

文章编号: 1000-7598(2012)03-0848-05

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

曹洋兵, 晏鄂川, 谢良甫

(中国地质大学(武汉)工程学院, 武汉 430074)

摘要: 滑坡变形预测对于指导灾害的预防工作、保护人民的生命和财产安全具有重大实用价值。从系统论观点出发, 结合岩土体流变理论和时序分析原理, 在深入研究影响滑坡变形的主控环境变量基础上, 将位移时序分解为趋势项和偏离项。采用灰色系统模型提取位移时序趋势项, 结合遗传算法和人工神经网络建立起进化神经网络模型, 逼近主控环境变量与位移偏离项之间的非线性关系。根据蠕变阶段和变形对环境变量响应情况, 实时调整模型, 建立起滑坡变形预测的动态灰色-进化神经网络(GM-ENN)模型。将此预测思路和方法应用于三峡库区某滑坡变形预测研究中, 证实了模型的有效性和实用性, 显示了动态预测的重要性。

关键词: 滑坡; 变形预测; 流变理论; 环境变量; 灰色系统; 进化神经网络

中图分类号: TV 698

文献标识码: A

Study of landslide deformation prediction based on gray model-evolutionary neural network model considering function of environmental variables

CAO Yang-bing, YAN E-chuan, XIE Liang-fu

(Faculty of Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

Abstract: Landslide deformation prediction has significant practical value that can give the guide for preventing the disaster and protecting the people's life and property safety. Form the point of system theory, the displacement time-series can be divided into trend item and deviate item. Combined with rheological theory of rock and soil and principle of time-series, these two items can be researched based on deep research of main environmental variables that have obvious influences on landslide deformation. The trend item of displacement time-series can be extracted by grey system model. Evolutionary neural network, constructed by combining genetic algorithm and artificial neural network, can be used to construct the nonlinear relationship between main environmental variables and deviate item. According to creep stage and deformation response to the environmental variables, the comprehensive model must be changed in real time. So the dynamic gray model-evolutionary neural network prediction model of landslide deformation can be constructed by this train of thought. Applying this thinking and method into research of some landslides in the Three Gorges reservoir area, the validity and practical value of this model can be demonstrated. And it also shows that the dynamic prediction of landslide deformation is very crucial.

Key words: landslide; deformation prediction; rheological theory; environmental variables; grey system; evolutionary neural network

1 引言

滑坡预测是在科学地研究滑坡、深入地认识滑坡的基础上所做出的科学预言, 一般包括发生地点、发生时间、灾害规模、危害程度的预测预报等。其中, 滑坡变形预测对于指导灾害的预防工作、保护

人民群众的生命和财产安全具有重大的实用价值。

滑坡灾害是在自身所具有的地形地貌、地质结构等内在因素的基础上, 受内外动力耦合作用形成和发展^[1]。滑坡从孕育到成灾的演化过程本质上是滑带(面)岩土体局部损伤破坏、贯穿破坏到运动破坏的变化过程。基于黏弹塑性力学的岩土体流变

收稿日期: 2011-04-03

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)项目(No. 2011CB710605); 教育部新世纪“优秀人才支持计划”资助项目(No. NCET-07-0775); 三峡库区三期地质灾害防治重大科学研究项目(No. 107-KZ09Z115)。

第一作者简介: 曹洋兵, 男, 1987年生, 博士研究生, 主要从事滑坡地质灾害演化、防治控制和数值分析研究。E-mail: cybing1140504@163.com

