

滑坡非线性演化行为的自组织进化识别

杨成祥¹, 冯夏庭²

(1. 东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110004; 2. 中国科学院 武汉岩土力学研究所岩土力学重点实验室, 湖北 武汉 430071)

摘要: 滑坡行为表现出复杂的非线性演化特征, 位移是滑坡演化过程中所反馈出的重要信息之一。引入进化算法的全局优化思想, 结合时间序列分析基本理论, 以斜坡位移时间序列为基础, 将遗传规划和遗传算法有机结合在一起, 设计了一种模型结构和参数分别进化、共同识别的进化方案, 实现对斜坡演化的非线性动力学模型结构和参数的全局最优识别。以新滩及八尺门滑坡为例对滑坡的发展孕育过程进行分析, 结果表明, 新方法识别获得的非线性动力学模型预测效果较理想, 而且表现出较高的自组织进化识别能力。

关键词: 工程地质; 位移-时间序列; 遗传规划; 遗传算法; 自组织

中图分类号: P 642

文献标识码: A

文章编号: 1000-6915(2005)06-0911-04

EVOLUTIONARY SELF-ORGANIZING IDENTIFICATION OF NONLINEAR DYNAMICS OF LANDSLIDES

YANG Cheng-xiang¹, FENG Xia-ting²

(1. School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Key Laboratory of Rock and Soil Mechanics, Institute of Rock and Soil Mechanics, The Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

Abstract: Landslides are characterized with complex nonlinear-dynamic behavior involving many uncertain factors. The physical-based modeling approach is often very difficult to fulfill. As an alternative, based on the time series analysis theory and the idea that the displacement is one of the most important information reflecting the sliding state during the evolution of landslides, a new hybrid evolutionary method, combining genetic algorithm and genetic programming, was proposed to identify the evolution character of landslides from the observed displacement time series. In this method, the model structure and model parameters are evolved by using the symbol regression techniques of genetic programming and genetic algorithm, respectively, and a global optimal nonlinear dynamic input-output model for predicting the state of landslides is fulfilled through data analysis. Models of input and output are the displacements history and future displacements, respectively. Applications to the evolution analysis of the Xintan landslide and Bachimen landslide were performed and the results proved the efficiency of the new method. Furthermore, the new algorithm shows significant power of self-organization.

Key words: engineering geology; displacement time series; genetic programming; genetic algorithm; self-organization

1 引言

滑坡灾害孕育是一个坡体蠕动变化的渐进连续

过程, 影响蠕变过程长短及其显著程度的因素众多, 滑坡表现出极其复杂的非线性演化特征^[1, 2]。利用观测数据预测未来位移变化的时间序列预测方法已成为重要的分析手段之一, 但传统的自回归模型对

收稿日期: 2003-10-29; 修回日期: 2003-12-01

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412708); 教育部优秀青年教师教学与科研奖励计划项目; 中国科学院武汉岩土力学研究所岩土力学重点实验室开放课题(Z110407)

作者简介: 杨成祥(1973-), 男, 博士, 现任东北大学副教授, 主要从事智能岩石力学与岩土工程方面的教学与研究工作。E-mail: irm@mail.neu.edu.cn.

复杂非线性问题的近似简化显得精度不准。随着对处理复杂性行之有效的系统科学和非线性科学的高速发展及在各领域中的广泛应用,文[1~11]基于突变理论、灰色理论、人工神经网络、支持向量机和非线性动力学理论从位移-时间序列中提取滑坡演化信息,建立了相应的预报模型,取得了较好的效果。作为计算智能的一大分支,进化算法以其全局最优性、隐含并行性、算法的高度稳定性和广泛可用性等优点,得到不同领域科研人员的广泛关注。其中,遗传规划^[12](genetic programming, GP)的符号回归技术(symbol regression)通过对输入、输出数据的分析建立描述复杂系统的数学表达式模型,显示出广阔的应用前景。本文引入进化算法的全局优化思想,将遗传规划和遗传算法^[13, 14]有机结合在一起,提出一种能自动确定模型结构和参数的进化识别算法,以斜坡位移时间序列为基础,对斜坡演化的非线性动力学预测模型结构和参数进行全局最优识别。

2 位移演化特征的进化识别算法

2.1 算法基本思想

对滑坡位移序列的演化特征进行建模,就是要找出当前位移与历史位移之间的函数关系 f 。对位移序列 $\{u_t\}$, 可得出如下形式的预测序列:

$$u_{t+1} = f(u_t, u_{t-1}, u_{t-2}, \dots, u_{t-p}) \quad (1)$$

式中: p 为输入历史位移时步数, 其值将会影响模型的具体形式和预测能力。此时问题转化为 f 的结构和参数的确定以及 p 值的优化, 这是一个高度非线性的, 多模态、多参数复合解空间的优化搜索问题。

