趋势项和预测融合周期项。

将 $\mathbf{Y}_{\text{cur}}$ 和 $\mathbf{Y}_{\text{pre}}$ 组合成完整的综合变形时间序列后, 我们根据当前时刻点综合变形的速率以及在综合变形序列中所处的变形阶段建立四级递进监测预警模型。预警模型示意图见图 6, 四级预警分别为: I 级, 当前时刻点处于稳定变形阶段; II 级, 当前时刻点处于加速变形阶段, 当前变形速率小于既有加速变形区间最大变形速率; III 级, 当前时刻点处于加速变形阶段, 当前变形速率大于既有加速变形区间最大变形速率, 预测段位移最终存在稳定拐点; IV 级, 当前时刻点处于加速变形阶段, 预测段位移不存在稳定拐点。

3 工程实例分析

向家坝水库某滑坡体所在场地地形总体较平缓、局部高差较大, 场地主要发育 2 条切割相对较深

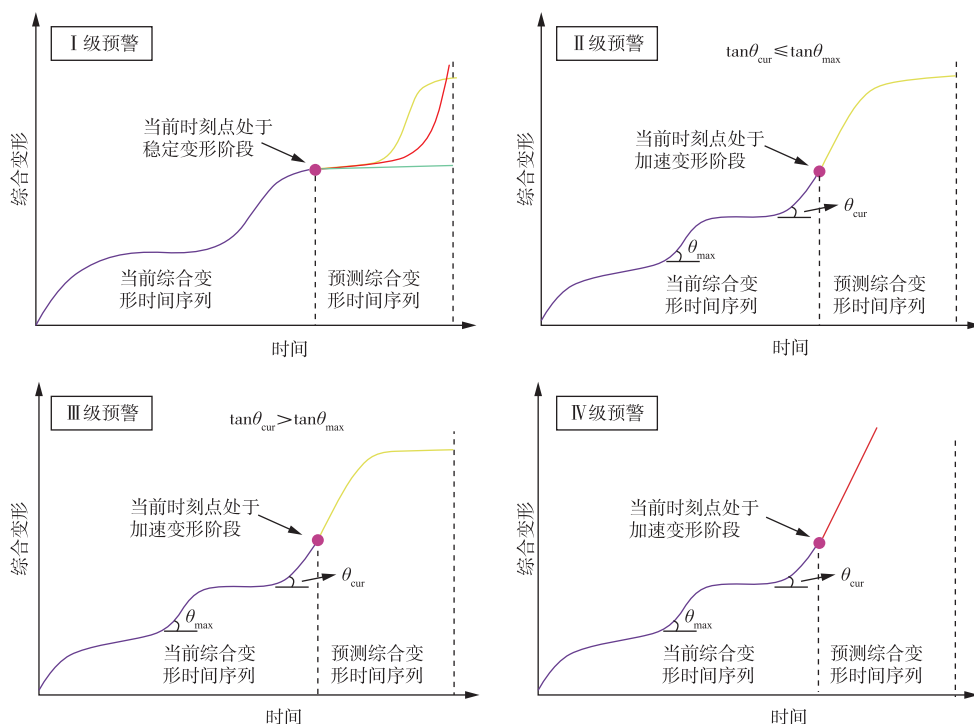


图6 阶跃型滑坡四级递进监测预警模型

规模较大的冲沟。场地内台地间高差主要采用挡土墙处理，挡土墙高度2~12 m，前缘库岸采用坡比1:3的干砌石护坡，最大库岸滑坡体高度约38 m，场地南侧后缘分布有崩塌堆积体，堆积体前缘南侧边坡采用抗滑桩加锚索进行挡护处理。2012年10月，向家坝水电站水库蓄水至354 m，2013年9月蓄水至正常蓄水位380 m。2014年3月，该场地后缘抗滑桩桩挡土板出现裂缝，2014年7月，场地内填方区及场地前沿出现地表裂缝。根据该场地内地形起伏、沟壑切割等边界特点，将场地划分为6个监测区域，其中，西南方向区域共布置3个GNSS自动化位移监测点，平均约7天采集一次变形监测数据。另外，场地布置一个自动化雨量监测装置，每天采集1次降雨量数据。西南方向区域自2017年6月5日开始实施监测，截止到2021年9月26日，共获取位移数据225期、降雨量数据1575期。图7表示该场地的变形监测分区及本文研究对象西南方向区域(高边坡2区)3个GNSS监测点的布置图。由图7可知，本文所选择的区域位于滑坡体的最后缘，距离水库距离较远，且基于灰色关联度理论将水位变化与变形进行了关联性分析，3个监测点的关联度值较低，因此，本文只考虑了降雨对变形的影响。图8表示3个监测点的累积位移与降雨量的关系图。