本构关系理论应该是合理进行变形预测的基础。滑带岩土体的流变应变值（主要为剪切变形）不仅受控于自身的物理力学性质、滑体的重力和边界条件等内因，还受诸多外动力因素（静水压力、动水压力、爆炸动力及其作用时间等）反复加载、卸载、湿化等作用，同时还取决于自身所处的变形状态，总体表现为各特定时空状态下多因素耦合作用的复杂结果。由于深部位移监测难度较大、精度较低以及地表 GPS 监测技术的成熟和推广，研究人员一般基于地表 GPS 监测信息进行滑坡预测预报研究。一般来说，地表 GPS 监测点和滑带岩土体变形时序具有基本相同的特征。基于监测变形（主要为地表处）基础之上的预测预报研究，取得了重大进展^[2-7]。同时，众多变形预测模型也被广泛提出，推动了变形预测的研究，但实用性仍然不强。这除了滑坡系统本身的复杂性、不确定性外，还在于这些模型更多地是经验性的、或只适用于特定类型的滑坡。当外动力作用因素呈现周期性、间断性甚至随机性时，由于不同滑坡或同一滑坡不同状态的流变力学行为对环境变化响应不同，导致这些预测模型较难在工程实践中应用推广。

本文从系统论观点出发，结合岩土体流变理论和时序分析原理，在深入研究影响滑坡变形的主控环境变量基础上，将位移时序分解为趋势项和偏离项。采用灰色系统模型提取位移时序趋势项，用进化神经网络建立起主控环境变量与位移偏离项之间的非线性关系，结合蠕变阶段和变形对环境变化的响应情况，对模型进行实时调整，建立起动态灰色-进化神经网络（GM-ENN）模型进行变形预测研究。

2 动态 GM-ENN 预测模型

2.1 动态 GM-ENN 预测模型的建模思路

依据系统论和时序分析原理，滑坡变形时序可以分解为以下两种成分：

$$Y_t = U_t + V_t \quad (1)$$

式中： U_t 为位移的趋势项，其主要受滑带岩土体物理力学性质、滑体重力和边界条件等内因控制； V_t 为偏离趋势的偏离项，其主要受环境变量（如静水压力、动水压力、爆炸动力及其作用时间等）控制，取决于滑带岩土体流变力学行为对其变化的响应情况。根据以往研究成果^[8-9]和滑带岩土体（滑体重力和边界条件作用）蠕变曲线特征，趋势项采用灰色系统^[10]进行提取是合适的。深入研究滑坡蠕变阶段、变形对环境变化的响应情况及监测曲线型式，

采取合适的灰色系统模型进行趋势项提取是研究的关键。一般根据曲线型式可以简单采取如下方法，对具有很强指数规律的累计位移时序曲线可采用 GM(1,1)；对于摆动发展序列可采用 GM(2,1)；对具有 S 型样式可采用 Verhulst 模型或 DGM(2,1)。环境变量和偏离项之间的复杂非线性关系可采用进化神经网络进行逼近。根据对蠕变阶段、变形响应特征及预测精度的分析，对模型进行实时调整，建立起动态模型。其建模流程见图 1。

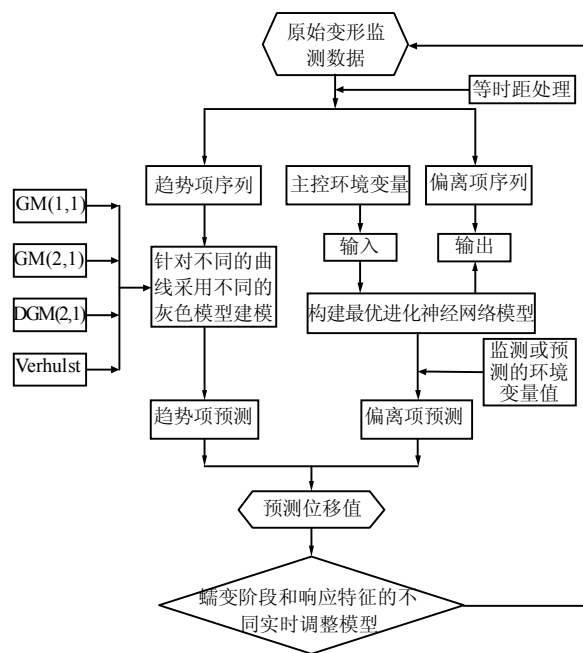


图 1 动态 GM-ENN 预测模型建模流程图

Fig.1 Flow chart of constructing dynamic GM-ENN model

2.2 位移时序趋势项的灰色系统建模

选取合适的灰色系统模型提取趋势项必须首先深入分析岩土体蠕变阶段、滑坡变形的响应特征及监测曲线型式等。在研究时，两次监测之间的相对位移时序作为 $x^{(0)}(k)$ ，累计位移时序 $x^{(1)}(k)$ 为对相对位移时序进行一次累加生成(1-AGO)：