应用遗传规划的符号回归技术, f 采用如图 1 所示的树结构编码, 函数和变量是树的干和叶。这样可以方便地通过交叉、变异等操作对函数和变量进行选择 and 调整, 按优胜劣汰的自然选择机制逐步进化直到获得满意解, p 值的优化隐含在变量的选择中完成。同时, 用图 1 表达的编码方案来描述复杂系统还需要确定其中一系列的模型参数, 若取值不当可能导致好的模型遭淘汰, 从而给进化过程带来负面影响。而遗传算法优良的复杂问题求解能力和快速全局寻优特点提供了解决方案。基于上述认识, 可以将结构和参数混杂的复杂搜索过程分成相对独立而简单的结构和参数搜索问题, 分别由遗传规划和遗传算法完成, 实现模型结构和参数的分别进化、共同识别, 其基本思想如图 2 所示。

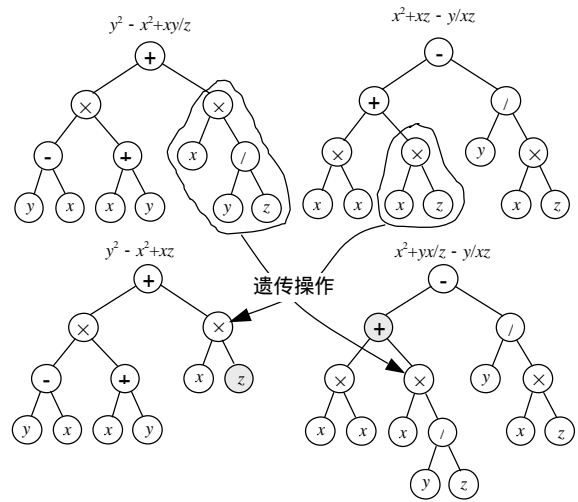


图 1 基本遗传规划算法中的编码方案

Fig.1 Coding method in standard genetic programming

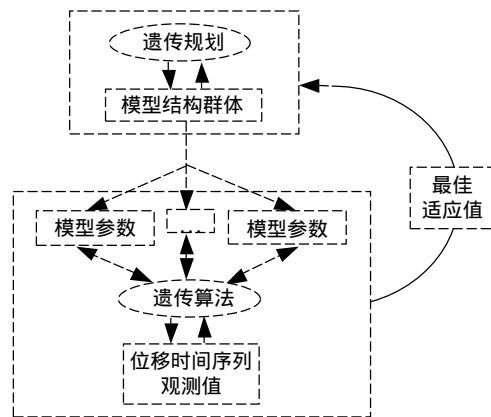


图 2 模型结构和参数的分别进化、共同识别思想

Fig.2 Basic idea of stepped evolution and coupled identification of model structure and model parameters

2.2 算法基本步骤

基于对任一连续函数, 至少在较小的邻域内可以用多项式任意逼近的数学理论, 设定 f 为多项式形式, 其中函数界定为基本的数学函数, 而输入变量就是监测的位移历史序列。适应值一般基于模型预测输出和期望或实测输出之间的误差计算获得。根据已观测序列, 按下式构造输入、输出对(即学习样本), 计算预测序列, 由预测输出和观测值之间的误差计算适应值, 即

$$F = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u}_i)^2} \quad (2)$$

式中: n 为样本个数; u_i , \bar{u}_i 分别为模型预测输出和实测输出值。为了检验模型的推广预测能力, 将学习样本分为两部分, 一部分用于计算适应值, 称为适应样本; 另一部分用作测试样本检验模型的预

测能力。需要注意的是，算法运行当中，模型结构是不断变化的，不同模型结构对应的输入历史位移时步数 p 是不同的，必须根据结构的变化及时调整学习样本。

算法的基本步骤如下：

(1) 根据给定的变量和函数集随机产生初始模型结构群体。

(2) 按下列子步计算每个模型结构的适应值：

根据模型结构选择的 p 值构造学习样本；

从模型结构中提取参数信息，随机产生初始参数组群体进入参数进化循环：按式(2)计算各参数组个体的适应值，根据适应值选择模型参数组个体依概率进行复制、杂交、变异等遗传进化操作，形成新一代模型参数组个体进入下一轮的“计算适应值-遗传进化操作”循环，直到满足参数进化终止条件；