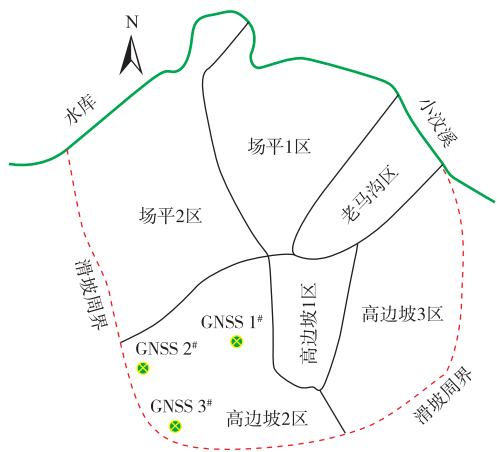


图7 监测点布置示意图

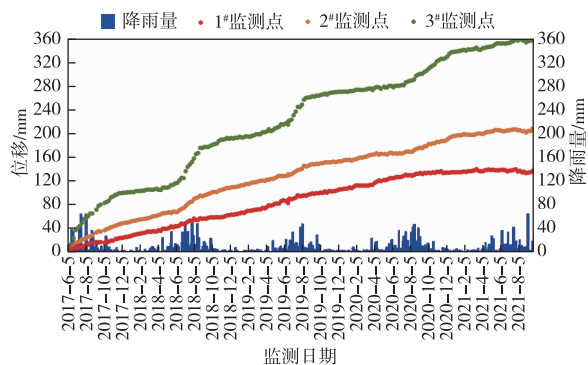


图8 监测点累积位移与降雨量的关系

由图 8 可知, 3[#]监测点位移最大, 累积位移曲线呈现明显的“台阶状”特征, 且跃迁阶段与降雨量较大时间段呈一一对应关系; 1[#]监测点的位移最小, 累积位移曲线的阶跃型特征不明显; 2[#]监测点的位移大小处于两者之间, 累积位移曲线呈现轻微的跃迁状。由此可见, 相对稳定监测点的变形受降雨量影响较小, 相对不稳定监测点受周期性降雨的影响较大; 另外, 单个监测点并不能反映坡体整体的变形特征, 有必要将多个监测点数据进行融合分析, 以体现一定范围内的坡体整体变形演化趋势。

采用经验模态分解法对图 8 中 3 个监测点的累积位移进行分解, 得到其对应的趋势项位移和周期项位移见图 9。由图 9 可知, 3 个监测点的趋势项位移不断增大, 但增速均存在不断降低的趋势; 另外, 3[#]监测点的周期项位移起伏最大, 呈现显著的周期性变化特征, 2[#]监测点次之, 1[#]监测点的周期性变化特征不显著。

