

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20220129001

基于混合高斯隐马尔科夫模型的滑坡发生时间预报*

李丽敏^{1,2}, 夏梦凡², 魏雄伟²

(1. 西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048; 2. 西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 滑坡发生时间预报在防灾减灾工作中非常重要, 准确的预报能够有效预防灾害发生可能造成的灾难性结果。为解决当前滑坡预报中仅仅实现对滑坡位移等相关参数的预测和估计, 而未最终计算出滑坡发生时间的问题, 提出采用混合高斯隐马尔科夫模型(MOG-HMM)建立滑坡发生时间预报模型, 即对滑坡灾害演化过程全周期数据利用混合高斯算法计算出宏观信息预报判据, 与隐马尔科夫模型中的状态相匹配, 建立滑坡演化状态模型, 该模型能够反映全周期数据的多个状态, 当需要对实时采集的位移数据进行时间预报时, 首先利用解码算法对当前数据解码, 即计算出其属于滑坡的哪个状态, 然后利用Dijkstra最优路径规划算法, 计算出从当前状态到达滑坡发生状态的时间, 实现滑坡发生时间预报。通过对新滩滑坡和卧龙寺滑坡灾害全周期数据进行仿真验证, 结果表明, 本文方法能够比较准确地计算出滑坡发生的时间, 同时利用评价指标对预报的结果进行测试, 符合预报指标精度要求。

关键词: 滑坡灾害; 时间预报; 全周期数据; 状态匹配; 混合高斯隐马尔科夫模型

中图分类号: X43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2023)02-0301-07

Landslide Disaster Occurrence Time Prediction Algorithm Based on MOG-HMM

LI Limin^{1,2}, XIA Mengfan², WEI Xiongwei²

(1. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: The forecast of landslide occurrence time is very important in disaster prevention and mitigation. Accurate forecasting can effectively prevent the catastrophic consequences of disasters. In order to solve the problem that only the landslide displacement and other related parameters instead of the landslide occurrence time are predicted and estimated in the current landslide forecast method, a mixed Gaussian hidden Markov model (MOG-HMM) is proposed to establish the landslide occurrence time calculation model. The macro-information prediction criterion is calculated by the mixed Gaussian algorithm based on the full-cycle data of the landslide hazard evolution process and matched with the state in the hidden Markov model to establish the landslide evolution state model, which can reflect multiple states of the full-cycle data. When the displacement data collected in real time is need-

* 收稿日期:2022-01-29;修回日期:2022-04-11

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61773016)、国家自然科学基金青年项目(62203344)、陕西省技术创新引导专项(2020CGXNG-009,2020CGXNG-009)、陕西省自然科学基金基础研究计划(2022JM-322)、陕西省教育厅服务地方专项(22JC036)资助

作者简介: 李丽敏(1985—),女,副教授,硕导,博士。主要从事地质灾害防治研究。E-mail:2364225096@qq.com

ed for time forecasting, the current data is first decoded using the decoding algorithm, that is, to calculate which state the landslide belongs to, then the time from the current state to the occurrence of the landslide is predicted using Dijkstra optimal path planning algorithm, achieving the prediction of the occurrence time of the landslide. The simulation results of the Xintan landslide and the Wolongsi landslide show that the presented method can accurately calculate the landslide occurrence time. At the same time, the validation of the prediction results by using prediction indicators indicates that the results meet the accuracy requirement of the forecast indicators.

