

文章编号:1004-4574(2013)04-0208-05

基于位移的滑坡临滑时刻多模型综合 预测模糊积分方法

李艳华¹, 林剑¹, 龙万学², 燕梅¹

(1. 湖南科技大学 知识处理与网络化制造湖南省普通高校重点实验室, 湖南 湘潭 411201;
2. 贵州省交通规划勘察设计研究院股份有限公司, 贵州 贵阳 550001)

摘要: 滑坡的发生具有不确定性。针对目前基于位移的滑坡临滑时刻预测模型的预测结果之间存在较大的差异且难以选择出适合某种类型滑坡的最佳模型的问题, 利用模糊积分具有较好处理客观证据和主观期望的优势, 选择7个已知滑坡, 分别用基于位移的滑坡临滑时刻预测的 Verhulst、Verhulst 反函数和福囿模型进行预测实验。通过计算各预测模型的隶属度获得模型的模糊密度, 实现基于模糊积分融合方法的多模型综合预测。实验表明: 模糊积分方法提高了已知滑坡的预测精度, 使每个滑坡的预报时刻均在实际发生的前15天以内。

关键词: 滑坡; 临滑时刻预测; 模糊积分; 多模型综合预测

中图分类号: P642.22

文献标志码: A

Displacement-based fuzzy integral method for multi-model comprehensive forecast of landslide-approaching time

LI Yanhua¹, LIN Jian¹, LONG Wanxue², YAN Mei¹

(1. Key Laboratory Knowledge Processing and Networked Manufacturing, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China;
2. Guizhou Transportation Planning Survey Design Academy Co., LTD, Guiyang 550001, China)

Abstract: The occurrence of landslide is uncertain. In view of the existing problems that the results of the predictions of different displacement-based landslide-approaching time models have great differences from each other and it is difficult to choose the optimal model for a certain type of landslide, this study utilizes the advantage of fuzzy integral on handling objective evidence and subjective expectation for the experiments, and selects seven occurred landslides, to do the landslide-approaching time prediction study. Three displacement-based prediction models, i. e., Verhulst, Verhulst inverse-function and f-bounded models were used respectively in the tests. First, The fuzzy density of each predicted model was obtained through calculating the models' membership grade, and then the multi-models comprehensive prediction was realized based on the fuzzy integral fusion method. Results indicated that the fuzzy integral method improves the known landslides' prediction accuracy, and the forecast time of each landslide is within 15 days before the actual occurring time.

Key words: landslide; landslide-approaching time forecast; fuzzy integral; multi-models comprehensive forecast

滑坡预测大致可分为稳定性评价和临滑时刻预测两个阶段。在稳定性评价阶段以综合评价滑坡各类孕

收稿日期: 2012-10-10; 修回日期: 2013-01-14

基金项目: 湖南省科技计划一般项目(2010FJ3166, 2012FJ3048); 湖南省发改委项目(湘财企指[2008]149号); 贵州交通厅项目(黔交科教[2011]9号)

作者简介: 李艳华(1985-), 女, 硕士研究生, 主要从事3S及地质灾害预测方面的研究. E-mail: yanhua00010001@163.com

育要素为重点,评价要素主要有地质构造、地形地貌、水文植被等^[1];数据获取手段主要有遥感、GPS 监测、地球物理勘探、地质调查等^[2-3];其综合评价方法主要有模糊综合评价、神经网络、模糊马尔科夫链、决策树等^[1,4-6]。在临滑时刻预测阶段,均需对目标滑坡实施定点监测。监测内容主要有滑坡位移及水文数据,这些数据是滑坡孕育要素的综合,更可以直接地反映滑坡形成过程。因此,滑坡临滑时刻预测模型多集中于基于位移预测研究和基于降雨的预测研究^[7-8]。目前滑坡预测存在的问题是各种预测模型的预测适用性不高及精度不一致。解决上述问题的途径有以下几个方面:(1)模型适用性研究,选择最佳模型;如利用已知滑坡对各种模型的预测结果进行模糊综合评判,选择最适合模型或研究已知滑坡类型,分析不同模型的适用性^[9]。(2)不同机理模型集成研究,完善预测模型;如集成水文模型完善基于降雨的预测模型^[10],集成滑面剪切受力模型修改滑面摩擦系数完善滑体受力预测模型^[11]。(3)综合多种模型预测结果,提高综合预测精度,如计算各模型适应性权值,建立线性综合预测模型^[12]。