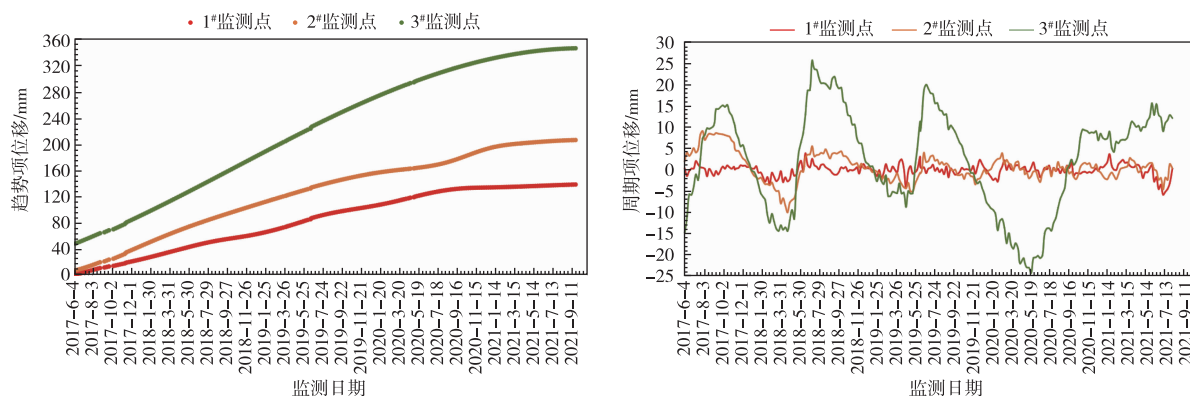


图 9 监测点累积位移分解结果

根据式(5)–(7)计算 1[#]–3[#]监测点趋势项位移的熵权值分别是 0.4034、0.3303、0.2663, 然后再根据式(4)计算得到 3 个监测点的融合趋势项时间序列 X_{Trend} 。在对周期项位移融合之前, 需要根据日降雨量监测数据搜索出“有效计算降雨量”(Q_{me})与“有效计算降雨周期”(m_e)。根据式(8)–(9)得到不同计算周期条件下的计算降雨量时间序列, 然后根据式(10)–(13)分别计算出各个计算降雨量时间序列与 3 个监测点周期项位移的累积关联度, 找出累积关联度最大值对应的计算降雨量时间序列和计算周期。结果表明, 当计算降雨周期等于 19 时, 累积关联度最大, 因此, “有效计算降雨周期”(m_e)的值取 19 d, 其对应的计算降雨量为“有效计算降雨量”(Q_{me})。找出 1[#]–3[#]监测点周期项位移与“有效计算降雨量”时间序列的关联度值, 根据式(14)计算出其关联度权值分别 0.2231、0.3812、0.3957, 最后据式(15)计算得到 3 个监测点的融合周期项时间序列 X_{Period} 。

将 X_{Trend} 和 X_{Period} 相加得到当前综合变形时间序列 Y_{cur} 。 X_{Trend} 、 X_{Period} 、 Y_{cur} 和 Q_{me} 的关系如图 10 所示。由图 10 可知, 当前综合变形时间序列呈现显著的“台阶状”特征, 其与有效计算降雨量表现出显著的相关性, 即有效计算降雨量增大的时段, 综合变形呈显著跃迁状态, 由此表明该滑坡体的整体位移符合降雨诱发阶跃型滑坡的变形特征。显然, 2[#]和 3[#]监测点的位移信息并不能充分反映该滑坡体阶跃型特征, 从而进一步说明对监测数据进行融合分析的必要性。

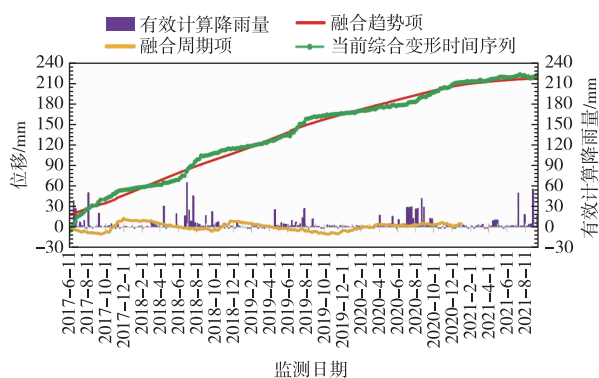


图 10 融合监测数据与有效计算降雨量之间的关系

采用 2.2.4 节中提出的方法对图 10 中的当前综合变形时间序列进行斜率变点分析, 分析结果如图 11 所示。由图 11 可知, 整个时间序列共 7 个斜率突变点, 其中, 稳定点 4 个, 跃迁点 3 个。根据 2.2.7 节中“一个预测周期”的定义, 计算得到本滑坡体的预测周期为 193 d, 共计需要进行 28 期的数据预测。