Keywords: landslide disaster; time prediction; full-cycle data; state marching; MOG-HMM

0 引言

滑坡灾害预报的最终目的是通过一系列的有效分析得到其发生概率和发生时间,从而提前做好防灾减灾工作部署。

目前,对于滑坡灾害预报的研究方法主要包含两大类,一类是基于模型的滑坡灾害预报,这些模型包括:(1)确定性预报模型,典型代表为斋藤迪孝模型^[1]、流变试验预报模型^[2],适合于临滑预报;(2)统计预报模型,典型代表为灰色系统预报模型^[3]、生物生长模型^[4],适合于中短期预报;(3)非线性预报模型,典型代表为非线性动力学模型^[5]、BP神经网络模型^[6],适合于长期预报。上述模型多基于物理、数学理论对滑坡灾害发生进行理论推导,预报结果准确,但应用的难度在于模型本身建立困难,需要考虑的因素既多又复杂。

在此基础上,研究逐渐向另外一类方法倾斜,即基于数据驱动的滑坡灾害预报,如在宏观现象预报模型中,研究学者倡导将滑坡变形破坏的宏观信息和滑坡监测数据有机地结合起来,从而进行宏观预报,如新滩滑坡宏观信息预报模型及方法^[7]。

大量滑坡实例表明,滑坡形成过程有其自身的演化规律,即在重力作用下其演化过程一般会经历初始蠕变、等速变形和加速变形3个阶段^[8]。位移是斜坡稳定性恶化和斜坡失稳破坏前最显著的外在表现。位移—时间曲线监测数据资料,是目前对滑坡预警预报最为有效的基础数据^[9]。随着时间推移,滑坡体的位移会逐渐变化,如果能够有效跟踪其变化,并能判断当前位移值所处滑坡演化阶段,则可以进一步计算出滑坡发生具体时间。

围绕滑坡位移展开了众多的预测研究^[10-14],从上述文献分析可以看出,目前对于滑坡位移预测能

够做到高精度。但进一步需要估计出滑坡具体的发生时间,才能最终有效指导政府部门决策,目前看来,相关研究较少。

本文在上述研究学者对位移进行了时序预测的基础上,采用混合高斯隐马尔科夫方法确定宏观信息判据^[15],即可以首先根据分段数据的高斯混合特性,确定其所属隐马尔科夫链的状态,从而标记出位移数据演化过程的所属状态,当确定出最终突变状态后,利用最优路径算法,计算出从当前状态到达最终突变状态的最短时间,从而预报滑坡灾害发生的时间。

1 滑坡发生时间预报流程

滑坡发生时间,指从当前时刻开始,多久后会发生滑坡灾害,对于灾害预防来说非常重要。图1为基于多状态MOG-HMM算法的滑坡发生时间预报流程。

通过对激光位移传感器采集的滑坡全周期位移数据进行预处理,在时序方向对位移数据进行多状态划分,划分的方法为根据位移变化速率,当变化速率开始超过每个阶段的阈值时,将这点作为状态划分的临界点;将划分后的位移数据通过Baum-welch算法进行训练,获得多状态MOG-HMM模型,该模型能将划分状态进行标记。

预报阶段,采用Viterbi算法对测试数据进行当前状态估计,即估计出测试数据属于滑坡演化过程中的哪个阶段,将当前估计状态作为Dijkstra算法的输入,计算出从当前状态到达最终状态的最短路径,将路径换算成时间后,就得到了多久后会发生滑坡灾害的结果。