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), (k=1,2,\dots,n) \quad (2)$$

白化背景值 $z^{(1)}(k)$ 采用等权邻值生成：

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1), (k=2,3,\dots,n) \quad (3)$$

2.3 位移时序偏离项的进化神经网络建模

人工神经网络具有强大的非线性映射能力，3 层网络结构可以逼近任意复杂的函数^[11]。但 BP 网络采用误差反向传播的方式修改权值和阈值，其本身具有极易陷于局部极小值的缺点。遗传算法是模拟进化过程的全局优化算法，具有强大的全局寻优

能力^[12]。充分结合遗传算法和神经网络的优点,建立起进化神经网络模型进行研究。使用遗传算法搜索神经网络初始权值和阈值的具体步骤如下:

(1) 将样本进行归一化处理,并为了确定最佳结构及防止过拟合发生,将其划分为训练样本和测试样本两部分。由于神经网络权阈值为浮点数,故在遗传算法中采用实数编码进行搜索,其中个体码串长度为

$$l = np + pm + p + m \quad (4)$$

式中: n 为输入节点数,即环境变量特征数; p 为隐层节点数; m 为输出节点数,即位移动离项,其值为 1。

(2) 进行遗传算法参数设置。确定权阈值搜索空间、确定群体规模 N 、遗传代数 G 、并初始化种群 $p(0)$, 令 $k = 0$ 。

(3) 对每一代的种群 $p(k)$, 按照以下步骤计算其中的各个染色体的适应值:

① 对各个染色体进行解码处理,得到具有相同结构的 N 个网络的权值和阈值。

② 由输入样本集经前向传播算法,求得 N 个网络的输出 a_i 。

③ 根据适应度函数式 (5) 计算 N 个网络的适应值并进行评价。

$$F = \frac{1}{\sum_{i=1}^K (t_i - a_i)^2} \quad (5)$$

式中: K 为训练样本总数; t_i 为期望输出值; a_i 为网络输出值。

(4) 判断进化代数或终止误差是否达到终止条件,是则结束,并以最后一代中的最佳个体作为搜索结果;否则转至步骤 (5)。

(5) $k = k + 1$, 并依据适应度从 $p(k-1)$ 中利用选择算子得到 $p(k)$ 。

(6) 对 $p(k)$ 中每个染色体按设置的交叉、变异及有关算法参数进行相应的操作,从而产生下一代群体,并转至步骤 (3)。

根据以上步骤,基于 Matlab 平台进行编程实现。结合遗传算法搜索所得的最佳初始权阈值和 BP 神经网络,建立起最佳逼近环境变量和位移偏离项之间非线性关系的进化神经网络模型。

3 工程实例应用

三峡库区某堆积层滑坡,滑体主要为第四系全新统滑坡堆积层,岩性主要为碎、块石夹粉质黏土,

滑床为三叠系中统巴东组 (T_2b) 的泥质粉砂岩,滑带土物质成份主要为粉质黏土夹碎石、角砾组成。滑坡前缘临江、已涉水,后缘高程为 290 m。该滑坡滑带岩土体流变行为除主要受自身性质、滑体重力(受滑体岩性、厚度、坡度等控制)和边界条件(滑坡周界、滑面形态特征和角度等)控制外,还受到外界环境变量的强烈扰动。根据已有的大量研究成果,降雨和库水位波动在外界环境变量中处于主要地位。降雨导致的静载、入渗和径流、库水浸泡导致的前缘加载、库水位上升和下降时产生的浮托力和渗透力以及岩土体遇水所发生的物理化学性质的变化等都影响着滑坡的变形破坏情况。选取具有代表性的 GPS2-2 监测点信息,经过 3 次样条插值等时距化处理后,监测值和降雨量及库水位波动信息见图 2 和表 1。