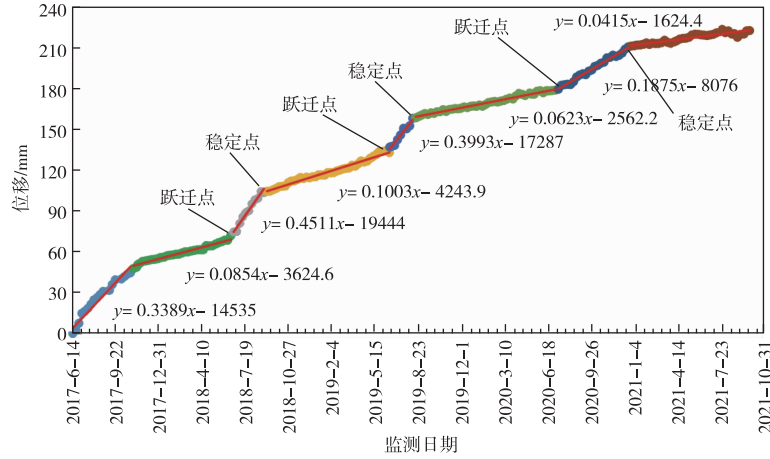


图 11 综合变形时间序列的斜率变点分析

采用 2.2.5 节中提出的方法对融合趋势项进行滑动预测，滑动窗口长度取 45 期，预测周期长度取 28 期。为了验证本文所提方法预测结果的可靠性，截取当前时刻点之前一个滑动窗口长度进行预测验证，并将预测结果与实际融合趋势项数据进行比较，采用式 (22) 计算 $RMSE$ 和 R^2 的值分别是 6.17 和 0.78，结果表明，多项式滑动拟合法的预测结果可靠。融合趋势项验证结果和预测结果见图 12。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (z_i - \hat{z}_i)^2}; R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (z_i - \hat{z}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (z_i - \bar{z})^2} \quad (22)$$

式中： m 为样本数； z_i 为位移监测值； $\hat{z}_i$ 为位移预测值； $\bar{z}$ 为所有位移监测值的算术平均值。

滑坡体在不同的变形状态阶段，即使受到相同的外界激励，其诱发位移亦不相同，因此，降雨诱发的周期项位移预测需要考虑滑坡体自身条件所处的状态。本文用两个指标来表征滑坡体所处的变形状态：融合趋势项变化速率和融合趋势项的累积增量。融合趋势项变化速率可根据式 (17) 计算每个时刻点前 10 个数据的加权斜率而得到，融合趋势项累积增量的计算需要先判断合理的增量计算时间间隔。根据灰色关联度法发现，相隔 38 d 所得到的融合趋势项累积增量与融合周期项相关性最大。因此，融合周期项预测最终需要考虑 3 个输入的决策属性：有效计算降雨量、融合趋势项变化速率、融合趋势项相隔 38 d 的累积增量。

采用随机森林模型对融合周期项进行预测，预测周期长度取 28 期。为了验证随机森林模型预测结果的可靠性，截取当前时刻点之前 35 期数据作为对比段，将预测结果与实际数据进行比较，采用式 (22) 计算 $RMSE$ 和 R^2 的值分别是 1.44 和 0.86，结果表明，随机森模型的预测结果可靠。在做周期项预测时，将当前时刻点之前 28 期的有效计算降雨量作为预测周期内的输入因子，剩余两个输入因子由融合趋势项的数据计算得到。融合周期项的验证结果和预测结果如图 13 所示。

