

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2023.003>



Verhulst 反函数预测模型的改进及 滑坡时间概率预测

陈铭熙^{1,2}, 陶培捷¹, 周创兵², 姜清辉^{2*}

1. 广西大学土木建筑工程学院, 广西南宁 530004

2. 武汉大学土木建筑工程学院, 湖北武汉 430072

摘要: 滑坡时间预测是滑坡灾害防治的重要组成部分, 但由于滑坡演化存在不确定性, 准确预测滑坡的发生极为困难. Verhulst 反函数模型是一种常用的滑坡时间预测模型, 但其存在计算起始时刻选择不当会造成监测数据拟合质量差和预测精度低的问题. 针对这一不足, 提出了一种改进的 Verhulst 反函数模型 (MVIF 模型), 并进行近实时概率预测分析. 结果表明: (1) MVIF 模型改善了原模型对计算起始时刻选择苛刻的问题; (2) MVIF 模型预测精度较高, 在滑坡进入中等加速变形阶段之后可进行可靠的预测; (3) 预测滑坡时间与破坏概率结合提供了一种新的滑坡预报准则. 该研究可为蠕滑型滑坡的预警预报提供有价值的参考.

关键词: 滑坡; 滑坡时间预测; Verhulst 反函数模型; 模型改进; 概率分析; 预测决策; 灾害.

中图分类号: P694

文章编号: 1000-2383(2024)05-1692-14

收稿日期: 2022-11-05

Model Modification of Verhulst Inverse-Function Forecasting Model and Probabilistic Forecast for Landslide Failure Time

Chen Mingxi^{1,2}, Tao Peijie¹, Zhou Chuangbing², Jiang Qinghui^{2*}

1. School of Civil Engineering and Architecture, Guangxi University, Nanning 530004, China

2. School of Civil Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Landslide time-of-failure forecast is an essential part of landslide disaster prevention and control. However, due to the uncertainty of the landslide evolution process, it is challenging to forecast the occurrence time of landslide events accurately. The Verhulst inverse-function model is a common landslide time-of-failure forecasting model, but the model suffers from the problems of poor fitting quality and low forecasting accuracy of displacement monitoring data caused by the improper selection of the calculation starting points. To address this deficiency, an improved Verhulst inverse-function model (MVIF model) is proposed and analyzed for near real-time probabilistic forecast. The results show that (1) the MVIF model addresses the problem of harsh selection of the calculation starting points in the original model; (2) the MVIF model has high forecasting accuracy and can make reliable forecasts after the landslide enters the medium accelerating deformation phase; (3) the

基金项目: 广西科技基地和人才专项项目 (No. AD23026111); 广西自然科学基金项目 (No. 2024GXNSFBA010226); 广西科技重大专项 (No. AA23023016).

作者简介: 陈铭熙 (1993-), 男, 助理教授, 博士, 主要从事滑坡灾害预测预警与风险评估等方面的教学和科研. ORCID: 0000-0003-3988-8329. E-mail: chenmingxi@gxu.edu.cn

*** 通讯作者:** 姜清辉, E-mail: jqh1972@whu.edu.cn

引用格式: 陈铭熙, 陶培捷, 周创兵, 姜清辉, 2024. Verhulst 反函数预测模型的改进及滑坡时间概率预测. 地球科学, 49(5): 1692-1705.

Citation: Chen Mingxi, Tao Peijie, Zhou Chuangbing, Jiang Qinghui, 2024. Model Modification of Verhulst Inverse-Function Forecasting Model and Probabilistic Forecast for Landslide Failure Time. *Earth Science*, 49(5): 1692-1705.

combination of predicted landslide time and failure probability provides a new forecasting criterion. This study can provide valuable reference for early warning and forecast of creeping landslides.

Key words: landslides; landslide time-of-failure forecast; Verhulst inverse-function model; model modification; probabilistic analysis; forecasting decision; hazards.

0 引言

滑坡是我国主要的地质灾害形式之一,每年都会带来严重的生命财产损失(许强, 2020). 可靠的滑坡时间预测是滑坡灾害预警和风险管理的关键组成部分. 变形是表征滑坡演化最直观的指标,因此当前滑坡时间预测大多采用基于变形观测数据以及蠕变理论的“现象学”预测方法(Intrieri *et al.*, 2019). 自 Saito (1965) 提出第一个实用的预测模型以来,国内外学者针对滑坡时间预测这一课题开展了广泛的研究,提出了数十种预测模型,其中基于速度监测数据的逆速度法(Fukuzono, 1985)是现今最为流行的预测方法. 然而,真实滑坡记录的速度监测数据受环境噪声的影响过大,因此采用位移监测数据进行滑坡预测被认为是更优的选择(Crosta and Agliardi, 2003).

Verhulst反函数模型(Verhulst inverse-function model, 下文简称“VIF模型”)即作为一种基于位移监测数据的滑坡时间预测模型(李天斌和陈明东, 1996). 滑坡演化类似于生物孕育、生长、成熟和消亡的演变过程,为此晏同珍(1988)引入 Verhulst 生物生长模型预测滑坡时间并取得初步成功. 李天斌和陈明东(1996)指出 Verhulst 生物生长模型反函数的反“S”曲线与典型滑坡位移曲线类似,建议采用预测理论和依据更为充分的 VIF 模型进行滑坡时间预测. 当前, VIF 模型不仅成为短期或临滑滑坡时间预测的常用工具之一,而且还可用于推断滑坡中长期位移发展趋势(Hu *et al.*, 2021),这是逆速度法等只能用于加速变形阶段的预测模型所不具备的优势. 此外,该模型已经被拓展至隧道围岩以及矿山地压灾害的预测预报中(贺小黑, 2018). 然而,研究表明 VIF 模型有时对加速变形阶段位移监测数据的拟合效果很差,计算起始时刻的选择直接影响模型对监测数据的拟合质量,进而导致预测精度过低(龙万学等, 2008). 因此, VIF 模型的预测理论和适用性还有待进一步的研究.

在实际滑坡时间预测中,由于受滑坡演化的复杂特征、外界触发因素、观测误差、环境噪声以及预

测模型假定的局限性等诸多不确定性因素的影响,精确预测滑坡的发生时刻极为困难(Zhang *et al.*, 2020; 唐辉明等, 2022). 传统的滑坡时间预测基本是基于确定性分析的点估计预测,即计算一个固定、唯一的预测值代表未来最可能发生滑坡的时间,其预测结果往往与真实滑坡时间存在一定差异. 因此,这种预测方法虽然计算简便且易于理解,但很难为滑坡预警和风险管理提供更多可靠的预测信息. 近年,一些学者开始对滑坡时间预测的可靠性以及预测不确定性问题开展了研究. 这些研究的思路大致可分为3类:其一,采用多种预测模型对滑坡时间进行综合分析,利用各模型预测结果的互补特性进行预测决策,从而提升预测的可靠性(任开瑀等, 2020);其二,采用区间估计替代点估计对滑坡可能发生失稳破坏的时间区间进行推断,并制定相应的预警准则(Carlà *et al.*, 2017b). 其三,利用概率分析方法对滑坡时间进行不确定性量化,例如 Zhang *et al.* (2020)采用极大似然估计以及一个滑坡数据库对滑坡时间进行概率预测,并综合考虑了观测不确定性和模型不确定性. 这些方法虽然在不同程度上量化了滑坡时间预测的不确定性,但是对实时或近实时预测可靠性的研究相对较少. 滑坡演化具有阶段性,不同演化阶段的预测不确定性显然存在差异.

针对 VIF 模型存在的不足,本文提出了一种基于位移监测数据的改进 VIF 模型. 此外,考虑到滑坡演化存在不确定性,本文还建立了一个滑坡案例库对提出模型的预测不确定性进行标定,并实施近实时概率预测分析,进而提出一种考虑预测不确定性的滑坡预报准则. 提出的方法可为滑坡时间预测和灾害预警提供有价值的参考.

1 VIF模型及改进

Verhulst生物生长模型的微分方程为:

$$\frac{ds}{dt} = as - bs^2, \quad (1)$$

式中, s 为位移, t 为观测时间, a 、 b 为模型参数. 假定计算起始时刻 t_0 对应的位移为 s_0 , 则由上式可得位移 s 的表达式为(晏同珍, 1988):

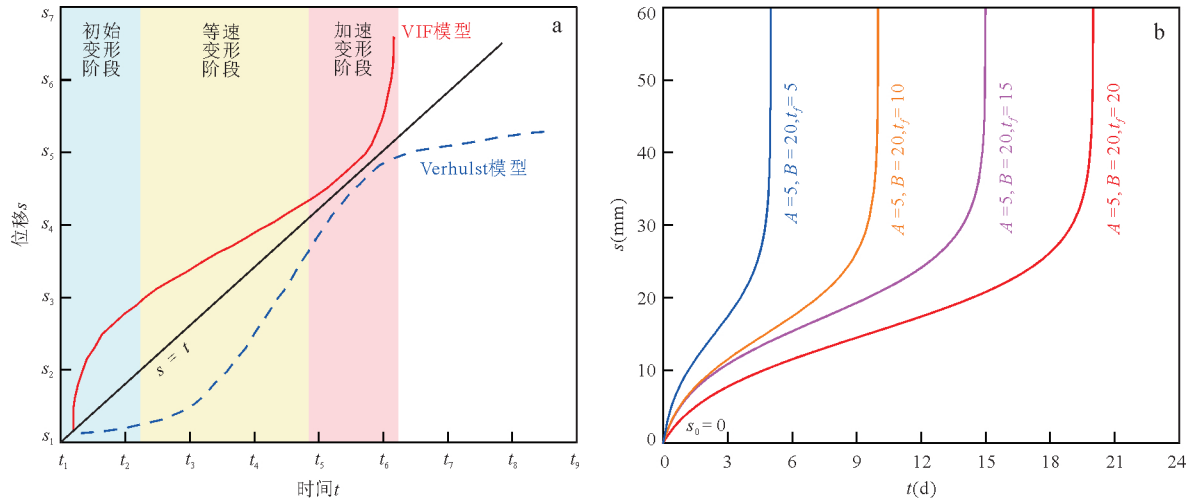


图 1 VIF 模型(a)及 MVIF 模型(b)的预测曲线示意

Fig. 1 Schematic diagram of the forecasting curves of the VIF model (a) and the MVIF model (b)

$$s(t) = \frac{s_0}{bs_0 + (a - s_0)e^{-a(t-t_0)}}, \quad (2)$$

由式(2)推导出 Verhulst 生物生长模型的反函数:

$$s(t) = \frac{1}{a} \ln \frac{(a - bt_0)t}{(a - bt)t_0} + s_0, \quad t_0 \neq 0, \quad (3)$$