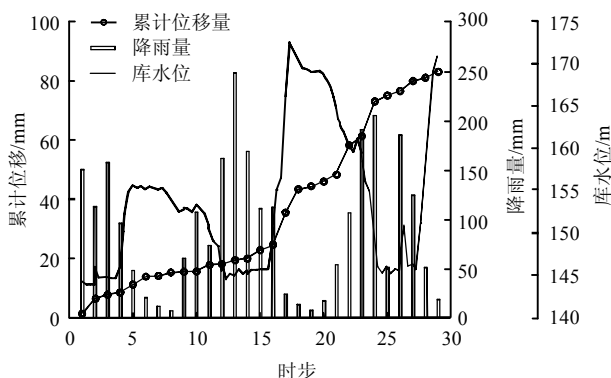


图 2 滑坡累计位移量与降雨量、库水位之间的关系
Fig.2 Relationship among landslide accumulative displacement, rainfall and reservoir water level

从图 2 可知,滑坡累计位移较小 (83 mm)、变形速率较小且呈现波动式,整体尚处于初始(或减速)蠕变阶段。在 16~18、21~22、23~24 时步之间,滑坡位移出现了较大变化。其中,16~18 之间的突变主要是库水位上升所引起的,21~22、23~24 之间的突变应该是降雨量、降雨强度和库水位下降联合作用引起的。由于降雨、库水与滑坡之间的作用机制尚不完全清楚,充分利用进化神经网络强大的多元非线性函数逼近能力、容错性和鲁棒性,选取 6 个(见表 1 第 8~13 列)对滑坡变形有影响的环境变量进行研究。综合考虑蠕变阶段、变形响应特征和位移时序样式,选取灰色 Verhulst 模型光滑曲线提取位移时序趋势项(表 1 列 3),其公式为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \frac{-0.180\ 316}{-0.001\ 789 - 0.127\ 009e^{-0.180\ 316k}} \quad (6)$$

表 1 三峡库区某滑坡环境变量信息、位移监测值与模型计算值表
Table 1 Table of environmental variables information, monitoring displacements and model predicted displacements of a landslide in Three Gorges reservoir area