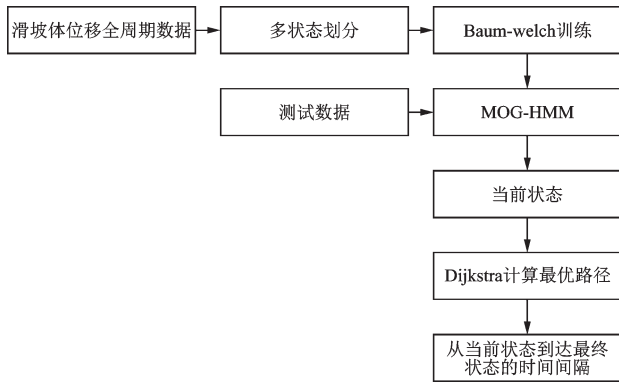


图1 基于MOG-HMM的滑坡发生时间预报流程

Fig.1 Landslide occurrence time prediction process based on MOG-HMM

2 多状态MOG-HMM算法

为预测滑坡发生时间,HMM方法因良好的状态评估特性而被选择。当将HMM方法用于滑坡发生时间预测时,是需要提前按照高斯分布规律来拟合时序信号的,但基于复杂环境因素影响,滑坡位移数据是通过复杂的非线性动力学过程综合影响呈现的结果,单纯用高斯分布已经不能完全重构原始信号,导致预测结果鲁棒性差^[16-18]。为解决这个矛盾,提出将混合高斯(MOG)方法用于滑坡地质灾害位移数据的重构中,因为研究表明MOG可以拟合任意时序信号^[19-20],该方法可以最大程度提升HMM方法在滑坡预测中的鲁棒性,将改进后的HMM方法称为MOG-HMM。

多状态指全周期数据可以由多个分段函数来表示,每段函数表征滑坡发生的一种状态,类似于机器学习中的标记,在这里用了多个状态描述,与滑坡演化过程的多个状态相互呼应,用 s_1, s_2, \dots, s_n 表示。

2.1 基于Baum-welch算法训练MOG-HMM模型

通过Baum-welch算法^[21]计算出MOG-HMM模型 λ 的6个参数:

$$\lambda = (P, A, B, \mu(D(S_t)), \sigma(D(S_t)), S_{\text{final}}) \quad (1)$$

式中, λ 为基于MOG-HMM的滑坡时间预报模型; P 为初始状态分布; A 为状态转移概率矩阵; B 为观察值概率分布矩阵; $\mu(D(S_t))$ 为MOG函数均值,表征每个状态持续平均时间; $\sigma(D(S_t))$ 为MOG函数中的方差; S_{final} 为滑坡发生状态,该状态是通过变形速

率确定的。

根据文献[22],堆积层滑坡进入急剧变形阶段的临界位移速率差别较大,其速率值一般位于1~15 mm/d,黄土滑坡进入急剧变形阶段的临界位移速率为10~25 mm/d。大部分滑坡急剧变形阶段位移速率临界值主要集中在10~25 mm/d。该模型的训练过程见表1。

表1 Baum-welch算法的多状态MOG-HMM训练过程
Table 1 Multi state MOG-HMM training process based on Baum Welch algorithm

步骤	具体操作
1	准备滑坡位移原始数据 $X_i, i=1, 2, \dots, n$
2	初始化 X_i 的多状态个数 $N, N = \frac{T}{t}$,其中, T 为整个滑坡演化过程持续时间, t 为滑坡灾害发生状态持续时间;设置每个状态的高斯混合数 M
3	初始化 P, A 和 B ,将观测序列 X 平均分为 N 份,每份称为一个状态;采用聚类方法将 X 的每个状态聚类为 M 类,并将每类按照高斯混合序号(1, 2, ..., M)进行编号,得到时间序列 $O_i (i=1, 2, \dots, N)$
4	训练参数 P 和 A ,以 $P(O \lambda)$ 迭代相邻两次差值满足一定的要求作为条件,获得更新的 P 和 A 。参数 B 由滑坡位移时序通过混合高斯分布参数估计公式(2)~(3)求得
5	利用Viterbi方法解码得到时序 O_i 对应状态序列 S_i
6	由公式(4)~(6)计算参数 $\mu(D(S_t)), \sigma(D(S_t)), S_{\text{final}}$

针对多状态的划分,考虑不同滑坡变形数据具有不同的演化规律,在划分时主要从三个方面进行综合分析:(1)计算滑坡变形位移数据所有样本之间的变形速率,即利用后一时刻位移数据减去前一时刻位移数据,作为该时刻的变形速率结果,与该类型滑坡急剧变形速率临界值进行比较,如果超过临界值,则从此值之后的所有观测点认为是滑坡发生状态数据,将该点至最后一个采样有效数据持续的时间定义为 t ,以这个时间作为平均划分的时间段;(2)若计算出的 t 对应的数据点过少(如少于10个),则利用凑十法,将其数据进行插值补充,以保证该状态下至少有10个数据用于模型训练;(3)选择等间距划分,利于MOG算法进行计算,且每个状态数据量一致,也有利于降低HMM算法的复杂度,但在精度方面可能有所降低。

$$b_j(O) = \sum_{m=1}^M C_{j,m} \xi(O, \mu_{j,m}, \sigma_{j,m}), j=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{m=1}^M C_{j,m} = 1, C_{j,m} \geq 0 \quad (3)$$