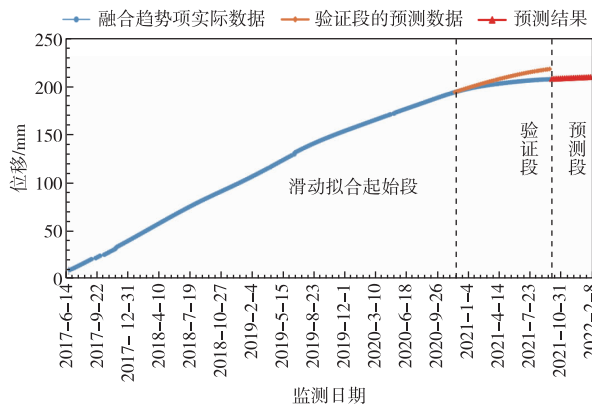


图 12 融合趋势项的验证结果和预测结果

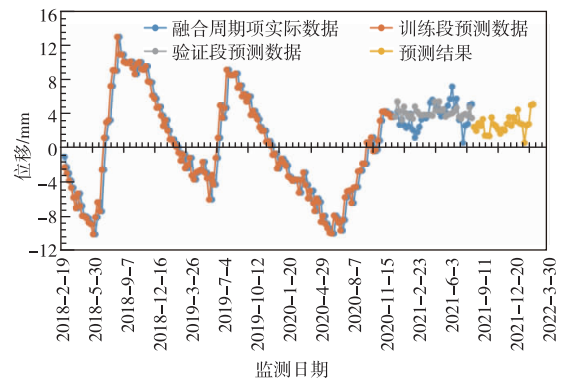


图 13 融合周期项的验证结果和预测结果

将预测趋势项和周期项叠加即可得到预测综合变形时间序列，并将其与当前综合变形时间序列组合成一个完整的时间序列曲线，如图 14 所示。可知，预测段的变化趋势趋于平缓，当前时刻点处于稳定变形阶段，因此，可认为该滑坡体在当前时刻为 I 级预警。

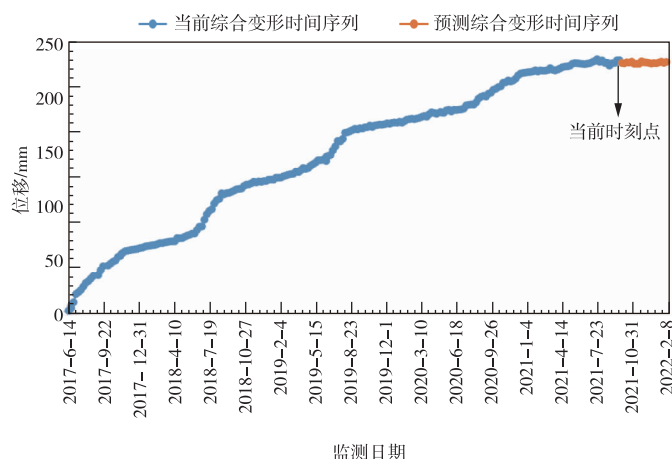


图 14 当前+预测综合变形时间序列

4 结论

针对降雨诱发阶跃型滑坡的变形特征，构建了一种基于多源监测数据的“融合-预测-预警”的框架，所提方法的目的是避免对位移监测点选择的任意性，从而实现对滑坡监测信息的充分挖掘和最大化利用。主要结论如下。(1)“融合-预测-预警”框架主要包含三部分内容：①将多个监测点位移时间序列分别分解为趋势项和周期项，将所有的趋势项和周期项分别进行加权计算得到融合趋势项和融合周期项，再将两者相加得到最终的当前综合变形时间序列；②将融合趋势项和融合周期项分别进行预测得到预测趋势项和预测周期项，将两者叠加得到预测综合变形时间序列；③将当前综合变形时间序列和预测综合变形时间序列合并成一个完整时间序列，根据当前时刻点的综合变形速率及其整个时间序列中所处的阶段，综合判断滑坡体当前的监测预警等级。(2)采用熵权值法对趋势项进行融合，采用关联度权值法对周期项进行融合。在对周期项融合时，考虑了降雨对融合结果的影响，同时，定义了“有效降雨周期”和“有效计算降雨量”的概念，通过关联度分析法找出与周期项位移关联性最大的“有效计算降雨量”，即可得到对滑坡体影响最大的降雨时间间隔。(3)提出了滑动多项式拟合法对融合趋势项进行预测，同时，采用随机森林模型对融合周期项进行预测。在预测融合周期项时，将有效计算降雨量、融合趋势项变化速率、融合趋势项累积增量作为输入决策属性。(4)提出了斜率变点分析方法搜索综合变形时间序列的“稳定点”和“跃迁点”，进而对综合变形时间序列进行分段，在此基础上提出了四级递进监测预警模型。(5)以向家坝水库某滑坡体为例，采用本文所提方法对该滑坡体 3 个自动化位移监测点进行“融合-预测-预警”，结果表明：①单个监测点位移时间序列不足以反映滑坡体整体变形特征，综合变形时间序列融合了多个监测点的数据，可以整体反映滑坡体的变形演化规律；②滑动多项式方法预测融合趋势项的 $RMSE$ 和 R^2 的值分别是 6.17 和 0.78，随机森林模型预测融合周期项的 $RMSE$ 和 R^2 的值分别是 1.44 和 0.86，从而说明了预测结果的可靠性；③该滑坡体当前时刻点处于稳定变形阶段，可认其为 I 级预警。