综合多模型预测结果进行滑坡临滑时刻预测属于基于决策层的信息融合方法,它具有以下两方面的优点,一是能利用多个模型的预测结果,取长补短;二是综合多模型的过程中无需探讨模型机理之间的相互联系,避免了模型综合分析过程中严格的数学推导。但是,目前在此方面研究尚处于初级阶段,其原因在于:(1)滑坡的发生具有随机性;(2)各模型预测结果难以满足正态分布;(3)求取各模型的权值的过程中需要大量的已知样本;(4)各模型的结果不一定满足线性累加等。

模糊积分是模糊测度空间的积分,模糊测度是一种单调的不总是可加的集函数。模糊积分能较好地处理客观证据和主观期望之间的关系。它对样本要求没有基于统计的决策方法严格,还可以结合专家知识,但不依赖于专家知识^[13]。模糊积分已广泛地应用于分类器决策融合^[14]。本文研究模糊积分方法在滑坡临滑时刻多模型综合预测中的应用,探讨滑坡临滑时刻的多模型综合预测方法,以提高预测精度。

1 常用预测模型分析

常用的基于位移的滑坡临滑时刻预测模型主要有:Verhulst 模型、突变理论、指数平滑法、回归模型(二阶、三阶)等。为说明预报模型的预报机理,本文选择 Verhulst 模型、Verhulst 反函数模型、福囿模型进行说明。

1.1 福囿模型、Verhulst 模型及其反函数模型

福囿模型利用沙土材料进行模型试验,在人工降雨条件下,根据土层表面的位移加速度与位移速度的关系进行滑坡临滑时刻的预测,其滑坡速度-时间关系如下式:

$$\frac{1}{v} = A(a-1)^{\frac{1}{a-1}}(t_f - t)^{\frac{1}{a-1}}. \quad (1)$$

式中: A, a 为常数; v 为滑坡速度; t 为初始时间; t_f 为破坏时间。

Verhulst 模型是德国生物学家 Verhulst 于 1987 年提出的一种生物增长模型,已广泛地应用于滑坡时间预测,模型曲线如图 1 所示。

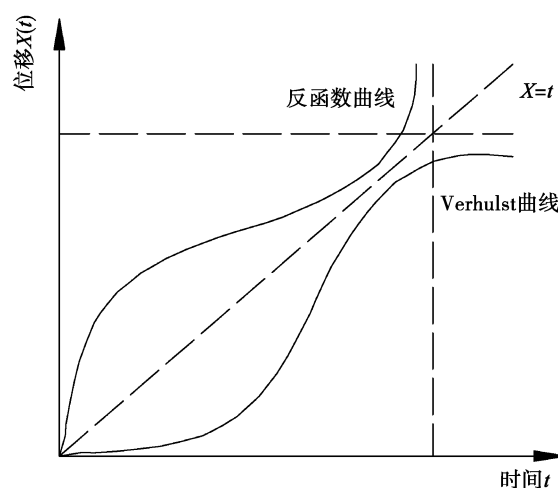


图1 Verhulst 预报模型及其反函数特征曲线

Fig.1 Characteristic curves of Verhulst forecast model and its inverse function

设原始监测数据非负数列为 $x^{(0)}$, $x^{(0)} = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)]$, 采用 Verhulst 一阶白化非线性微分方程拟合,

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} = ax^{(1)}(t) - b[x^{(1)}(t)]^2. \tag{2}$$

其中: $x^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^i x^{(0)}(k)$, ($i = 1, 2, \dots, n$), a, b 为待定系数, 可用最小二乘法求取。