选择具有最佳适应值的模型参数作为当前模型结构的优化参数，对测试样本进行预测分析并计算模型结构的适应值。

(3) 如果满足结构进化终止条件，则结束算法并选择具有最佳适应和预测能力的个体为最终解。否则，按适应值选择模型结构个体依概率进行复制、杂交、变异等遗传进化操作，形成新一代模型结构群体，转(2)。

3 实例分析

3.1 新滩滑坡

1986 年 6 月 12 日，长江西陵峡新滩镇发生了一次较大的滑坡，即新滩滑坡。以其关键部位 A_3 点的位移-时间监测数据为例运用上述算法进行分析，算法主要参数设置见表 1。

算法结束后得到的滑坡位移-时间序列模型为

$$u_{t+1} = 0.827 3u_t + 0.000 1u_{t-1} + 0.005 2u_{t-2} + 0.078 4u_{t-3} + 0.079 1u_{t-4} + 0.004 4u_{t-5} + 0.012 0u_{t-6} + 0.105 7u_{t-7} + 0.332 2u_{t-8} \quad (3)$$

其对滑坡位移的预测结果如图 3 所示。从图中可以看出，算法对滑坡位移的非线性动力学演化特征进行了有效的识别。根据预测的位移及其对应的时间可以预报剧滑时间。比较表 1 中初始设定的输入变量个数和最终模型(式(3))中的变量个数，算法能够自动对输入进行选择并确定具有最佳预测能力的历史位移时步数。同样也反映在对函数的选择上，表现出很强的自组织进化识别能力。

表 1 主要参数设置

Table 1 Key parameter settings

分类	主要参数
结构进化部分	进化代数 50
	交叉概率 0.8
	结构种群规模 200
	变异概率 0.2
	输入变量 $u_t, u_{t-1}, \dots, u_{t-15}$ (初始 $p = 15$)
参数进化部分	函数 +, -, *, /, power, log, exp
	终止条件：达到进化代数或出现目标解
	参数种群规模 200
	交叉概率 0.98
	编码位数 15
	变异概率 0.02
	终止条件：最佳适应值连续 5 代保持不变

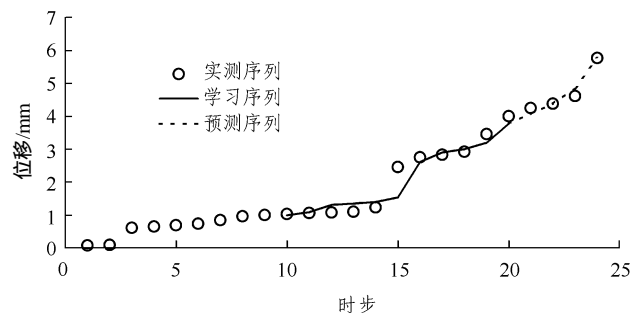


图 3 新滩滑坡位移实测与预报时序曲线

Fig.3 Measured and predicted displacement time series of Xintan landslide

3.2 八尺门滑坡

福宁高速公路 A3 标段八尺门互通区于 2001 年 4 月 B 匝道路堑开挖后出现路堑坡面开裂形成滑坡体，同年 7~10 月出现显著变形后采用抗滑桩支护治理，其后对滑坡后缘主裂缝宽度变化进行了跟踪监测，观察其稳定状态。以治理后的 3 号滑坡后缘 3#主裂缝宽度-时间监测数据为例，用上述算法对其治理后的演化特征进行识别，得到非线性动力学演化模型为

$$u_{t+1} = 0.847u_t + 0.119u_{t-1} + 0.012u_{t-2} + 0.005u_{t-3} + 0.005u_{t-4} + 0.001u_{t-5} + 0.015u_{t-6} \quad (4)$$

图 4 给出了八尺门滑坡裂缝宽度实测与预报时序曲线。从图中可以看出，预测结果具有较高的精度，滑坡变形速率减小，变形趋势逐渐缓和，说明滑坡得到了有效的控制。该模型可用于治理后的滑坡的稳定性预测分析和治理方案评价。