时步	实测值 /mm	趋势值 /mm	偏离项 训练值 /mm	偏离项 逼近及 预测值 /mm	本文模型 预测值 /mm	预测 误差 /%	降雨及库水信息					
							降雨量 /mm	降雨强度 /(mm/d)	最高库水位 /m	最大变幅 /m	最大升速 /(m/d)	最大降速 /(m/d)
1	1.4	1.40										
2	6.5	1.67	4.82	4.88	6.55	0.78	112.5	35.5	146.09	1.75	0.57	0.58
3	7.8	2.00	5.80	5.76	7.76	-0.55	157.0	42.6	145.94	1.15	0.39	0.09
4	8.5	2.38	6.12	6.22	8.60	1.25	95.6	31.2	155.86	9.65	1.16	0.09
5	11.2	2.84	8.36	9.33	12.17	8.64	48.1	22.1	155.78	0.43	0.12	0.11
6	13.9	3.38	10.52	9.99	13.37	-3.82	20.2	18.8	155.64	0.38	0.13	0.06
7	14.1	4.02	10.08	10.53	14.55	3.22	11.7	8.1	155.44	1.33	0.08	0.14
8	15.2	4.78	10.42	10.30	15.08	-0.79	7.1	5.2	154.13	1.64	0.15	0.11
9	15.5	5.67	9.83	9.17	14.84	-4.26	60.4	28.2	153.50	0.77	0.21	0.09
10	15.7	6.72	8.98	8.91	15.63	-0.46	107.1	35.4	153.63	2.47	1.00	0.88
11	18.0	7.94	10.06	10.17	18.11	0.60	73.0	40.6	150.70	5.05	0.42	0.80
12	18.2	9.36	8.84	8.83	18.19	-0.03	161.4	44.3	146.78	2.12	0.39	0.61
13	19.4	11.01	8.39	8.36	19.37	-0.16	248.1	52.7	145.92	0.91	0.65	0.27
14	20.0	12.90	7.10	7.22	20.12	0.61	168.6	52.0	145.91	0.76	0.57	0.30
15	22.8	15.07	7.73	7.77	22.84	0.17	110.6	46.9	147.80	2.59	2.43	0.45
16	24.6	17.53	7.07	7.22	24.75	0.63	111.8	28.3	164.00	13.77	2.05	0.30
17	35.5	20.30	15.20	15.04	35.34	-0.44	24.1	11.2	172.79	7.32	2.05	0.25
18	43.4	23.38	20.02	19.67	43.05	-0.80	13.3	9.8	170.65	1.39	0.05	0.21
19	44.4	26.78	17.62	17.42	44.20	-0.45	7.6	5.6	169.33	0.46	0.07	0.14
20	46.1	30.47	15.63	15.64	46.11	0.02	17.1	12.3	168.83	3.86	0	0.35
21	48.3	34.43	13.87	13.83	48.26	-0.09	53.7	23.6	164.72	4.25	0	0.28
22	58.2	38.63	19.57	19.60	58.23	0.05	106.5	49.2	161.21	1.43	0.43	0.52
23	61.3	43.01	18.30	18.38	61.39	0.14	190.9	62.5	159.43	8.96	0.15	0.64
24	73.1	47.50	25.60	25.59	73.09	-0.02	205.0	100.2	149.93	4.69	0.38	0.56
25	75.0	52.04	22.96	23.05	75.09	0.12	51.1	36.8	146.41	1.40	0.49	0.67
26	76.5	56.55	19.95	19.91	76.46	-0.05	185.1	43.6	152.79	7.95	2.97	1.08
27	80.0	60.97	19.03	18.86	79.83	-0.21	123.9	41.2	156.65	11.35	1.91	0.43
28	81.0	65.22		15.74	80.96	-0.05	50.8	22.4	170.92	13.42	1.06	0.02
29	83.0	69.26		13.48	82.74	-0.32	18.4	12.5	171.43	0.75	0.18	0.12

综合分析进化神经网络的逼近、泛化能力和复杂度，最终确定了输入层为 6 个节点、隐层为 9 个节点、输出层为 1 个节点的最优进化神经网络模型。进化神经网络训练值和计算值（逼近值和预测值）见表 1（第 4 列和第 5 列）。算法中各参数情况如下：遗传算法中权值、阈值搜索区间为[-1, 1]、群体规模为 50、进化代数阈值为 100，LM（Levenberg-Marquardt）算法中比例系数 u 的初始值为 0.001、训练次数为 1 000、训练目标为 0.001。

从表 1 中的模型预测误差（第 7 列）可知，针对主控环境为降雨和库水位波动的滑坡，在提炼出降雨量、最大降雨强度、最高库水位、最大变幅、最大升速和最大降速等环境变量信息的基础上，建

立起 GM-ENN 变形预测模型，得出的预测结果与实际监测值相当接近，说明该模型整体上具有较高的精度和强大的建模能力，显示了模型的有效性和实用性。

表 1 预测误差同时表明，后期预测精度明显高于前期。这主要在于滑坡对前后环境变化的响应特征差别较大，由于后期响应特征的样本较多，所以进化神经网络模型更精确地学习了后期的响应情况、对前期的响应情况学习较差所致。这也显示了滑坡处于不同的变形或蠕变阶段对环境变量的响应是不同的。同一滑坡处于加速蠕变阶段或临滑阶段对环境变量的响应非常显著，在此期间外界环境的较大扰动极易诱发滑坡的发生。也就是说，滑坡变