该式即为 VIF 模型(李天斌和陈明东, 1996), 其预测曲线为一反“S”曲线, 可以反映典型滑坡演化的 3 个变形阶段, 即初始变形、等速变形和加速变形阶段(图 1a)。

假定滑坡发生时的位移趋于无穷大, 则 $t \rightarrow a/b$, 即预测滑坡时间 $t_f = a/b$. 将 t_f 代入上式可得:

$$s(t) = \frac{1}{bt_f} \ln \frac{bt_f/t_0 - bt}{t_f - t} + s_0, \quad (4)$$

令 A 取代 $1/(bt_f)$, B 取代 b 和 t_0 , 则上式可改写成:

$$s(t) = A \ln \frac{t_f - Bt}{t_f - t} + s_0, \quad (5)$$

该式即为改进的 VIF 模型(下文简称“MVIF 模型”). 式中, s_0 是一个固定的监测位移值, 具有一定噪音, 直接输入预测模型, 可能会限制模型的预测性能. 因此, s_0 可替换成一模型参数 C , 则上式改成:

$$s(t) = A \ln \frac{t_f - Bt}{t_f - t} + C. \quad (6)$$

MVIF 模型的位移预测曲线同样为反“S”曲线(图 1b). 与 VIF 模型相比, MVIF 模型中 t_f 可由模型参数估计直接获取, 无需再经由类似于 VIF 模型的模型参数转换, 简化了计算流程。

2 滑坡时间预测不确定性

Zhang *et al.* (2020) 将滑坡时间预测的不确定性分为两类, 其一为由观测误差和环境噪声等因素引起位移监测数据出现离散性的观测不确定性, 其二为模型假定造成的模型不确定性. 对于 MVIF 模型的不确定性标定, 本文参考 Zhang *et al.* (2020) 提出的方法进行分析, 同时考虑观测不确定性和模型不确定性两种情况, 并采用极大似然估计对滑坡时间进行估计. 另外, 本文还首次对滑坡加速变形阶段不同时期的模型不确定性进行量化, 从而为滑坡实时或近实时预测分析提供参考。

滑坡时间的不确定性表述如下 (Zhang *et al.*, 2020):

$$T_f = t_f + \epsilon_m, \quad (7)$$

式中, T_f 为真实滑坡时间, ϵ_m 为 T_f 与 t_f 二者偏差的随机变量. 假定 t_f 和 ϵ_m 服从正态分布, 即 $t_f \sim N(\mu_f, \sigma_f^2)$ 和 $\epsilon_m \sim N(\mu_m, \sigma_m^2)$, 则 T_f 的均值 μ_T 和标准差 σ_T 分别为:

$$\mu_T = \mu_f + \mu_m, \quad (8)$$

$$\sigma_T = \sqrt{\sigma_f^2 + \sigma_m^2}. \quad (9)$$

根据正态分布的假定, 滑坡时间的概率密度函数和累积分布函数分别为:

$$f(t) = \phi \left(\frac{t - \mu_f - \mu_m}{\sqrt{\sigma_f^2 + \sigma_m^2}} \right), \quad (10)$$

$$F(T_f < t) = \Phi \left(\frac{t - \mu_f - \mu_m}{\sqrt{\sigma_f^2 + \sigma_m^2}} \right). \quad (11)$$

2.1 观测不确定性计算方法

受观测环境条件、仪器观测误差、人为误差等因素的影响,获取的位移监测数据往往携带一定的噪声.数据噪声使位移数据出现离散性,不可避免地对预测精度造成影响,因此滑坡预测需量化噪声带来的观测不确定性.观测不确定性采用极大似然估计进行计算.为量化观测不确定性,MVIF模型改写成:

$$s_{\epsilon}(t) = A \ln \frac{t_f - Bt}{t_f - t} + C + \epsilon_0, \quad (12)$$

式中, ϵ_0 为一服从正态分布的随机变量, $\epsilon_0 \sim N(0, \sigma_0^2)$. 令 $\theta = \{A, B, C, t_f, \epsilon_0\}$. 当 θ 已知时,则时刻 t_i 观测到位移值 s_i 的概率为:

$$p(s_i | \theta) = \phi \left\{ \frac{s_i - s(t_i)}{\sigma_0} \right\}. \quad (13)$$

假定各监测数据点相互独立,则 θ 的似然函数表示为:

$$l(\theta | s_i) = \prod_{i=1}^N \phi \left\{ \frac{s_i - s(t_i)}{\sigma_0} \right\}, \quad (14)$$

依据极大似然估计, θ 的最优值为使该式取值最大时的情况.为了降低算法的收敛难度,该式可通过对数似然函数进行求解:

$$L(\theta) = \ln l(\theta | s_i). \quad (15)$$

θ 的概率密度分布可由上式获取的最优均值 θ^* 和协方差为 C_θ 的多元正态分布函数进行求解,其中 C_θ 表示如下:

$$C_\theta = \left[- \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta \partial \theta^T} \right]^{-1} \Big|_{\theta = \theta^*}. \quad (16)$$

2.2 模型不确定性计算方法

模型不确定性为预测模型的固有偏差,反映模型假定偏离真实滑坡演化特征的程度.模型不确定性可由 ϵ_m 的均值 μ_m 和标准差 σ_m 进行计算(Zhang *et al.*, 2020).假定存在 n 个滑坡案例, T_{fj} 为第 j 案例的真实滑坡时间, $T = \{T_{f1}, T_{f2}, \dots, T_{fn}\}$,则由极大似然估计计算的第 j 个案例 t_j 的均值和标准差分别为 μ_{fj}, σ_{fj} .当参数 $\theta' = \{\mu_m, \sigma_m\}$ 已知,观测到 N_f 个滑坡案例滑坡时间的似然函数表示为:

$$l(\theta' | T) = \prod_{i=1}^n \phi \left(\frac{T_{fj} - \mu_{fj} - \mu_m}{\sqrt{\sigma_{fj}^2 + \sigma_m^2}} \right), \quad (17)$$

该式同样可采用极大似然估计获得 θ' 的最优估计值.需要指出的是,通常认为加速变形行为是滑坡发生失稳破坏的前兆,因此本文只

对加速变形阶段的模型不确定性进行标定,不考虑初始变形和等速变形阶段的情况.

当前的研究基本只采用滑坡之前最后一次观测的数据对模型不确定性进行标定(Zhang *et al.*, 2020).实际上,由于滑坡演化机制的复杂性,不同演化阶段的模型不确定性显然会有所区别.这里引入改进切线角 α 作为划分加速变形阶段不同时期的量化尺度. α 的计算方法详见许强等(2015)的研究.依据 α 的定义,当 $45^\circ < \alpha < 80^\circ$ 时,滑坡处于初始加速变形阶段;当 $80^\circ \leq \alpha < 85^\circ$ 时,滑坡处于中加速变形阶段;当 $\alpha \geq 85^\circ$ 时,滑坡处于加加速变形阶段;而当 α 趋于 90° 时,意味着滑坡即将发生失稳破坏.研究表明,当 $\alpha \geq 60^\circ$ 时,滑坡的加速变形趋势趋于明显且 α 的波动性降低(方汕澳等, 2021).为此,本研究以 $\alpha = 60^\circ$ 作为计算起点,并 5° 为计算步长,分别量化滑坡在加速变形阶段 $\alpha \leq 60^\circ$ 、 $< 65^\circ$ 、 $< 70^\circ$ 、 $< 75^\circ$ 、 $< 80^\circ$ 、 $< 85^\circ$ 和 $< 90^\circ$ 七个时期的模型不确定性.考虑到原始监测数据存在噪声,加速变形阶段的位移监测数据采用 MVIF 模型预先校准和平滑处理后再求 α .

3 研究结果

3.1 预测不确定性标定结果

为量化预测不确定性,本文共搜集了 20 个具有相对完整位移时间序列和给出真实滑坡时间 T_f 的滑坡案例(表 1).首先,采用图像数字化识别工具对文献中滑坡案例的监测数据进行数字化识别.其次,按 5° 改进切线角的步长计算滑坡的观测不确定性,采用极大似然估计计算每个滑坡在加速变形阶段不同时期滑坡时间预测的均值 μ_f 和标准差 σ_f ,其中 μ_f 也作为滑坡失稳破坏的最可能发生时间.最后,基于观测不确定性的结果,计算加速变形阶段不同时期的模型不确定性.需要指出的是,20 个滑坡案例破坏时 α 均超过 85° ,且在划分的七个变形时期均具有对应的位移数据点.