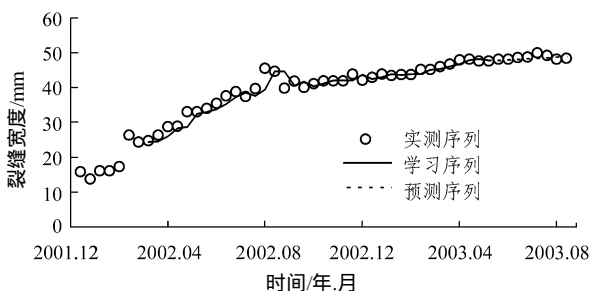


图 4 八尺门滑坡裂缝宽度实测与预报时序曲线

Fig.4 Measured and predicted deformation time series of Bachimen landslide

4 结 论

(1) 基于遗传规划和遗传算法，结合时间序列分析原理，提出了滑坡位移非线性演化特征进化识别算法。实例分析表明，该算法具有较高的预测精度，根据预测的位移及其对应的时间可以预报剧滑时间。

(2) 模型结构和模型参数分别进化、共同识别的方案，实现了真正意义上的模型辨识思想。建模工作已经成为几乎所有工程中必不可缺的任务之一，该方法提供了一条普遍适用的建模思路，具有广阔的应用前景。

(3) 位移-时间序列进化识别算法能够自动对输入变量和函数进行选择并确定具有最佳预测能力的历史位移时步数和模型结构，具有极强的自组织能力。对输入变量和函数要求不高，使用者不需要对问题有太多深入的了解。当然，根据经验和已有知识进行适当的限制可以大大减少计算量。

参考文献(References) :

[1] 黄志全. 边坡演化的非线性机制及滑坡预测预报研究[博士学位论文][D]. 郑州: 华北水利水电学院, 1999.(Huang Zhiquan. Nonlinear mechanism of slope evolution and landslide prediction[Ph. D. Thesis][D]. Zhengzhou: North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 1999.(in Chinese))

[2] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.(Feng Xiating. Introduction to Intelligent Rock Mechanics[M]. Beijing: Science Press, 2000.(in Chinese))

[3] 黄润秋, 许强. 工程地质广义系统科学分析原理及应用[M]. 北京: 地质出版社, 1997. 42-45.(Huang Runqiu, Xu Qiang. Theory and Application of Generalized Systemic Science Analysis in

Engineering Geology[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1997. 42-45.(in Chinese))

[4] Qin S Q, Jiu J J, Wang S J. A nonlinear dynamical model of landslide evolution[J]. Geomorphology, 2002, 43: 77-85.

[5] 赵洪波, 冯夏庭. 非线性位移时间序列预测的进化-支持向量机方法及应用[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(4): 468-471.(Zhao Hongbo, Feng Xiating. Study and application of genetic-support vector machine for nonlinear displacement time series forecasting[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2003, 25(4): 468-471.(in Chinese))

[6] 李天斌. 滑坡时间预报的费尔哈斯函数模型法[J]. 地质灾害与环境, 1996, 7(3): 13-17.(Li Tianbin. Time prediction of landslide using verhulst inverse-function model[J]. Journal of Geological Hazards and Environment Preservation, 1996, 7(3): 13-17.(in Chinese))

[7] 王在泉. 边坡动态稳定预测预报及工程应用研究[J]. 岩石力学与工程学报, 1998, 17(2): 117-122.(Wang Zaiquan. Prediction of dynamic stability and its application in a slope project[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1998, 17(2): 117-122.(in Chinese))

[8] 龙辉, 秦四清, 朱世平等. 滑坡演化的非线性动力学与突变分析[J]. 工程地质学报, 2001, 9(3): 331-335.(Long Hui, Qin Siqing, Zhu Shiping, et al. Nonlinear dynamic model and catastrophe analysis of slope evolution[J]. Journal of Engineering Geology, 2001, 9(3): 331-335.(in Chinese))

[9] 刘红帅, 薄景山, 穆浴波等. 滑坡位移动态预测——以中里滑坡为例[J]. 灾害学, 2002, 17(4): 38-41.(Liu Hongshuai, Bo Jingshan, Mu Yubo, et al. Study on dynamic forecasting of landslide displacement—a case study on Zhongli landslide[J]. Journal of Catastrophology, 2002, 17(4): 38-41.(in Chinese))

[10] 刘华明, 齐欢, 蔡志强. 滑坡预测的非线性混沌模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(3): 434-437.(Liu Huaming, Qi Huan, Cai Zhiqiang. Nonlinear chaotic model of landslide forecasting[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(3): 434-437.(in Chinese))

[11] Phillips J D. Nonlinear dynamical systems in geomorphology: revolution or evolution[J]. Geomorphology, 1992, 33(5): 219-229.

[12] Koza J. Genetic Programming: on the Programming of Computers by Natural Selection [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.

[13] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Flint, MI: University of Michigan Press, 1975.

[14] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning[M]. [s. l.]: [s. n.], 1989.