1.2 模型应用分析

选择较为成功预报的已知滑坡, 利用上述模型进行计算, 已知滑坡特征如表 1, 其模型预测结果如表 2。

表 1 滑坡基本情况表
Table 1 Basic information of landslides

滑坡名称	滑坡类型	地质特征	诱发因素
卧龙寺滑坡	塬边黄土滑坡	土体疏松、裂隙纵横; 滑动面坡度较陡	地表排水、地下水补给
新滩滑坡	岩质滑坡	岩层下软上硬, 完整性差, 崩塌物来源充分	长江岸坡发育
洒勒山滑坡	黄土滑坡	结构疏松, 新构造运动强烈、岩体抗剪强度弱	地下水的长期浸泡
鸡鸣寺滑坡	岩质顺层滑坡	泥灰岩和钙质页岩组成, 倾角陡, 抗剪强度较低	降雨、人类不合理开挖
黄茨滑坡	岩质顺层滑坡	结构疏松, 垂直节理发育, 岩层产状变化较大,	灌溉水的诱发
晴隆 K13 滑坡	岩质滑坡	地层呈单斜产出, 次级褶皱发育, 地层起伏大	施工爆破、降雨
晴隆 K14 滑坡	岩质滑坡	地层呈单斜产出, 次级褶皱发育, 地层起伏大	施工爆破、降雨

表 2 观测数据及常用模型预测结果
Table 2 Observation data and prediction results of commonly used models

滑坡名称	发生时间	数据点数/个		误差天数/d		
		数据间隔/d	Verhulst 模型	Verhulst 反函数模型	福囿模型	
卧龙寺滑坡	1971-05-05	31/1	27 ⁻	23 ⁻	14 ⁺	
新滩滑坡	1985-06-12	30/30	23 ⁻	13 ⁺	26 ⁻	
洒勒山滑坡	1986-03-25	9/30	27 ⁺	11 ⁺	1 ⁺	
鸡鸣寺滑坡	1991-06-29	4/1	2 ⁻	0.5 ⁺	13 ⁻	
黄茨滑坡	1995-01-30	34/1	17 ⁻	16 ⁺	7 ⁺	
晴隆 K13 滑坡	2006-06-10	18/2	6 ⁻	3 ⁺	22 ⁻	
晴隆 K14 滑坡	2006-06-15	8/30	4 ⁻	5 ⁺	31 ⁻	

注: 上标“+”表是提前天数, 上标“-”表是延后天数。

从表 1 和表 2 可见:

(1) 不同类型的滑坡存在最佳预报模型。总体上福囿模型较适合土质滑坡, 如卧龙寺滑坡和洒勒山滑坡, Verhulst 反函数模型较适宜岩质滑坡, 如鸡鸣寺滑坡;

(2) 同一类型的滑坡, 采用相同的预报模型其效果不同。如新滩滑坡、黄茨滑坡、晴隆滑坡同属岩质滑坡, Verhulst 函数模型在新滩滑坡的预测就不够理想;

(3) 同一类型滑坡, 位移数据间隔、起始时间不同, 模型应用效果不同。鸡鸣寺滑坡采用的数据很少, 但四个数据的分布刚好符合图 1 模型曲线的后半部分, 晴隆 K13 和 K14 属同类滑坡, 位移观测数据间隔较小, 其预测精度相对较高。

2 模糊积分方法

综上所述, 同一滑坡不同预测模型其预测结果不同。这是因为滑坡发生的机理由多种因素造成, 如岩质滑坡同样有土质的因素。因此, 不同的模型能仅反映滑坡发生的某一方面的机理, 把多个模型的结果进行融合分析, 有利于提高预测精度。

要实现多模型综合预测, 提高预测精度, 首先要解决模型精度的表示问题, 模型计算的结果比实际提前

1 d 或延迟 1 d,对于通常的误差计算方法是相同的,但预测延迟代表灾害已发生,从灾害的角度讲,精度差距很大,因此,对于多模型综合预测不能用简单的累加的方法。

2.1 多模型综合模糊积分模型

设 (Y, R, g) 为模糊测度空间, $f: Y \rightarrow [0, 1]$: 是一个 R 上的可测函数, 当 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 是常用模型的有限集, 且 $0 \leq f(y_1) < f(y_2) < \dots < f(y_N) \leq 1$ (如果不是, 则要重新安排 Y 的元素使其维持这个关系), 这里 $f(y_i)$ 是第 i 个模型的数字输出, 那么, Sugeno 积分可由下式确定:

$$\int_A F(Y) \circ g(\cdot) = \bigvee_{i=1}^m [\wedge (F(y_i), g(A_i))]. \tag{3}$$