图 2 展示了各个案例在加速变形阶段不同时期预测的 μ_f ,其中虚线为各案例的真实滑坡时间 T_f .由图可知, μ_f 和 T_f 之间存在一定误差,且误差存在不确定性.总体而言,当 $\alpha < 70^\circ$ 时,预测误差偏大;当 $\alpha > 75^\circ$ 时,预测误差减小;而当 $\alpha > 80^\circ$ 时,预测的 μ_f 基本在 T_f 附近波动.这一结果表明,随着滑坡变形加剧,滑坡失稳破坏趋势趋于明显,滑坡时间的可预测性逐步提升.另外,值得关注的是对于 20 个案

表 1 滑坡案例信息与最后一次观测的预测结果

Table 1 Information of landslide cases and forecasting results of final observation

序号	滑坡名称	T_f/d	μ_f/d	σ_f/d	预测滑坡时间 95%CI/d				参考文献
					仅考虑观测		考虑模型		
					不确定性		不确定性		
1	Vajont	725	725.11	6.60E-03	725.10	725.12	723.54	727.26	Segui <i>et al.</i> (2020)
2	Preonzo	673	673.10	8.30E-03	673.08	673.12	671.53	675.25	Loew <i>et al.</i> (2017)
3	Mt. Beni	249	246.09	3.80E-01	245.35	246.83	244.37	248.39	Gigli <i>et al.</i> (2011)
4	Nchanga Open Pit	220.3	220.71	2.00E-01	220.32	221.10	219.10	222.90	Naismith and Wessels(2005)
5	白什乡	196	196.20	3.40E-02	196.13	196.27	194.63	198.35	许强和曾裕平(2009)
6	党川6号滑坡	154.2	154.00	8.80E-02	153.83	154.17	152.42	156.16	王智伟等(2020)
7	美国明尼苏达州2号国道	113	113.26	1.80E-02	113.22	113.30	111.69	115.41	陈贺等(2019)
8	平庄西煤矿4·17	106	106.05	8.80E-03	106.03	106.07	104.48	108.20	王东等(2020)
9	金龙沟	104.7	103.14	2.90E-01	102.57	103.71	101.48	105.38	冷超勤和张扬(2016)
10	Ohto	89	87.97	6.70E-05	87.97	87.97	86.40	90.12	Suwa <i>et al.</i> (2010)
11	New Tredegar	71	73.08	7.60E-02	72.93	73.23	71.50	75.24	Carey <i>et al.</i> (2007)
12	平庄西煤矿1·18	70	69.86	1.20E-02	69.84	69.88	68.29	72.01	何满潮等(2012)
13	Takabayama	64.1	64.15	3.60E-02	64.08	64.22	62.58	66.30	Saito(1979)
14	Kagemori quarry	49	47.07	1.60E-03	47.07	47.07	45.50	49.22	Yamaguchi and Shimotani(1986)
15	Agoyama	26.1	24.79	2.20E-05	24.79	24.79	23.22	26.94	Saito(1979)
16	Carla2018	22.7	22.72	8.00E-03	22.70	22.74	21.15	24.87	Carla <i>et al.</i> (2018)
17	龙井村	21.5	21.51	2.70E-08	21.51	21.51	19.94	23.66	亓星等(2020)
18	Ingelsberg	14.7	14.72	8.60E-08	14.72	14.72	13.15	16.87	Kieffer <i>et al.</i> (2016)
19	Mount Owen Mine	12	11.66	9.40E-03	11.64	11.68	10.09	13.81	Harries <i>et al.</i> (2006)
20	Dosan Line	3.4	3.38	1.20E-04	3.38	3.38	1.81	5.53	Saito(1965)

例的位移监测数据,VIF 模型在加速变形阶段不同时期的预测均具有较高的拟合质量。

表 1 汇总了各个案例最后一次观测的预测滑坡时间均值 μ_f 和标准差 σ_f , 并计算了各案例仅考虑观测不确定性的预测滑坡时间的 95% 置信区间(CI)。由表可知, 20 个滑坡案例最后一次观测获取的 t_f 与 T_f 之间存在 0.01~3 d 的误差, 其中 6 个案例的预测误差绝对值大于 1 d, 且只有 2 个案例的 T_f 位于 95%CI 之内。这一结果表明, 滑坡时间的预测误差除了受监测数据噪声的影响, 还受到模型假定等因素的影响。

图 3 为 MVIF 模型在加速变形阶段不同时期模型不确定性 $\{\mu_m, \sigma_m\}$ 的量化结果, 由式(17)计算得到, 未叠加观测不确定性的均值和标准差。总体趋势上, 随着 α 增大, 模型不确定性降低。当 $\alpha < 70^\circ$ 时, 虽然模型不确定性的 μ_m 为 3.53~4.55 d, 但 σ_m 已经大于 19 d, 表明在初始加速变形阶段的前期, 滑坡失稳破坏的趋势还未明晰, 难以可靠地预测滑坡时间。滑坡进入中加速变形阶段($\alpha \geq 80^\circ$)之后, 模型

不确定性的 μ_m 和 σ_m 均比初始加速变形阶段的要低。在加加速变形阶段, 模型预测不确定性的 μ_m 和 σ_m 分别为 0.29 d 和 0.95 d, 此时滑坡时间的可预测性较高。表 1 罗列了考虑模型不确定性最后一次观测的预测结果。这里的“考虑模型不确定性”是指同时考虑观测不确定性和模型不确定性, 下文同。预测结果显示, 考虑模型不确定性后, 共有 18 个案例的 T_f 位于 95%CI 之内; 只有 Mt. Beni 滑坡和 New Tredegar 滑坡 2 个案例的 T_f 位于 95%CI 之外, 但接近于 95%CI。因此, 在滑坡时间预测中, 必须同时考虑观测不确定性和模型不确定性。

3.2 滑坡案例分析

案例 1: 陕西省周至 G108 路段滑坡。陕西省周至 G108 路段滑坡(下文简称“周至滑坡”)位于陕西省周至县的南部山区, 滑坡区域内地质构造强烈, 发育多条张拉裂缝, 岩性主要为含炭绢云母石英片岩(喻小等, 2019)。滑坡的长期变形对国道 G108 的路面和路肩挡土墙造成了破坏。2017 年 10 月, 滑坡因降雨作用而发生局部滑塌。2017 年 12 月 15 日, 相关单位在国道的上边坡和下边坡路基共布置了 4 个

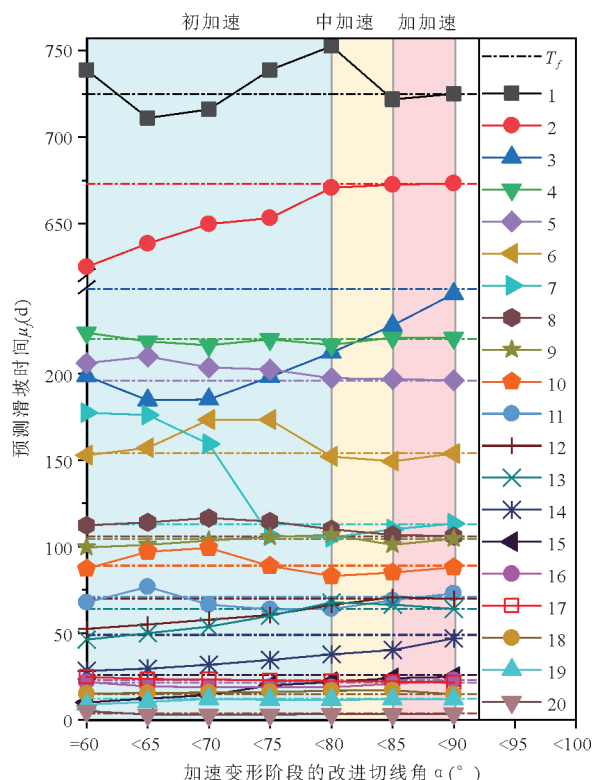


图2 20个滑坡案例的计算结果

Fig. 2 Calculated results of 20 landslide cases

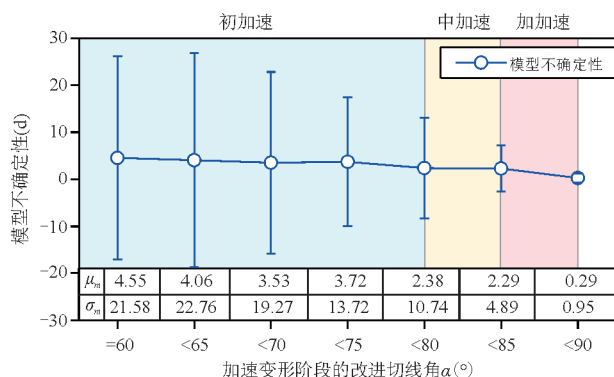
图3 加速变形阶段不同时期 MVIF 模型的模型不确定性
\$\{\mu_m, \sigma_m\}\$

Fig. 3 Model uncertainty \$\{\mu_m, \sigma_m\}\$ of the MVIF model for different periods of accelerating deformation phase

GNSS监测点并开展监测活动.2018年2月19日凌晨04:30左右,滑坡的左侧区域发生滑塌.根据喻小等(2019)提供的原始监测数据,本案例主要以滑塌区域监测点JC02对提出的预测方法进行分析(图4).起始观测时间定义为 $t_1=1$ d,则 T_f 约为67.19 d.