形后期对于外界环境变量的响应呈现非线性增长情况。在经过合理分析确认变形演化中出现响应差别较大情况时,应该以后期的响应情况作为进化神经网络学习或训练的样本进行预测,并且可以不用进行前期的预测拟合式研究、或不用太关注前期的预测精度。这些也说明了根据滑坡蠕变阶段和变形对环境变化响应情况采取动态模型的重要性。

在考虑滑坡系统的非线性特性的基础上,针对滑坡的不同演化阶段及其变形监测曲线,选取合适的模型提取位移趋势项,并通过分析研究滑坡的环境变量信息与偏离项的非线性关系,从而进行变形动态预测。这可为滑坡变形的全程模拟预测预报研究提供一条新的途径。

4 结 论

(1) 结合滑坡工程实例进行研究,证实了模型的有效性和实用性,也说明了动态预测的重要性。以此预测思路和方法类推,针对某滑坡实例,在深入研究其地质力学模型及外界主控环境变量的基础上,可以进行合理的预测研究。

(2) 当滑坡变形演化过程中对环境变量的响应情况差别较大时,应该以后期的响应情况作为进化神经网络学习或训练的样本进行预测,并且可以不用进行前期的预测拟合式研究、或不用太关心前期的预测精度。

(3) 滑坡蠕变阶段的正确判断、滑坡变形趋势项的合理提取是本文研究思路和方法的关键所在。基于岩土体流变理论,根据众多灰色系统模型和蠕变各阶段曲线特征的相似性,采用灰色系统进行提取被实例证明较为可取。

参 考 文 献

- [1] 王思敬. 地球内外动力耦合作用与重大地质灾害的成因初探[J]. 工程地质学报, 2002, 10(2): 115—117.
WANG Si-jing. Coupling of earth's endogenic and exogenic geological processes and origins on serious geological disasters[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2002, 10(2): 115—117.
- [2] SAITO M. Forecasting the time of occurrence of a slope failure[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering. Montreal, Canada: [s.n.], 1965: 537—541.
- [3] 殷坤龙, 晏同珍. 滑坡预测及相关模型[J]. 岩石力学与工程学报, 1996, 15(1): 1—8.
YIN Kun-long, YAN Tong-zhen. Landslide prediction and relevant models[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 1996, 15(1): 1—8.
- [4] 黄润秋, 许强. 斜坡失稳时间的协同预测模型[J]. 山地研究, 1997, 15(1): 7—12.
HUANG Run-qiu, XU Qiang. Synergetic prediction model of slope instability[J]. *Mountain Research*, 1997, 15(1): 7—12.
- [5] 黄志全, 张长存, 姜彤, 等. 滑坡预报的协同-分岔模型及其应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(4): 498—501.
HUANG Zhi-quan, ZHANG Chang-cun, JIANG Tong, et al. Synergetic-bifurcated model of landslide prediction and its application[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2002, 21(4): 498—501.
- [6] 李天斌, 陈明东, 王兰生, 等. 滑坡实时跟踪预报[M]. 成都: 成都科技大学出版社, 1999.
- [7] 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.
XU Qiang, TANG Ming-gao, XU Kai-xiang, et al. Research on space-time evolution laws and early warning-prediction of landslides [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2008, 27(6): 1104—1112.
- [8] 陈明东, 王兰生. 边坡变形破坏的灰色预报方法[C]//全国第3次工程地质大会论文集(下). 成都: 成都科技大学出版社, 1988: 1226—1232.
- [9] 殷坤龙. 滑坡灾害的长期预测与临滑预报模型[C]//中国岩石力学与工程学会第6次学术大会文集. 北京: 中国科学技术出版社, 2000.
- [10] 邓聚龙. 灰色预测与灰决策[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.
- [11] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [12] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.