从本文方法的“融合-预测-预警”过程来看，该方法将坡体表面多处变形监测点的数据进行合理融合得到综合监测信息，反映的是坡体整体变形趋势。由此表明，该方法可应用于蠕变型滑坡整体变形预测和预警，不适用于坡体局部失稳的监测预警。在数据融合分析的过程中，需要对监测曲线的变化趋势进行判断，将同一坡体分区范围内变形趋势一致的监测点进行多源数据融合处理。从滑坡失稳模式来看，推挤式滑坡的前缘和后缘变形趋势整体一致性较好，倾向于表现出整体滑移失稳，而牵

引式滑坡通常是前缘先启动滑动失稳进而带动后缘滑移,前、后缘监测点的变形趋势在时间轴上存在一定的差异。因此,本文所提方法更适合推挤式滑坡的监测预警,而针对牵引式滑坡而言,建议结合前缘单个监测点的突变性对坡体进行监测预警分析。

参 考 文 献:

- [1] 全国地质灾害通报(2020年)[R]. 自然资源部地质灾害技术指导中心, 2020.
- [2] 许强. 对滑坡监测预警相关问题的认识和思考[J]. 工程地质学报, 2020, 28(2): 360-374.
- [3] 张永双, 刘筱怡, 姚鑫. 基于 InSAR 技术的古滑坡复活早期识别方法研究—以大渡河流域为例[J]. 水利学报, 2020, 51(5): 545-555.
- [4] 殷跃平, 王鲁琦, 赵鹏, 等. 三峡库区高陡岸坡溃屈失稳机理及防治研究[J]. 水利学报, 2022, 53(4): 379-391.
- [5] 许强, 汤明高, 徐开祥, 等. 滑坡时空演化规律及预警预报研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(6): 1104-1112.
- [6] 蒋宏伟. 万州区滑坡灾害位移与库水位及降雨响应关系研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2021.
- [7] 徐峰, 汪洋, 杜娟, 等. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(4): 746-751.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] HUANG F M, YIN K L, ZHANG G R, et al. Landslide displacement prediction using discrete wavelet transform and extreme learning machine based on chaos theory[J]. Environmental Earth Sciences, 2016, 75(20): 173-186.
- [11] 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.
- [12] MIAO F S, WU Y P, XIE Y H, et al. Prediction of landslide displacement with step-like behavior based on multi-algorithm optimization and support vector regression model[J]. Landslides, 2018, 15(3): 475-488.
- [13] 安北, 蒋亚楠, 曾启菲. 基于灰色关联分析联合 VMD-SES-BP 模型的滑坡位移预测[J]. 人民珠江, 2021, 42(1): 34-40.
- [14] CARLÀ T, INTRIERI E, TRAGLIA F D, et al. A statistical-based approach for determining the intensity of unrest phases at Stromboli volcano (Southern Italy) using one-step-ahead forecasts of displacement time series[J]. Natural Hazards, 2016, 84(1): 669-683.
- [15] 徐峰, 汪洋, 杜娟, 等. 基于时间序列分析的滑坡位移预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2011, 30(4): 746-751.
- [16] JEBUR M N, PRADHAN B, TEHRANY M S. Manifestation of LIDAR-derived parameters in the spatial prediction of landslides using novel ensemble evidential belief functions and support vector machine models in GIS[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(2): 674-690.
- [17] CAO Y, YIN K, 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, 2015, 13(4): 725-736.
- [18] 李麟玮, 吴益平, 苗发盛, 等. 考虑变形状态动态切换的阶跃型滑坡位移区间预测方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2019, 38(11): 2272-2287.
- [19] XU S L, NIU R Q. 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.
- [20] 安冬, 宋琨, 仪政, 等. 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.
- [21] 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.
- [22] DU J, YIN K L, LACASSE S. Displacement prediction in colluvial landslides, Three Gorges Reservoir, China