MVIF模型和VIF模型利用最后一次观测数据的预测曲线见图4.以不同计算起始时刻获取MVIF模型和VIF模型的模型参数见表2.MVIF模型选取

不同计算起始时刻进行预测均表现出高质量的拟合效果(拟合优度 $R^2 > 0.99$).由表2可知,本例中以计算起始时刻1(MVIF-1)和计算起始时刻2(MVIF-2)为计算起点获取的MVIF模型的模型参数较为接近,表明该滑坡在加速阶段变形趋势相对平稳.MVIF-1和MVIF-2的 t_f 均约为68.05 d,与真实滑坡时间 T_f 相差约1 d.对于VIF模型,以计算起始时刻1(VIF-1)为计算起始点的拟合效果较差,预测曲线没有沿着原始监测数据的趋势发展,无法进行有效的预测;以计算起始时刻2(VIF-2)为计算起始点的拟合效果较好($R^2=0.9928$), t_f 为67.14 d,较为准确地预测滑坡时间.由分析可知,虽然VIF-2的预测结果最接近于 T_f ,但VIF模型计算起始时刻选择不当会严重影响预测质量,而MVIF模型可有效地改善这一问题,并且具有较高的预测精度.

图5为仅考虑观测不确定性以及考虑模型不确定性的近实时预测结果.模型不确定性采用图3的结果进行标定,依据 α ,加速变形阶段不同时期采用对应的模型不确定性.由图5可知,当 $\alpha < 60^\circ$ 时,预测结果波动性较大,难以可靠地预测滑坡时间;当 $\alpha > 70^\circ$ 时, t_f 基本在 T_f 上下波动,提出的模型可较为可靠地预测滑坡时间.

值得关注的是,对于仅考虑观测不确定性的情况,除了极个别预测点,预测滑坡时间的95%CI几乎没有将 T_f 容纳其中;对于考虑模型不确定性的情况,除了加速初期的个别预测点,预测滑坡时间的95%CI基本将 T_f 容纳其中.造成这一结果的主要原因是该滑坡加速变形演化趋势的变异性低且MVIF模型拟合精度极高,使得滑坡观测不确定性远小于模型不确定性.以最后一次观测为例,仅考虑观测不确定性时,预测滑坡时间的 σ_f 为0.043 d,而这一时期模型不确定性的 σ_m 为0.95 d.图6为最后一次观测仅考虑观测不确定性以及考虑模型不确定性两种情况的预测滑坡时间概率密度函数和累积分布函数.两种情况的函数曲线差异明显,仅考虑观测不确定性的曲线形态极为“高瘦”, T_f 位于95%CI之外;而考虑模型不确定性的函数曲线则相对“矮胖”,预测滑坡时间的95%CI为[66.78 d, 69.91 d],将 T_f 容纳其中.显然,若只考虑观测不确定性,滑坡时间预测的不确定性将被低估,考虑模型不确定性之后更符合实际预测结果.

案例2:茂县滑坡.茂县滑坡位于四川省阿坝州茂县叠溪镇新磨村背部的富贵山,该区域新构造运

表 2 周至滑坡 MVIF 模型和 VIF 模型的模型参数
Table 2 Model parameters of the MVIF and VIF models in the Zhouzhi landslide

模型参数	A 或 a	B 或 b	C	t_f (d)	T_f (d)	拟合优度 R^2
MVIF-1	325.58	-0.11	-4.83	68.05	67.19	0.999 8
MVIF-2	325.59	-0.11	-5.00	68.05		0.999 7
VIF-1	83.63	1.25	-	66.90		0.897 6
VIF-2	194.70	2.90	-	67.14		0.992 8

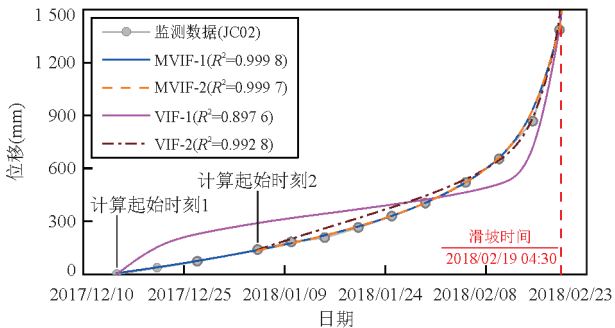


图 4 周至滑坡位移监测数据及模型预测曲线
Fig. 4 Displacement monitoring data recorded from the Zhouzhi landslide and model forecasting curves

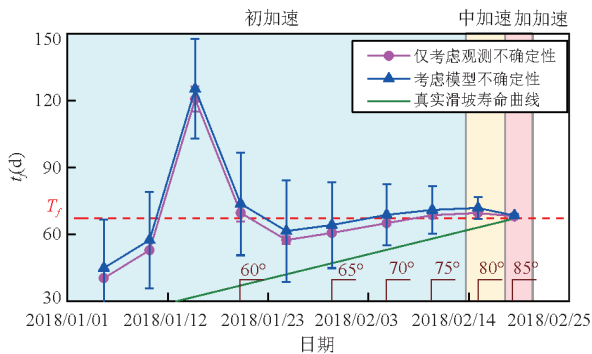


图 5 周至滑坡的近实时预测结果
Fig. 5 Near real-time forecasting results of the Zhouzhi landslide

动活跃,松坪沟断裂带从其间穿插而过,地质灾害频发(闫斌,2021).滑坡体主要由变质砂岩、大理化灰岩以及千枚岩组成.据调查,滑源区在2003年已出现多条明显的地表裂缝.滑坡发生前,滑坡区域出现持续性降雨,累积降雨量约80 mm.持续性降雨是滑坡失稳破坏的直接诱发原因.2017年6月24日凌晨,富贵山突发特大高位滑坡事件并形成碎屑流,滑坡体积约450万 m^3 ,水平滑动距离超过2 500 m.滑坡体摧毁了山下的新磨村,造成83人死亡.滑坡发生之后,很多学者采用干涉合成孔径雷

达技术(InSAR)对滑坡地表历史变形进行反演(任开瑀等,2020;闫斌,2021).本案例选取闫斌(2021)提供的InSAR位移监测数据(监测点P2)进行预测分析.起始观测时间 $t_1=1$ d,真实滑坡时间 T_f 约为426 d.

MVIF模型和VIF模型利用最后一次观测数据的预测曲线见图7.以不同计算起始时刻获取MVIF模型和VIF模型的模型参数见表3.与周至滑坡类似,MVIF模型以不同时刻作为计算起点进行预测均表现出良好的拟合质量($R^2 > 0.99$),以计算起始时刻1和2为计算起点获取的 t_f 分别约为427.03 d和425.54 d,接近于 T_f .在VIF模型的预测中,同样出现计算起始时刻选择不恰当(计算起始时刻1)导致拟合质量差的情况,从而无法有效地进行滑坡时间预测.VIF模型以计算起始时刻2为计算起点可获得较为理想的拟合结果($R^2=0.9951$),预测的 t_f 为416.50 d.

图8为仅考虑观测不确定性以及考虑模型不确定性的近实时预测结果,预测的模型不确定性同样采用图3的结果进行标定.由图8可知,当 $\alpha < 70^\circ$ 时, t_f 与 T_f 的误差偏大,难以可靠地预测滑坡时间;当 $\alpha > 70^\circ$ 时, t_f 开始逐步向真实滑坡时间收敛;当 $\alpha > 75^\circ$ 时, t_f 接近于 T_f .

对比仅考虑观测不确定性以及考虑模型不确定性两种情况,可发现:考虑模型不确定性的情况在 $\alpha > 75^\circ$ 之后,预测结果的95%CI将 T_f 容纳其中;而仅考虑观测不确定性的情况需在 $\alpha > 80^\circ$ 之后,预测结果的95%CI才能包含 T_f .以最后一次观测为例(图9),仅考虑观测不确定性时,预测滑坡时间的 μ_f 和 σ_f 分别为427.03 d和1.14 d,预测滑坡时间的95%CI为[425.15 d, 428.90 d];对于考虑模型不确定性的情况,预测滑坡时间的95%CI为[424.87 d, 429.76 d].两种情况的概率分布曲线较为接近,这是由于 σ_f 略大于 σ_m 造成的,即观测不确定性对预测不确定性的影响大于模型不确定性.

4 讨论

4.1 MVIF模型的适用性

上述分析表明,MVIF模型具有较高的预测精度,并且有效地改善了VIF模型对计算起始时刻选择苛刻的问题,因而具有一定的实时或近实时预测能力,但在使用时仍应重视其适用性和局限性.