式中, $C_{j,m}$ 为加权系数; $\xi(O, \mu_{j,m}, \sigma_{j,m})$ 为混合高斯函数, 其均值和方差计算过程如式(4)、(5)所示。

$$\mu(D(S_t)) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L D(S_{t,l}) \quad (4)$$

$$\sigma(D(S_t)) = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L [D(S_{t,l}) - \mu(D(S_t))]^2} \quad (5)$$

$$S_{\text{final}} = S_N \quad (6)$$

2.2 实时采集数据的状态解码

MOG-HMM 模型训练完成后, 进行滑坡发生时间的实时计算, 计算的第 1 步为对实时采集的数据进行状态解码, 从而判断出当前滑坡所处的演化状态, 状态解码过程见表 2。

表 2 实时采集数据的状态解码过程

Table 2 Status decoding process of real-time data acquisition

步骤	具体操作
1	输入: 观测 O_t 和滑坡发生时间预报模型 λ ; 输出: 最短路径 $I^* = (i_1^*, i_2^*, \dots, i_T^*)$
2	$t=1$ 时, $\delta_1(i) = P_i b_i(o_1), i = 1, 2, \dots, N$; $\psi_1(i) = 0$
3	$t=2, 3, \dots, T$ 时, $\delta_t(i) = \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_{t-1}(j) a_{j,i}] b_i(o_t)$, $\psi_t(i) = \arg \max [\delta_{t-1}(j) a_{j,i}]$
4	终止: $C^* = \max_{1 \leq j \leq N} \delta_T(j); i_T^* = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)]$
5	最优路径回溯: 对 $t=T-1, T-2, \dots, 1$, 利用 $i_t^* = \psi_{t+1}(i_{t+1}^*)$, 求得 $S_t = (S_1, S_2, \dots, S_T)$

判断出当前状态后, 截取新采集数据对应状态序列 S_t 的最后一段序列, 如公式(7):

$$S_{\text{end}} = (S_{t-l}, \dots, S_{t-2}, S_{t-1}, S_t) \quad (7)$$

式中, l 为最后一段序列的截取位置; T 为当前时刻。将 S_{end} 中数量最多的值作为当前状态 S_{current} 。

2.3 当前状态到达滑坡发生状态的 RUL 估计

根据当前状态 S_{current} 和滑坡发生时间预报模型 λ 得出的状态 S_{current} 等参数, 利用 Dijkstra 算法得出从 S_{current} 到达 S_{final} 最短时间, 如公式(8)所示。

$$\text{RUL} = \sum_{t=S_{\text{current}}}^{S_{\text{final}}} \mu(D(S_t)) \quad (8)$$

3 基于多状态 MOG-HMM 算法的滑坡发生时间预报实验验证

3.1 实验数据来源

3.1.1 测试数据 1: 卧龙寺滑坡 5# 监测点

卧龙寺滑坡位于我国西部黄土地区, 属于典型的塬边黄土滑坡, 由于频繁的地震活动和地壳的振荡性上升, 为滑坡的形成提供了地形、岩性条件。

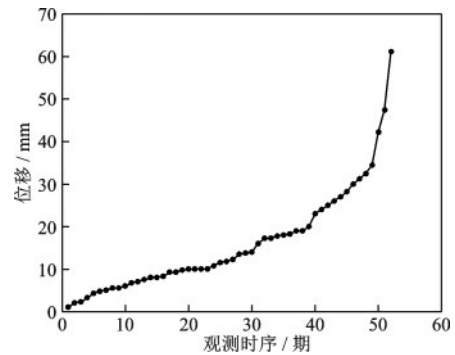


图 2 卧龙寺滑坡 5# 监测点 1971 年 3 月 3 日至 5 月 5 日期间位移变化图

Fig.2 Displacement variation diagram for monitoring point 5# of Wolongsi landslide from March 3 to May 5, 1971