- [J]. Landslides, 2013, 10(2): 203–218.
- [23] 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): 3585–3602.
- [24] 覃瀚萱, 桂蕾, 余玉婷, 等. 基于滑坡灾害预警分级的应急处置措施[J]. 地质科技通报, 2021, 40(4): 187–195.
- [25] 罗文强, 李飞翱, 刘小珊, 等. 多元时间序列分析的滑坡演化阶段划分[J]. 地球科学, 2016, 41(4): 711–717.
- [26] 郭科, 彭继兵, 许强, 等. 滑坡多点数据融合中的多传感器目标跟踪技术应用[J]. 岩土力学, 2006, 27(3): 479–481.
- [27] CHEN Z M, YEH Y L, CHEN T C. Assessment of a regional flood disaster indicator via an entropy weighting method[J]. Natural Hazard Review, 2018, 19(2): 05018002.
- [28] 韦方强, 胡凯衡, 陈杰. 泥石流预报中前期有效降水量的确定[J]. 山地学报, 2005, 23(4): 453–457.
- [29] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990.
- [30] LEO B. Random Forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5–32.

Research on comprehensive deformation prediction and monitoring and early warning method for step-like landslide

YUAN Wei^{1,2,3}, SUN Ruifeng⁴, ZHONG Huiya¹, JIAO Haiming⁴, HU Huihua⁵, LIN Hang³

(1. Power China Zhongnan Engineering Corporation Limited, Changsha 410014, China;

2. School of Civil Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China;

3. School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410012, China;

4. China Railway 17th Bureau Group Urban Construction Co., Ltd., Guiyang 550029, China;

5. Hunan Provincial Communications Planning, Survey and Design Institute CO. LTD., Changsha 410200, China)

Abstract: The long-term deformation of the bank slope of the large reservoir presents an obvious periodical “step-type” steep increase under the action of rainfall in flood season. Aiming at the deformation characteristics of step landslide, a three-step landslide monitoring and early warning method for multi-source data is proposed in this study: (1) “Fusion” – The multi-point monitoring data are decomposed into trend term and period term based on empirical mode decomposition method, the trend term and periodic term displacements of different monitoring points are fused by weighting method, and the obtained trend term and periodic term are superimposed to obtain the current status of the integrated landslide deformation. (2) “Prediction” – The concept of “one prediction period” is introduced, the sliding polynomial fitting method and the random forest algorithm are used to predict the fusion trend term and the fusion period term respectively and superimpose them to obtain the predicted comprehensive deformation of the landslide. (3) “Early warning” – Based on the slope change point theory, the “stable point” and “transition point” of the comprehensive deformation curve are searched, and the average slope of the stable deformation and accelerated deformation interval is determined. Then, a 4-stage progressive hierarchical warning model of step-like landslide is established, and the current safety of the bank slope is warned. Taking the slope automatic displacement monitoring data of a bank slope of Xiangjiaba Reservoir as an example, the comprehensive deformation prediction and safety warning of this bank slope are carried out by using the method proposed in this paper. The results show that the comprehensive deformation time series can reflect the deformation evolution law of the landslide as a whole, and the prediction results are reliable. According to the hierarchical warning model, this slope is currently in the stage of stable deformation (Grade I early-warning).

Keywords: step-like landslide; deformation prediction; monitoring and early warning; data fusion; empirical mode decomposition method; gray correlation theory; random forest algorithm; change point analysis method

(责任编辑: 李 娜)