(1)MVIF模型更适用于蠕滑型滑坡,对于脆性破坏型滑坡的适用性仍需进一步探讨.通常,脆性

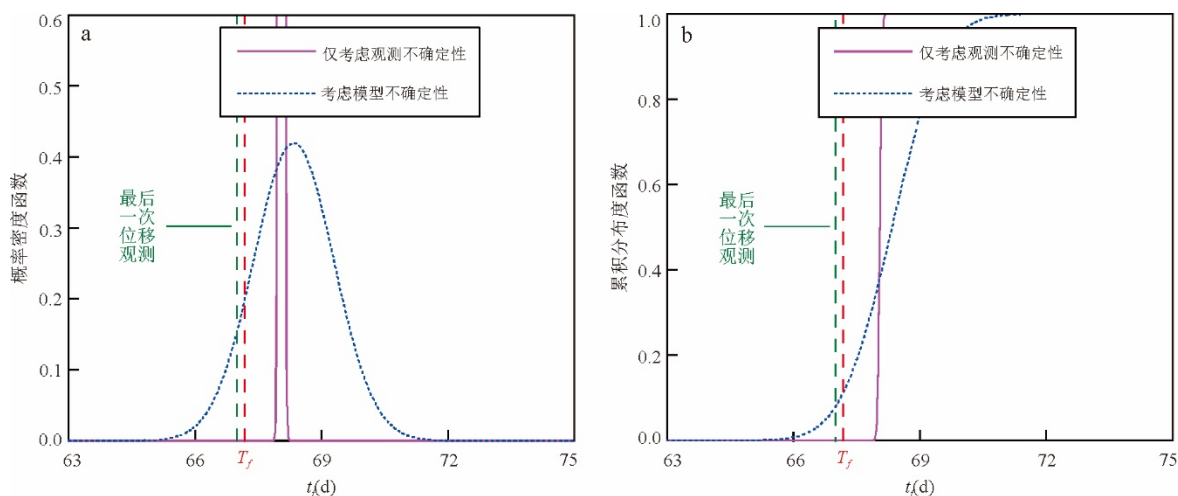


图 6 周至滑坡预测滑坡时间的概率分布

Fig. 6 Probabilistic distribution of the forecasting landslide time of the Zhouzhi landslide

表 3 茂县滑坡 MVIF 模型和 VIF 模型的模型参数

Table 3 Model parameters of the MVIF and VIF models in the Maoxian landslide

模型参数	A 或 a	B 或 b	C	$t_f(d)$	$T_f(d)$	拟合优度 R^2
MVIF-1	9.89	-3.38	-6.04	427.03		0.996 2
MVIF-2	9.04	-11.36	-12.63	425.54	426	0.995 5
VIF-1	3.43	0.0082	-	418.29		0.855 5
VIF-2	8.33	0.020	-	416.50		0.995 1

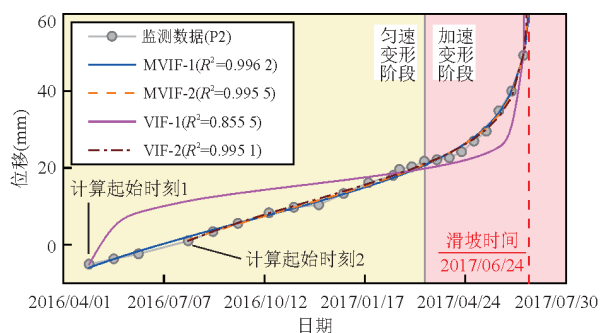


图 7 茂县滑坡位移监测数据及模型预测曲线

Fig. 7 Displacement monitoring data recorded from the Maoxian landslide and model forecasting curves

破坏型滑坡前期变形很小或可忽略不计,从出现加速至最终破坏的持续时间非常短暂,具有一定突发性,因此预测此类滑坡的失稳破坏时间更为困难. Carlà *et al.* (2017a) 指出高频的监测数据可以显著地提升此类滑坡的可预测性. 这里以 Carlà *et al.* (2017a) 提供的两个露天矿脆性破坏案例 Failure#1 和 Failure#3 来研究 MVIF 模型在脆性破坏型滑坡预测的可行性(图 10). 由图可

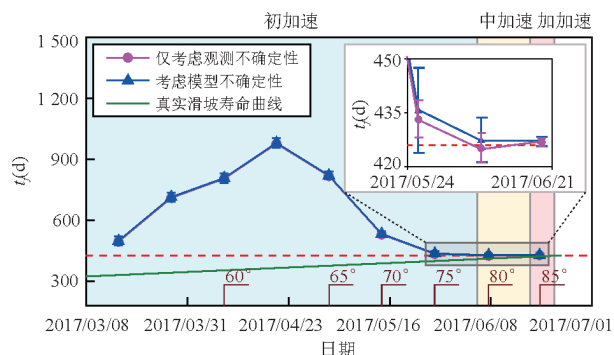


图 8 茂县滑坡的近实时预测结果

Fig. 8 Near real-time forecasting results of the Maoxian landslide

知, MVIF 模型对两个案例的位移监测数据均具有较高的拟合质量, 预测的滑坡时间也接近于 T_f . 虽然如此, 但由于急剧发展的脆性破坏行为留给预测活动的时间过短, 因此建议 MVIF 模型在脆性破坏预测中不宜单独使用或不使用.

(2) MVIF 模型完整的预测曲线具有三阶段蠕变曲线特征, 因此具有预测滑坡中长期位移发展趋势以及识别滑坡演化阶段的潜力. 以呷爬滑坡为例 (Hu *et al.*, 2021), 该滑坡位于锦屏 I 级水电站上游 11.5 km 处, 受库水调度以及降雨等因素的影响而发生缓慢变形(图 11). 由图可知, MVIF 模型展现出了对该滑坡位移监测数据的良好拟合效果 ($R^2=0.9928$). 依据预测曲线的发展趋势, 滑坡在未来一段时间内仍处于匀速变形阶段. 另外, 从图中不难发现 MVIF 模型更多的是对滑坡总体位移趋势的预测, 难以精细刻画如出现多期加速变形行为的复杂位移模式. 在这一方面, MVIF 模型的位移预测能力

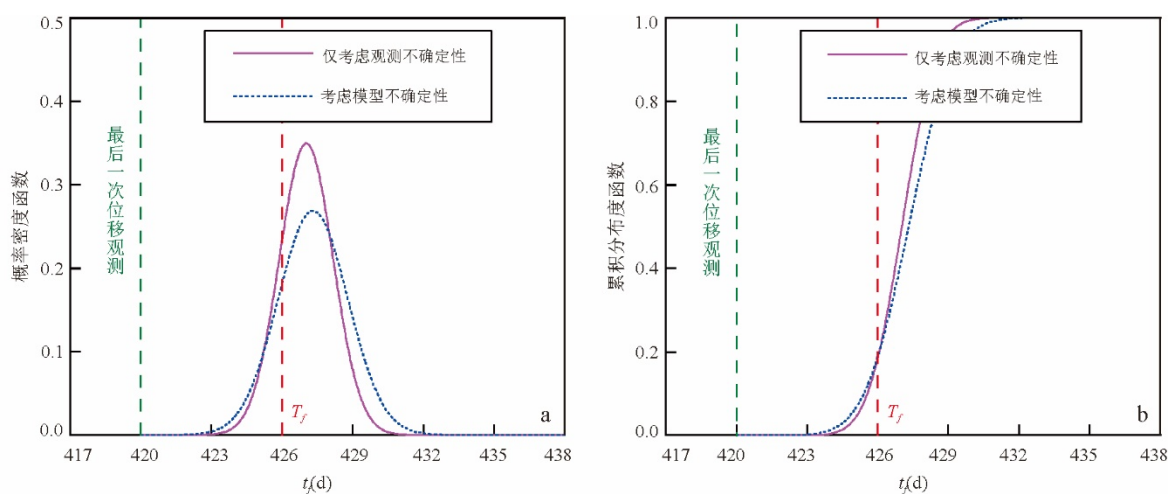


图9 茂县滑坡预测滑坡时间的概率分布

Fig. 9 Probabilistic distribution of the forecasting landslide time of the Maoxian landslide

逊于现今较为流行的机器学习方法.机器学习方法以一种“黑匣子”的方式构建滑坡位移与外部触发因素之间的关系,使其可以对滑坡长期演化的复杂位移模式进行良好的预测,但它们中的大多数预测方法很难解释滑坡的变形机制以及缺乏一定的泛化能力 (Intrieri *et al.*, 2019; 郭子正等, 2022). Hu *et al.* (2021) 将 VIF 模型与随机森林方法结合, 建立了一个能够充分考虑滑坡运动学和外部触发因素的综合滑坡运动预测模型, 提升了机器学习方法预测滑坡位移的泛化能力.

(3) MVIF 模型在预测时可降低对加速变形起始点 (OOA) 识别的要求. 通常认为, 加速变形行为是滑坡发生破坏的前兆, 因此大多数预测模型是基于加速蠕变理论建立的, 如逆速度法 (Fukuzono, 1985). 这些预测模型大多数只能用于加速变形阶段, 因此在使用时必须识别 OOA, 但在实时预测中准确、及时地识别 OOA 是一项具有挑战性的工作 (Carlà *et al.*, 2017b). 在前文茂县滑坡的分析中, MVIF 模型选取了匀速变形阶段和加速变形阶段两个阶段的位移监测数据进行分析, 依然获得较好的预测结果 (图 7).

(4) MVIF 模型可利用非位移监测数据进行预测分析. 除了传统的位移监测外, 近年一些新的监测技术和手段被引入滑坡监测之中, 从而衍生出多种观测变量, 如微震信号、斜坡变形倾角等. 图 12a、12b 分别为采用微震监测 (Mesnil-Val 崩塌) 以及采用斜坡变形倾角监测 (黑方台滑坡) 的两个失稳破坏案例 (Amitrano *et al.*, 2005; Wang *et al.*, 2022). 图中的预测结果验证了 MVIF 模型利用非位移监测数

据进行预测的可行性. 广义上, MVIF 模型可利用那些在临滑前表现出加速变形特征的观测变量进行预测分析, 但其预测精度仍需要更深入的研究.

(5) 滑坡体材料具有空间变异性, 同一滑坡不同滑动区域的变形特征也可能存在差异性, 因此采用 MVIF 模型进行滑坡时间预测时, 应选用最能代表滑坡整体变形特征的监测点或者综合多源监测点进行分析.

(6) 受文章篇幅限制, 当前用于标定模型不确定性的案例相对较少, 模型不确定性的大小可能在一定程度上受到选用案例的影响. 同时, 这些案例的监测数据大多采用图像数字化识别软件从文献图片中提出, 因而不可避免地出现一定偏差. 因此, 需要一个案例数量更多、滑坡类型更完备并具有原始监测数据的大型数据库对 MVIF 模型的预测能力进行下一步的验证.