卧龙寺滑坡灾害是在暴雨的影响下形成裂缝, 继而随着坡体迅速滑动, 形成近 2 000 万 m^3 的土方。1971 年, 卧龙寺滑坡东部又产生大的裂缝, 从 3 月 11 日起对其进行变形观测, 至 5 月 5 日产生剧滑, 其 5# 裂缝监测点变形曲线如图 2 所示^[6]。

从图 2 监测的位移可以看出, 山体累积位移在逐渐增加, 山体变形速率逐渐增加, 并且在 45 期以后, 滑坡体属于加速变形阶段。

3.1.2 测试数据 2: 新滩滑坡 A3 监测点

新滩滑坡属于典型的堆积层滑坡, 其位于长江西陵峡上段兵书宝剑峡北岸, 距离长江三峡大坝约 26 km, 1985 年 6 月 12 日发生大规模的滑动, 面积约 $0.75 \times 10^6 \text{ m}^2$, 滑体规模达 $3 \times 10^7 \text{ m}^2$, 图 3 为从 1978 年 1 月开始至 1985 年 6 月期间滑坡体的累积位移变化情况^[23]。

从图 3 监测的位移可以看出, 山体累积位移在逐渐增加, 山体变形速率逐渐增加, 并且在 1985 年 1 月以后, 滑坡体属于加速变形阶段。

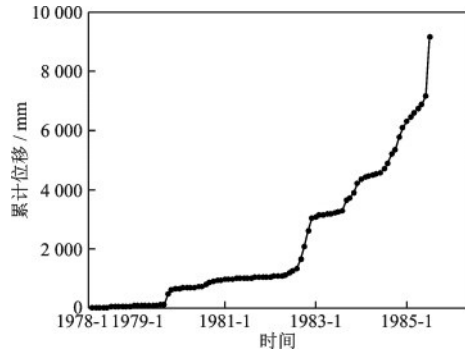


图3 新滩滑坡A3监测点1978年1月开始至1985年6月期间滑坡体的累积位移

Fig.3 Cumulative displacement for monitoring point A3 of Xintan Landslide from January 1978 to June 1985

3.2 预报过程

3.2.1 多状态划分

将数据测试数据1的所有时序划分为6个状态,划分的依据为从第6个状态的第一个值开始,变形速率开始持续的超过5 mm/d,如图4所示。将测试数据2的所有时序划分为8个状态,划分的依据为从第8个状态的第一个值开始,变形速率开始持续的超过10 mm/d,如图5所示。