式中: $A_i = \{y_i, y_{i+1}, \dots, y_m\}$, $g(A_i)$ 可由下式递归求出:

$$g(A_i) = g_i + g(A_{i-1}) + \lambda g_i g(A_{i-1}), 1 < i \leq m. \tag{4}$$

式中: g_i 为模糊密度, 表示第 i 个模型结果对多模型综合的重要程度。

2.2 模糊密度计算及结果分析

设 $u_j(y_i)$ 表示第 i 个模型对第 j 个滑坡的预测精度, 令 $\text{sum} = \sum_{j=1, i=1}^{M, N} u_j(y_i)$, N 为常用模型数量, 即用于综合的模型个数, M 为已知滑坡个数; 定义 $b_{i,j} = \frac{u_j(y_i) d_s}{\text{sum}}$, 其中 d_s 为预期的模糊密度的和, 则用于综合的模型

的模糊密度 $g_i = \sum_{j=1}^M b_{i,j}$ 。

根据表 2 常用模型对已知滑坡的预测结果, 及预测提前比预测延迟更安全的原则, 在滑坡发生前 15 d 内视为精确预报, 这是因为当滑坡位移发展到一定程度, 随时可能因为降雨、震动等因素而失稳。设计如图 2 所示的模糊隶属度函数, 用隶属度表示模型的预测精度, 即 $u_j(y_i)$, 由图 2 所示的隶属度函数求得。利用公式(3)和(4)实现模糊积分综合多模型的结果, 如表 3。

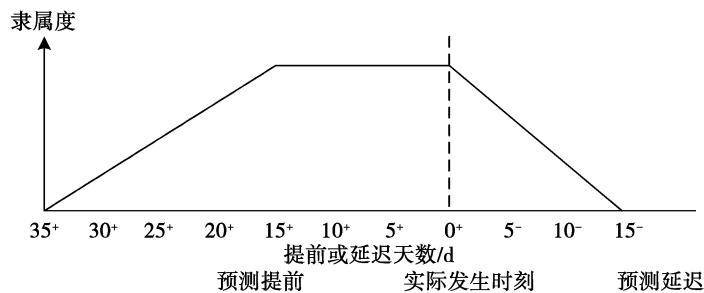


图 2 预测模型的隶属度函数

Fig. 2 Membership function of prediction model

表 3 模型的隶属度

Table 3 Membership of models

滑坡名称	Verhulst 模型/	Verhulst 反函数模型	福囿模型	模糊积分
卧龙寺滑坡	0	0	1	1
新滩滑坡	0	1	0	1
洒勒山滑坡	0.4	1	1	1
鸡鸣寺滑坡	0.866	1	0.133	1
黄茨滑坡	0	0.95	1	1
晴隆 K13 滑坡	0.6	1	0	1
晴隆 K14 滑坡	0.733	1	0	1
平均精度	0.371	0.85	0.448	1

从表 3 可见:

(1) 模糊积分综合多模型对上述已知滑坡都是可预测的, 其预测的临滑时刻都在滑坡发生的前 15 d 以内;

(2)模糊积分综合预测适用于各种类型的滑坡。

3 结 语

模糊积分的方法是处理不确定性、不完备信息累加的有效工具,其对于缺乏足够实例进行统计分析且具有高度不确定性的滑坡临滑时刻预测是适应的。基于决策的模糊积分多模型综合预测方法,充分利用了多模型综合预测在某一方面的优势,有效地提高预测精度。应用模糊积分综合多模型预测有以下两方面的问题还需进一步的研究,一是滑坡精确预测的范围有进一步的科学界定,二是已知滑坡样本对模型的模糊密度求取的影响值得进一步的研究。

参 考 文 献:

- [1] 王念秦,樊珂奇. 滑坡灾害稳定度综合评判模型[J]. 水文地质工程地质, 2011, 38(1): 114 - 118.
WANG Nianqin, FAN Keqi. A comprehensive evaluation model for the stability of landslide hazard [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2011, 38(1): 114 - 118. (in Chinese)
- [2] YIN Yueping, ZHENG Wamo, LIU Yuping, et al. Integration of GPS with In SAR to monitoring of the Jiayu landslide in Sichuan, China [J]. Landslides, 2010, 7: 359 - 365.
- [3] WONG Man Sing, Nichol Janet, Shaker. Ahmed. Data fusion using aerial photographs and satellite images for detailed landslide assessment [J]. Image and Data Fusion, 2011, 2(2): 181 - 190.
- [4] Nefeslioglu H A, Sezer E, Gokceoglu C, et al. Assessment of landslide susceptibility by decision trees in the Metropolitan Area of Istanbul, Turkey [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2010, 2010: 1 - 15.
- [5] Prabu S, Ramakrishnan S S. Combined use of socio economic analysis, remote sensing and GIS data for landslide Hazard Mapping using ANN [J]. Photonirvachak, 2009, 37: 409 - 421.
- [6] 刘晓,唐辉明,刘瑜. 基于集对分析和模糊马尔可夫链的滑坡变形预测新方法研究[J]. 岩土力学, 2009, 30(11): 3399 - 3405.
LIU Xiao, TANG Huiming, LIU Yu. A new model for landslide displacement prediction based on set pair analysis and fuzzy - Markov chain [J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(11): 3399 - 3405. (in Chinese)
- [7] 邓宏艳,孔纪名. 降雨主导型库岸滑坡变形时空分布特征[J]. 自然灾害学报, 2012, 21(1): 148 - 154.
DENG Hongyan, KONG Jiming. Spatiotemporal distribution characteristics of reservoir bank landslide deformation driven by rainfall [J]. Journal of Natural Disasters, 2012, 21(1): 148 - 154. (in Chinese)
- [8] 缪海波,殷坤龙,徐峰,等. 基于因子分析的滑坡位移多模型预测综合评判[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 32(19): 65 - 70.
MIAO Haiibo, YIN Kunlong, XU Feng, et al. Comprehensive evaluation on multiple predictions of the landslide displacements based on component analysis [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2010, 32(19): 65 - 70. (in Chinese)
- [9] 赵建华,陈汉林,杨树锋. 滑坡灾害危险性评价模型比较[J]. 自然灾害学报, 2006, 15(1): 128 - 134.
ZHAO Jianhua, CHEN Hanlin, YANG Shufeng. Comparison of models for hazard assessment of landslide [J]. Journal of Natural Disasters, 2006, 15(1): 128 - 134. (in Chinese)
- [10] Malet J P, Th W J. van Asch, R van Beek1, et al. forecasting the behavior of complex landslides with aspatially distributed hydrological model [J]. Natural Hazards and Earth System Sciences, 2005, 5: 71 - 85.
- [11] WANG Fawu, Sassa Kyoji. Landslide simulation by a geotechnical model combined with a model for apparent friction change [J]. Physics and Chemistry of the Earth, 2010, 35: 149 - 161.
- [12] 李秀珍,孔纪名,王成华. 最优加权组合模型在滑坡变形预测中的应用[J]. 自然灾害学报, 2008, 17(2): 53 - 57.
LI Xiuzhen, KONG Jiming, WANG Chenghua. Application of combined model with optimum weight in prediction of landslide deformation [J]. Journal of Natural Disasters, 2008, 17(2): 53 - 57. (in Chinese)
- [13] 刘严岩. 多传感器数据融合中几个关键技术的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2006.
LIU Yanyan. Research on Several Key Technologies of Multi - Sensor Data Fusion [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2006. (in Chinese)
- [14] 翟俊海,王熙熙,张素芳. 基于模糊积分的多模糊决策树融合[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(3): 470 - 476.
ZHAI Junhai, WANG Xizhao, ZHANG Sufang. Integration of Multiple Fuzzy Decision Trees Based on Fuzzy Integral [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(3): 470 - 476. (in Chinese)