4.2 基于 MVIF 模型的滑坡预报准则

模型不确定性的标定与两个滑坡案例的分析表明, 在初始加速变形阶段, t_f 与 T_f 差异较大, 但在改进切线角 $\alpha > 70^\circ$ 后开始向真实滑坡时间收敛; 在滑坡进入中等加速变形阶段 ($\alpha \geq 80^\circ$) 之后, 预测模型可提供较为可靠的预测结果, t_f 基本接近于 T_f . 因此, 为充分利用预测信息以及增强预测的可靠性, 建议依据滑坡的不同演化阶段, 对 MVIF 模型的预测结果进行分阶段决策. 阶段划分的判据采用改进切线角 α 和稳定性系数 K , 划分标准参考许强等 (2015) 的研究. 分段决策的示意图及对应的判据具体见图 13, 具体描述如下:

(1) 滑坡处于初始变形和匀速变形阶段 ($\alpha \leq$

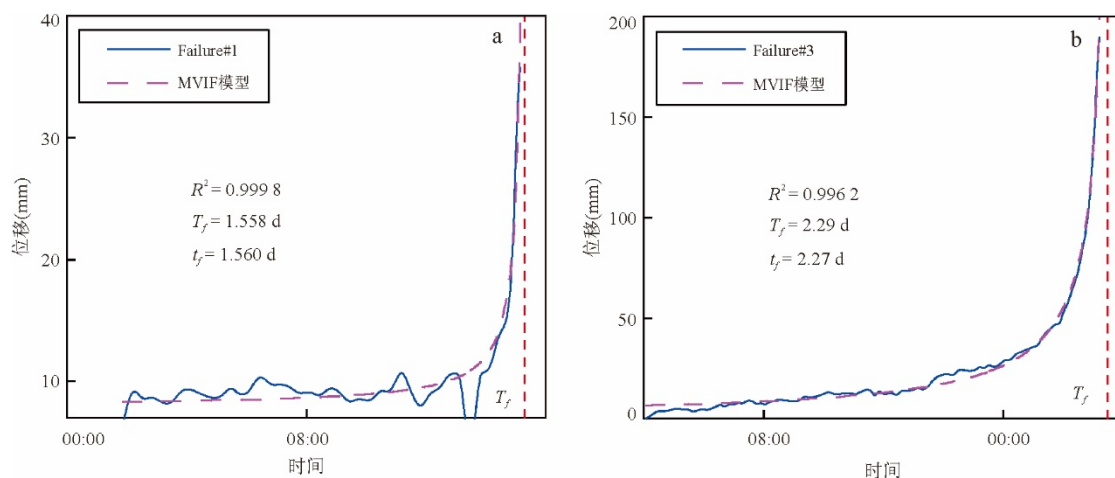


图10 案例Failure#1和Failure#3的预测结果

Fig. 10 Forecasting results for the cases of Failure#1 and Failure#3

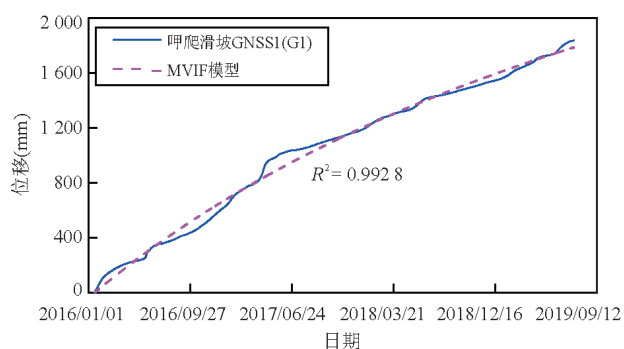


图11 呷爬滑坡的预测结果

Fig. 11 Forecasting result of the Gapa landslide

45° , $1.0 \leq K < 1.15$), 变形发展相对缓慢, 短期内发生失稳破坏的迹象不明显, 准确预测滑坡时间的可能性较低, 因此在这两个阶段应侧重于识别滑坡

的演化阶段, 利用MVIF模型预测滑坡的未来变形发展趋势, 并及早地发现可能出现的加速变形事件. 由于受降雨、库水涨落、人类活动等因素的影响, 这两个变形阶段可能会出现多次加速变形事件. 因此, 对于识别出的加速变形事件, 必须依据滑坡长期演化趋势特征以及 K 的大小, 综合判断滑坡是否已经进入最终的加速变形阶段.

(2) 在滑坡进入初始加速变形阶段之后 ($45^\circ < \alpha < 80^\circ$, $0.95 \leq K < 1.0$), 变形速度开始逐渐增加, 可以开始开展滑坡时间预测工作. 然而, 这一阶段的前期距离真实滑坡时间相对较长, 失稳破坏趋势仍较为模糊, 微小的扰动也可能会造成较大的预测误差(亓星等, 2020). 因此, 在初始加速变形阶段前期, 建议侧重于变形破坏趋势的预测, 判断滑坡

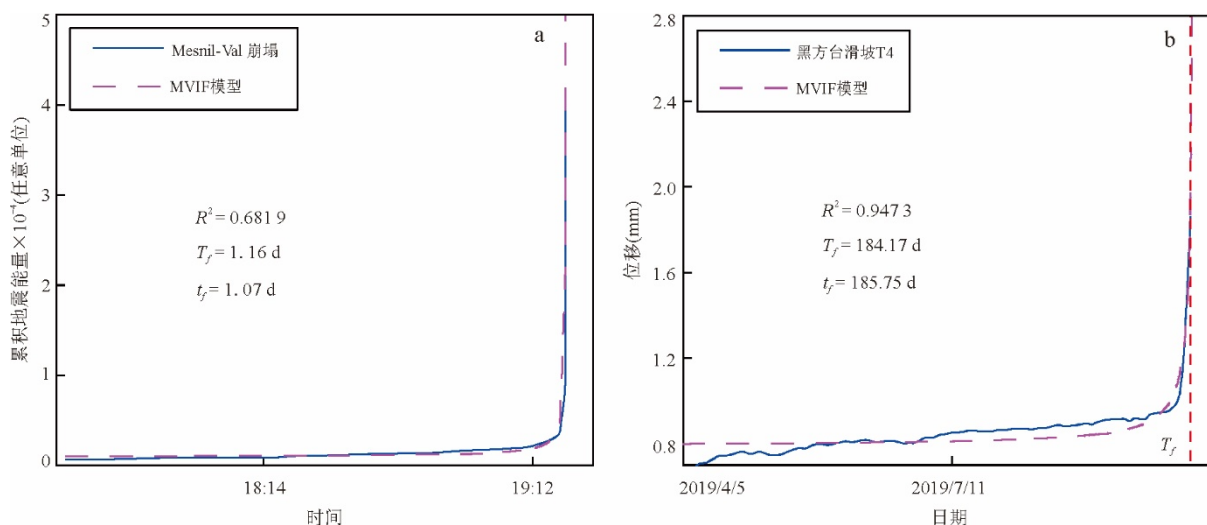


图12 Mesnil-Val崩塌和黑方台滑坡的预测结果

Fig. 12 Forecasting results of the Mesnil-Val collapse and the Heifangtai landslide

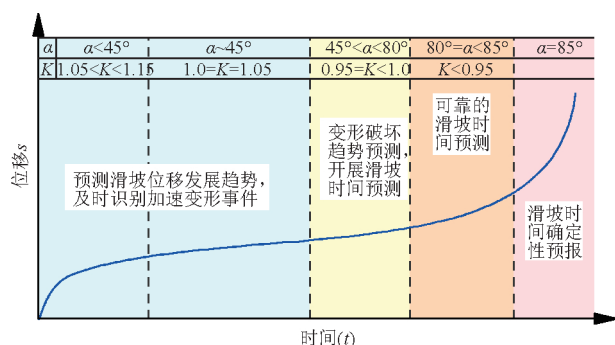


图 13 基于MVIF模型的分阶段预测决策

Fig. 13 Phased forecasting decision principle based on the MVIF model

是否存在短期内发生失稳破坏的可能性. 当 $\alpha > 70^\circ$ 之后, 可以逐步开展具体的滑坡时间预测工作.

(3) 在滑坡进入中等加速变形阶段之后 ($80^\circ \leq \alpha < 85^\circ, K < 0.95$), 变形速度出现较快的增长趋势, 失稳破坏趋势趋于明显, 这一阶段可进行较为可靠的滑坡时间预测.

(4) 在滑坡进入加加速变形阶段之后 ($\alpha \geq 85^\circ, K < 0.95$), 变形骤然增加且对外界的扰动异常敏感, 位移曲线与时间坐标轴近似垂直, 任何微小的扰动都可能触发滑坡发生, 此时可对滑坡时间进行确定性预测预报.