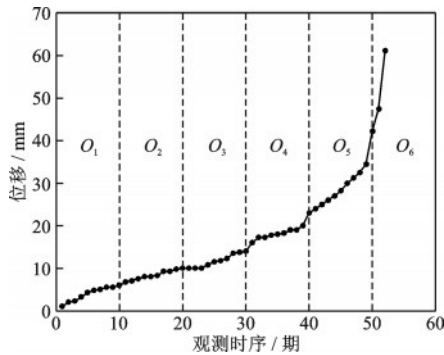


图4 多状态划分-测试数据1

Fig.4 Multi state division-test data 1

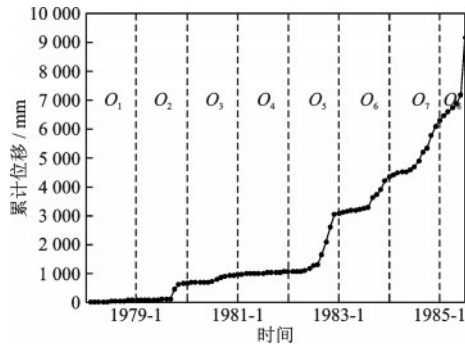


图5 多状态划分-测试数据2

Fig.5 Multi state division-test data 2

3.2.2 预报模型训练

对以上划分过状态的滑坡位移数据用 Baum-welch算法进行训练。设置状态数 N 分别为6和8,每个状态中的高斯混合数 M 为2,该数值还可以选择大于2的其他值,实验中 $M=2$ 时预测效果已经较好。首先随机初始化 P 和 A 以及 B ,本文中采用的HMM结构为左右型, P 不需要更新,经过 Baum-welch算法训练后得到高斯混合 M 、 P 以及 A 的值。

3.2.3 RUL计算

按照公式(7)~(8)对新测试数据进行状态解码和RUL计算,即用公式(7)对测试数据先进行状态解码,判断出其属于滑坡演化中的哪个状态,将状态值带入公式(8)中,利用最短路径算法,可以算出从当前状态到达最后1个滑坡发生状态之间的时间间隔,即RUL。对两组测试数据分别进行测试,测试结果如图6所示。

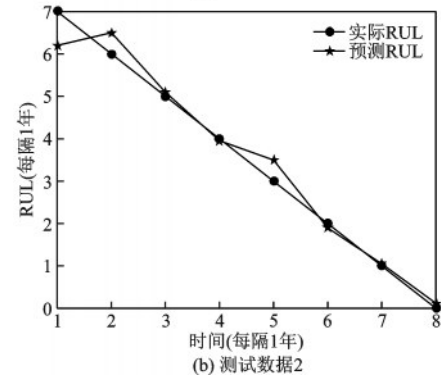
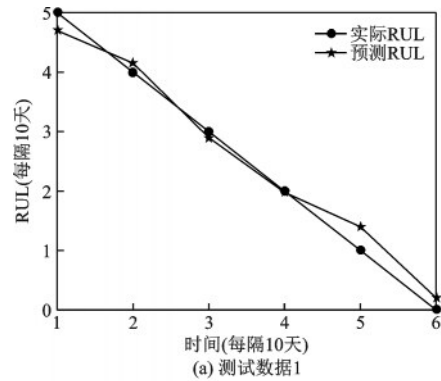


图6 测试数据1、2的测试结果

Fig.6 Test results of test data 1 and test data 2

3.2.4 预测结果评价

直观评价预测的一个指标是绝对误差,如图7所示。

从图7的结果可以分析得出该预测是有效的。为了进一步评价该预测的性能,根据较权威的预测

评价指标对预测结果进行了评价。表3为利用预测标准^[24]中的评价指标对上述滑坡发生时间预测结果进行评价的结果,如果计算出来的各个预测评价指标能够接近最优值,则说明该预测算法针对滑坡发生时间是可行且有效的。

通过表3的结果可以看出,基于两组测试数据的预测结果,三项指标的结果均比较接近最优值,说明本文方法对于解决HMM用于滑坡灾害发生时间鲁棒性差的问题是有效的。

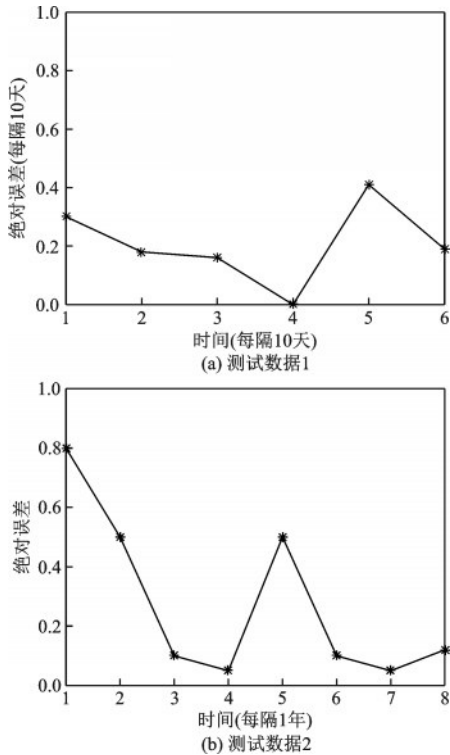


图7 测试数据1和测试数据2的预测绝对误差

Fig.7 Prediction absolute error of test data 1 and test data 2

表3 基于MOG-HMM的滑坡发生时间预测算法的预测效果评价结果

Table 3 Evaluation results of prediction effectiveness of MOG-HMM landslide occurrence time prediction algorithm

预测评价指标	MSE	MAPE	RA
预测评价指标描述	均方根误差 范围 $[0, \infty)$, 最优值:0	平均绝对百分比 误差范围 $[0, \infty)$, 最优值:0	瞬时预测精度 范围 $[0, 1]$, 最优值:1
测试数据1	0.315 7	6.213 5	0.980 2
测试数据2	0.523 6	5.231 4	0.954 1

4 讨论与结论

本文以滑坡灾害发生时间预报为研究对象,为解决HMM算法用于发生时间预测时鲁棒性差的问题,提出了基于混合高斯的隐马尔科夫算法,为验证算法性能,利用卧龙寺滑坡5#监测点的位移数据和新滩滑坡A3监测点的位移数据作为测试数据,结果如下:

对卧龙寺滑坡5#监测点从1971年3月3日至5月5日期间每天一次的监测共计55个位移数据,采用MOG-HMM算法进行RUL计算,并利用均方根误差、平均绝对百分比误差和瞬时预测精度3个指标衡量预测性能,表明本文方法具有可行性,能够有效预报滑坡发生时间。

对新滩滑坡A3监测点从1978年1月开始至1985年6月期间滑坡体的累积位移,采用MOG-HMM算法进行RUL计算,并利用均方根误差、平均绝对百分比误差和瞬时预测精度3个指标衡量预测性能,表明本文方法具有可行性,能够有效预报滑坡发生时间。

本文在前人滑坡预报进程的基础上,首次提出精确计算滑坡发生时间的算法,为进一步更及时有效地预报滑坡发生奠定理论基础,但该算法对演化过程数据的完整性要求较高,需要相对应配套硬件的支持,同时本文在状态划分时采用等间距划分,使得精度方面还有提升空间,因此如果继续开展,希望能够建立起包含硬件、软件一体的滑坡发生预报系统,同时对精度方面进一步改善。

参考文献:

- [1] Saito M. Forecasting time of slope failure by tertiary creep[C]//Proceeding of 7th Int. Conf. on Soil Mechanics and Foundation Engineering. Mexico City: [s.n.], 1969: 677-683.
- [2] 王延平, 许强, 郑光, 等. 速度倒数法滑坡预警模型流变试验研究[J]. 岩土力学, 2015, 36(6): 1606-1614. Wang Y P, Xu Q, Zhang G, et al. A rheology experimental investigation on early warning model for landslide based on inverse-velocity method [J]. Rock and Soil Mechanics, 2015, 36(6): 1606-1614.(in Chinese)
- [3] 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.