据前文分析可知, 由于滑坡演化复杂多变以及监测数据存在误差, 即使滑坡进入加加速变形阶段, t_f 与 T_f 之间仍存在一定偏差, 因此引入预测不确定性进行预测决策是极为关键的. 预测的均值和概率区间可以为评估滑坡最可能发生失稳破坏的时刻和时间区间提供有价值的参考. 此外, 这里提供一种将预测滑坡时间 t_f 与破坏概率 P_f 结合的滑坡预测预报决策方法:

$$P_f(T_f < t') = \Phi\left(\frac{t' - \mu_f - \mu_m}{\sqrt{\sigma_f^2 + \sigma_m^2}}\right), \quad (18)$$

式中, $t' = t_p + \Delta t$, t_p 为当前观测时刻, Δt 为某一假定可能发生滑坡时间 T_f 的前 Δt d. 该式可表述为未来 Δt d 内, 滑坡发生失稳破坏的概率为 $\Phi(\cdot)$. Δt 可依据滑坡的实际情况和决策者的风险态度进行选取. 根据式 (18) 以及滑坡加速变形阶段的不同时期, 本研究制定了如下滑坡时间预报准则:

$$\begin{cases} P_f \geq 50\%, \alpha > 70^\circ \text{ 且 } \Delta t = 15 \text{ d}, \\ P_f \geq 30\%, \alpha \geq 80^\circ \text{ 且 } \Delta t = 10 \text{ d}, \\ P_f \geq 5\%, \alpha \geq 85^\circ \text{ 且 } \Delta t = 5 \text{ d}, \end{cases} \quad (19)$$

该式的含义为当改进切线角 $\alpha > \alpha'$ (如

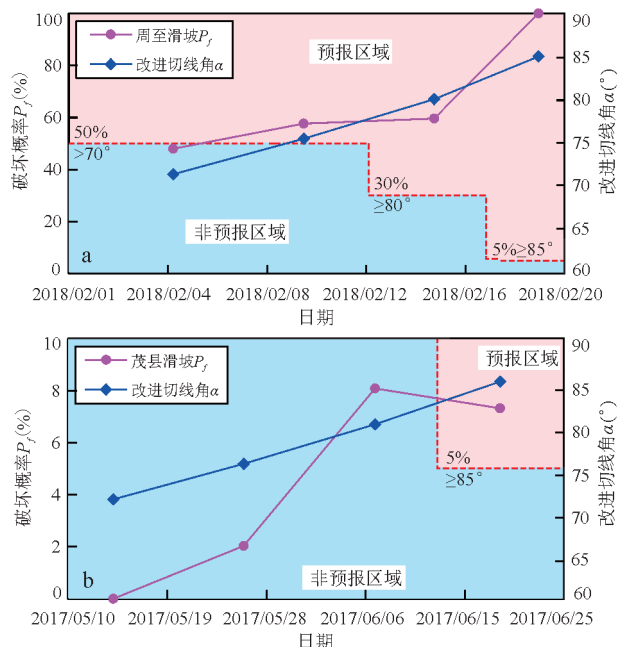


图 14 周至滑坡和茂县滑坡的滑坡时间预报分析

Fig. 14 Analysis of landslide time-of-failure forecasts for the Zhouzhi landslide and the Maoxian landslide

70°) 时, 未来 Δt (如 15 d) 内滑坡破坏概率 $P_f \geq P'_f$ (如 50%) 时可发出滑坡时间预报. 下文利用前文的周至滑坡和茂县滑坡对提出预报准则的可行性进行验证, 计算结果见图 14.

图 14a 为周至滑坡的滑坡时间预报结果. 当 $\alpha > 75^\circ$ 时, 该滑坡未来 15 d 发生滑坡的概率为 57.65%, 此后滑坡发生破坏的概率均不低于 50%. 根据式 (19), 意味着 $\alpha > 75^\circ$ 之后可以发出滑坡在未来 15 d 内可能发生失稳破坏的预报, 对照真实滑坡时间, 可提前 9.2 d 进行预报.

图 14b 为茂县滑坡的滑坡时间预报结果. 由图可知, 只有 $\alpha > 85^\circ$ 之后, 即滑坡进入加加速之后才能发出预报. 造成这一结果的主要原因有 2 个: 其一, 与该滑坡的成因机制和变形特征相关, 从而影响滑坡的可预测性; 其二, 该滑坡的位移采用 InSAR 技术进行观测, 数据的采样频率以及精度均低于常规的地面监测技术和手段, 因此可能会导致预测误差偏大和预报延迟. 虽然发出预报的时间节点晚于周至滑坡, 但对照真实滑坡时间, 依然可提前 5 d 发出预报.

上述两个案例验证了提出预报准则的可行性, 但 P_f 和 Δt 的阈值标准仍需要更多的案例进行标定和修正, 同时还要考虑工程实例的具体情况, 如成因机制、变形特征、演化阶段、监测技术和数

据处理方法等.此外,考虑到滑坡演化的复杂性,可靠的滑坡时间预测预报还需要结合多种预测方法、多种观测变量(如地下水位、斜坡变形倾角和微震信号)以及融合多源监测数据进行综合分析和时空预测.提出的模型和方法如何有机地结合这些要素进行滑坡预测预报还有待于进一步研究.

5 结论

本文针对 Verhulst 反函数滑坡预测模型(VIF模型)对计算起始时刻选择不当会造成监测数据拟合质量差及预测精度低的问题,提出了改进的 VIF 模型(MVIF 模型),并进行近实时概率预测分析及构建预测预报决策方法.主要得出以下结论:

(1)提出的 MVIF 模型与 VIF 模型类似,预测曲线同样为反“S”曲线,与典型滑坡三阶段位移演化曲线类似,适用于蠕滑型滑坡.MVIF 模型改善了 VIF 模型对计算起始时刻选择苛刻的问题,并且具有高质量的拟合效果和较高的预测精度.

(2)利用 20 个滑坡案例对 MVIF 模型的预测不确定性进行标定,预测不确定性分为观测不确定性和模型不确定性两类.由于模型拟合精度较高,观测不确定性相对较小.模型不确定性的标定结果显示,加速变形阶段不同时期的模型不确定性存在差异.整体趋势上,模型不确定性的均值和标准差随滑坡变形发展而逐步减少.在滑坡进入中等加速变形阶段后,MVIF 模型可进行可靠的滑坡时间预测.在滑坡进入加加速变形阶段后,模型不确定性的均值和标准差分别为 0.29 d 和 0.95 d,此时预测不确定性较小,可进行确定性预测预报.

(3)预测滑坡时间与破坏概率结合提供了一种新的滑坡预报量化准则.案例分析验证了该方法的可行性,为滑坡灾害的预警预报提供了有价值的参考.但是考虑到滑坡演化的复杂性,建议提出的方法不宜单独使用,且破坏概率的阈值标准仍需更多的案例进行校准.

References

Amitrano, D., Grasso, J. R., Senfaute, G., 2005. Seismic Precursory Patterns before a Cliff Collapse and Critical Point Phenomena. *Geophysical Research Letters*, 32(8): L08314. <https://doi.org/10.1029/2004gl022270>

Carey, J. M., Moore, R., Petley, D., et al., 2007. Pre-Failure Behaviour of Slope Materials and Their Signifi-

cance in the Progressive Failure of Landslides. *Landslides and Climate Change: Challenges and Solutions*, London, 207—215.

Carlà, T., Farina, P., Intrieri, E., et al., 2017a. On the Monitoring and Early-Warning of Brittle Slope Failures in Hard Rock Masses: Examples from an Open-Pit Mine. *Engineering Geology*, 228: 71—81. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2017.08.007>

Carlà, T., Intrieri, E., Di Traglia, F., et al., 2017b. Guidelines on the Use of Inverse Velocity Method as a Tool for Setting Alarm Thresholds and Forecasting Landslides and Structure Collapses. *Landslides*, 14(2): 517—534. <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0731-5>

Carlà, T., Farina, P., Intrieri, E., et al., 2018. Integration of Ground-Based Radar and Satellite InSAR Data for the Analysis of an Unexpected Slope Failure in an Open-Pit Mine. *Engineering Geology*, 235: 39—52. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2018.01.021>

Chen, H., Tang, H., Ge, X.R., et al., 2019. Study on Early Warning Index and Early Warning Forecast of Creep Landslide Based on Deep Displacement. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 38(S1): 3015—3024 (in Chinese with English abstract).

Crosta, G. B., Agliardi, F., 2003. Failure Forecast for Large Rock Slides by Surface Displacement Measurements. *Canadian Geotechnical Journal*, 40(1): 176—191. <https://doi.org/10.1139/t02-085>

Fang, S.A., Xu, Q., Xiu, D.H., et al., 2021. A Study of the Predicted Instability Time of Sudden Loess Landslides Based on the SLO Model. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 48(4): 169—179 (in Chinese with English abstract).

Fukuzono, T., 1985. A New Method for Predicting the Failure Time of a Slope. The Fourth International Conference and Field Workshop on Landslides, Tokyo, 145—150.

Gigli, G., Fanti, R., Canuti, P., et al., 2011. Integration of Advanced Monitoring and Numerical Modeling Techniques for the Complete Risk Scenario Analysis of Rockslides: The Case of Mt. Beni (Florence, Italy). *Engineering Geology*, 120(1/2/3/4): 48—59. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2011.03.017>

Guo, Z.Z., Yang, Y.F., He, J., et al., 2022. A Novel Deep Learning Model to Predict Landslide Displacement Considering Attention Mechanism. *Earth Science*, 1—21 (in Chinese with English abstract).