- An B, Jiang Y N, Zeng Q F. Prediction of landslide displacement based on grey relational analysis and VMD-SES-BP model[J]. Pearl River, 2021, 42(1): 34-40. (in Chinese)
- [4] 邓洪高, 姚鹏远, 孙希延, 等. 灰色马尔科夫 Verhulst 动态模型在滑坡形变预测中的应用[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(13): 50-55.
- Deng H G, Yao P Y, Sun X Y, et al. Application of grey Markov Verhulst dynamic model in prediction of landslide deformation[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(13): 50-55.(in Chinese)
- [5] 周美玲, 高春艳. 山区灾害滑坡风险非线性预测研究[J]. 灾害学, 2018, 33(4): 23-27.
- Zhou M L, Gao C Y. Study on the nonlinear prediction of landslide risk in mountainous area [J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(4): 23-27.(in Chinese)
- [6] 王智伟, 王利, 黄观文, 等. 基于BP神经网络的滑坡监测多源异构数据融合算法研究[J]. 地质力学学报, 2020, 26(4): 575-582.
- Wang Z W, Wang L, Huang G W, et al. Research on multi-source heterogeneous data fusion algorithm of landslide monitoring based on BP neural network[J]. Journal of Geomechanics, 2020, 26(4): 575-582.(in Chinese)
- [7] 何健保. 堆积层滑坡临界位移预警判据研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2016.
- He J B. Warning on critical displacement of accumulation landslide [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2016.(in Chinese)
- [8] 解明礼, 赵建军, 巨能攀, 等. 多源数据滑坡时空演化规律研究——以黄泥坝子滑坡为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(6): 923-932.
- Xie M L, Zhao J J, Ju N P, et al. Research on temporal and spatial evolution of landslide based on multi-source data: a case study of Huangnibazi Landslide[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(6): 923-932. (in Chinese)
- [9] 董秀军, 许强, 唐川, 等. 滑坡位移-时间曲线特征的物理模拟试验研究[J]. 工程地质学报, 2015, 23(3): 401-407.
- Dong X J, Xu Q, Tang C, et al. Characteristics of landslide displacement-time curve by physical simulation experiment[J]. Journal of Engineering Geology, 2015, 23(3): 401-407.(in Chinese)
- [10] 王珊珊. 滑坡位移预测中的时序数据挖掘研究[D]. 宜昌: 三峡大学, 2015.
- Wang S S. The Research of time series data mining for landslide prediction[D]. Yichang: China Three Gorges University, 2015.(in Chinese)
- [11] 王卫东, 瞿霞, 刘攀, 等. 基于最优权重联合模型的滑坡位移预测研究[J]. 灾害学, 2018, 33(1): 59-64.
- Wang W D, Qu X, Liu P, et al. Prediction on landslide displacement using a combination model with optimal weight [J]. Journal of Catastrophology, 2018, 33(1): 59-64. (in Chinese)
- [12] 蔡泽宏, 简文彬, 李宏达, 等. 基于滑坡监测数据的时间序列位移预测[J]. 水利与建筑工程学报, 2016, 14(1): 236-242.
- Cai Z H, Jian W B, L H D, et al. Displacement prediction by using time series analysis method based on the monitoring data[J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineeringal 2016, 14(1): 236-242. (in Chinese)
- [13] Zhu X, Xu Q, Tang M, et al. A hybrid machine learning and computing model for forecasting displacement of multifactor-induced landslides[J]. Neural Computing & Applications, 2018, 30(12): 3825-3835.
- [14] Zhu X, Xu Q, Tang M, et al. Comparison of two optimized machine learning models for predicting displacement of rainfall-induced landslide: a case study in Sichuan province, China [J]. Engineering Geology, 2017, 218: 213-222.
- [15] 李丽敏. 统计聚类和粒子滤波在故障诊断中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2014.
- Li L M. Application research for fault diagnosis based on statistical clustering and particle filter [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2014. (in Chinese)
- [16] Baruah P, Chinnam R B. HMMs for diagnostics and prognostics in machining processes[J]. International Journal of Production Research, 2005, 43(6): 1275-1293.
- [17] Tobon-Mejia D A, Medjaher K, Zerhouni N, et al. A data-driven failure prognostics method based on mixture of gaussias hidden markov models[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2012, 61(2): 491-503.
- [18] Dijkstra E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Mumerische Mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [19] 周亚同, 赵翔宇, 何峰, 等. 基于高斯过程混合模型的大气温湿度预测[J]. 农业工程学报, 2018, 34(5): 219-226.

(本文编辑: 池营营)

(下转第 333 页)