Harries, N., Noon, D., Rowley, K., 2006. Case Studies of Slope Stability Radar Used in Open Cut Mines. In: Sta-

- bility of Rock Slopes in Open Pit Mining and Civil Engineering Situations, Proceedings International Symposium on Stability of Rock Slopes in Open Pit Mining and Civil Engineering. The South African Institute of Mining and Metallurgy, Johannesburg, 335–342.
- He, M.C., Han, X., Zhang, B., et al., 2012. Real-Time Remote Monitoring and Forecasting Technology for Landslide Disasters Based on Sliding Force Variation and Its Engineering Application. *Journal of Heilongjiang Institute of Science and Technology*, 22(4): 337–342 (in Chinese with English abstract).
- He, X.H., 2018. Modification of Verhulst Inverse Function Model of Landslide Forecast. *Geology and Mineral Resources of South China*, 34(4): 289–293 (in Chinese with English abstract).
- Hu, X. L., Wu, S. S., Zhang, G. C., et al., 2021. Landslide Displacement Prediction Using Kinematics-Based Random Forests Method: A Case Study in Jinping Reservoir Area, China. *Engineering Geology*, 283: 105975. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105975>
- Intrieri, E., Carlà, T., Gigli, G., 2019. Forecasting the Time of Failure of Landslides at Slope-Scale: A Literature Review. *Earth-Science Reviews*, 193: 333–349. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.03.019>
- Kieffer, D. S., Valentin, G., Unterberger, K., 2016. Continuous Real-Time Slope Monitoring of the Ingelsberg in Bad Hofgastein, Austria. *Geomechanics and Tunneling*, 9(1): 37–44. <https://doi.org/10.1002/geot.201500047>
- Leng, C.Q., Zhang, Y., 2016. Prediction of Slope Instability Time in Jinlonggou Yard Based on Deformation Monitoring. *Design of Hydroelectric Power Station*, 32(1): 84–88 (in Chinese).
- Li, T. B., Chen, M. D., 1996. Felhaas Inverse Function Model Method for Landslide Time Prediction. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 7(3):13–17, 29 (in Chinese with English abstract).
- Loew, S., Gschwind, S., Gischig, V., et al., 2017. Monitoring and Early Warning of the 2012 Preonzo Catastrophic Rockslope Failure. *Landslides*, 14(1): 141–154. <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0701-y>
- Long, W.X., Lin, J., Xu, X.H., et al., 2008. Selection of Initial Prediction Time of Landslide Based on Verhulst Inverse Function Model. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 27(S1): 3298–3304 (in Chinese with English abstract).
- Naismith, W.A., Wessels, S.D.N., 2005. Management of a Major Slope Failure at Nchanga Open Pit, Chingola, Zambia. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 105(9):619–626. https://hdl.handle.net/10520/AJA0038223X_3086
- Qi, X., Zhu, X., Xu, Q., et al., 2020. Improvement and Application of Landslide Proximity Time Prediction Method Based on Saito Model. *Journal of Engineering Geology*, 28(4): 832–839 (in Chinese with English abstract).
- Ren, K.Y., Yao, X., Zhao, X.M., et al., 2020. Study on Landslide Instability and Failure Prediction Based on Time Series InSAR, GPS and Image Migration Measurement. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 39(S2): 3421–3431 (in Chinese with English abstract).
- Saito, M., 1965. Forecasting the Time of Occurrence of a Slope Failure. In: Proceedings of the 6th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering. *Montreal*, 2: 537–541.
- Saito, M., 1979. Evidential Study on Forecasting Occurrence of Slope Failure. *OYO Technical Report*, 1:1–23.
- Seguí, C., Rattetz, H., Veveakis, M., 2020. On the Stability of Deep-Seated Landslides. The Cases of Vaiont (Italy) and Shuping (Three Gorges Dam, China). *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 125(7): e2019JF005203. <https://doi.org/10.1029/2019JF005203>
- Suwa, H., Mizuno, T., Ishii, T., 2010. Prediction of a Landslide and Analysis of Slide Motion with Reference to the 2004 Ohto Slide in Nara, Japan. *Geomorphology*, 124(3/4): 157–163. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.05.003>
- Tang, H.M., Li, C.D., Hu, W., et al., 2022. What is the Physical Mechanism of Major Landslides?. *Earth Science*, 47(10): 3902–3903 (in Chinese with English abstract).
- Wang, D., Du, H., Wang, Q.L., 2020. Research and Application for Early Warning of Landslides Based on Hierarchical Clustering Coupling Weighting Markov Chain Model. *Journal of China Coal Society*, 45(5): 1783–1794 (in Chinese with English abstract).
- Wang, H. H., Zhong, P., Xiu, D. H., et al., 2022. Monitoring Tilting Angle of the Slope Surface to Predict Loess Fall Landslide: An on-Site Evidence from Heifangtai Loess Fall Landslide in Gansu Province, China. *Landslides*, 19(3): 719–729. <https://doi.org/10.1007/s10346-021-01727-0>
- Wang, Z.W., Wang, L., Han, Q.Q., et al., 2020. Data Decoding Method of the Displacement Sensor and Its

- Application in Landslide Monitoring. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 40(4): 436—440 (in Chinese with English abstract).
- Xu, Q., 2020. Understanding the Landslide Monitoring and Early Warning: Consideration to Practical Issues. *Journal of Engineering Geology*, 28(2): 360—374 (in Chinese with English abstract).
- Xu, Q., Tang, M.G., Huang, R.Q., et al., 2015. Monitoring, Early Warning, and Emergency Disposal of Large-Scale Landslides. Science Press, Beijing (in Chinese).
- Xu, Q., Zeng, Y.P., 2009. Research on Acceleration Variation Characteristics of Creep Landslide and Early Warning Prediction Indicator of Critical Sliding. *Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 28(6): 1099—1106 (in Chinese with English abstract).
- Yamaguchi, U., Shimotani, T., 1986. A Case Study of Slope Failure in a Limestone Quarry. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*, 23(1): 95—104. [https://doi.org/10.1016/0148-9062\(86\)91670-0](https://doi.org/10.1016/0148-9062(86)91670-0)
- Yan, B., 2021. MT-InSAR Technology Combined with Inverse-Velocity Method for High Level Landslide Monitoring and Early Warning. Southwest Jiaotong University, Chengdu (in Chinese with English abstract).
- Yan, T.Z., 1998. Landslide Dynamic Law and Forecasting Application. The 3th National Congress of Engineering Geology, Chengdu, 37—43 (in Chinese).
- Yu, X., Zhao, Q.H., Zhang, C.H., et al., 2019. Application of GNSS Real-Time Monitoring in Landslide Early Warning: Case of Landslide of G108 Section in Zhouzhi County, Shannxi Province. *Yangtze River*, 50(10): 126—130, 142 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, J., Wang, Z. P., Zhang, G. D., et al., 2020. Probabilistic Prediction of Slope Failure Time. *Engineering Geology*, 271: 105586. <https://doi.org/10.1016/j.eng-geo.2020.105586>
- 中文参考文献**
- 陈贺, 汤华, 葛修润, 等, 2019. 基于深部位移的蠕滑型滑坡预警指标及预警预报研究. 岩石力学与工程学报, 38(S1): 3015—3024.
- 方汕澳, 许强, 修德皓, 等, 2021. 基于斜率模型的突发型黄土滑坡失稳时间预测. 水文地质工程地质, 48(4): 169—179.
- 郭子正, 杨玉飞, 何俊, 等, 2022. 考虑注意力机制的新型深度学习模型预测滑坡位移. 地球科学, 1—21.
- 何满潮, 韩雪, 张斌, 等, 2012. 滑坡地质灾害远程实时监测预报技术与工程应用. 黑龙江科技学院学报, 22(4): 337—342.
- 贺小黑, 2018. Verhulst反函数滑坡预测预报模型的改进. 华南地质与矿产, 34(4): 289—293.
- 冷超勤, 张杨, 2016. 基于变形监测的金龙沟料场边坡失稳时间预测. 水电站设计, 32(1): 84—88.
- 李天斌, 陈明东, 1996. 滑坡时间预报的费尔哈斯反函数模型法. 地质灾害与环境保护, 7(3): 13—17, 29.
- 龙万学, 林剑, 许湘华, 等, 2008. Verhulst反函数模型滑坡起始预测时刻的选择. 岩石力学与工程学报, 27(S1): 3298—3304.
- 亓星, 朱星, 许强, 等, 2020. 基于斋藤模型的滑坡临滑时间预报方法改进及应用. 工程地质学报, 28(4): 832—839.
- 任开瑀, 姚鑫, 赵小铭, 等, 2020. 基于时序InSAR、GPS、影像偏移测量3种监测数据的滑坡失稳破坏预测研究. 岩石力学与工程学报, 39(S2): 3421—3431.
- 唐辉明, 李长冬, 胡伟, 等, 2022. 重大滑坡启滑的物理机制是什么?. 地球科学, 47(10): 3902—3903.
- 王东, 杜涵, 王前领, 2020. 基于系统聚类-加权马尔科夫耦合模型滑坡预警方法研究与应用. 煤炭学报, 45(5): 1783—1794.
- 王智伟, 王利, 韩清清, 等, 2020. 一种位移传感器数据解码方法及其在滑坡监测中的应用. 大地测量与地球动力学, 40(4): 436—440.
- 许强, 2020. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考. 工程地质学报, 28(2): 360—374.
- 许强, 汤明高, 黄润秋, 等, 2015. 大型滑坡监测预警与应急处置. 北京: 科学出版社.
- 许强, 曾裕平, 2009. 具有蠕变特点滑坡的加速度变化特征及临滑预警指标研究. 岩石力学与工程学报, 28(6): 1099—1106.
- 闫斌, 2021. 基于逆速率法的MT-InSAR高位滑坡监测及预警. 成都: 西南交通大学.
- 晏同珍, 1988. 滑坡动态规律及预测应用. 成都: 全国第三次工程地质大会论文选集(下卷), 37—43.
- 喻小, 赵其华, 张垚豪, 等, 2019. GNSS实时监测在滑坡预警中的应用: 以陕西省周至G108路段滑坡为例. 人民长江, 50(10): 126—130, 142.