

基于灰色—进化神经网络的滑坡变形预测研究

高 玮^{1, 2}, 冯夏庭²

(1. 武汉工业学院 土木工程系, 湖北 武汉 430023; 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: 滑坡变形位移预测对滑坡灾害治理具有重要的意义。考虑到滑坡位移单调增长的特殊性, 根据位移分解原理, 采用灰色系统提取位移趋势, 用基于免疫进化规划的新型进化神经网络模型逼近位移偏差, 从而提出了 1 种滑坡位移预测的新型智能方法。并用新滩滑坡的实测位移预测研究证明了所提智能预测方法的有效性及其可行性。

关 键 词: 滑坡; 变形预测; 灰色系统; 进化神经网络

中图分类号: TB 115, P 642.22 **文献标识码:** A

Study on displacement predication of landslide based on grey system and evolutionary neural network

GAO Wei^{1, 2}, FENG Xia-ting²

(1. Department of Civil Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China;

2. Key Laboratory of Rock and Soil Mechanics, Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

Abstract: Displacement predication of landslide is very important in control of landslide disaster. Considering the monotonously increasing character of the displacement time series of the landslide, a new intelligent prediction method combining grey system and evolutionary neural network (ENN) is proposed. In this method, based on the principles of displacement decomposition, the trend of displacement time series is extracted by grey system and the deviation of grey system is approximated by the ENN whose architecture and algorithm parameters evolve simultaneously through combining modified BP algorithm and immunized evolutionary programming proposed by first author. This new method is applied to Xintan landslide; and the results show that the generalization of the new method is good and it can predict the displacement of landslide very well.

Key words: landslide; displacement prediction; grey system; evolutionary neural network

1 引 言

滑坡是一种造成重大人身及财产损失的自然灾害现象, 随着西部大开发战略的实施, 我国的滑坡治理研究进入了一个新阶段。滑坡的成因、演化机制等均极其复杂, 滑坡系统是一个高度复杂的非线性系统。尽管如此, 滑坡现场监测位移序列仍能揭示滑坡系统演化的一些规律, 因此, 很久以来人们就十分重视滑坡位移预测研究, 在此方面已取得了不少成果^[1-5]。其中, 基于多层前向网络的人工神经网络位移预测方法近来得到了人们的重视^[5, 6], 且被证明是一种较好的位移预测方法。但由于人工神经网络用于岩土工程位移预测存在一些本质的困难^[6], 近来基于进化神经网络的岩土工程位移预测方法已被提出^[5, 6], 并被证明是一种效果更好的位移预测技

术。但是, 这些研究均未注意到滑坡位移序列为一种特殊的非线性时序, 即单调增长序列。对这类特殊时序, 采用前向神经网络进行预测时存在网络训练样本空间局限性及神经元传递函数的饱和性两个特殊问题, 它们均严重影响网络的预测泛化能力。

可见, 直接对滑坡位移序列采用神经网络建模会出现一些难以克服的困难, 因此, 考虑到滑坡位移的特殊性, 本文提出一种集成灰色系统及进化神经网络的智能位移预测方法, 较好地解决了滑坡位移预测的问题。

2 滑坡位移预测的集成智能方法

2.1 滑坡位移时序的分解

设 u_i 表示观测得到的位移时序, 对有明显趋势的序列, 观测位移时序可分解为

$$u_i = u_{si} - v_i \quad (1)$$

式中 u_{si} 表示位移的趋势项; v_i 表示趋势项的偏离量。

大量研究表明^[1], 滑坡位移的趋势项可采用灰色系统模型进行描述。而趋势项的偏离量仍然为一个复杂的非线性序列, 因而只有采用神经网络模型进行描述, 同时为了克服传统神经网络模型的缺点, 这里采用进化神经网络模型进行研究。

2.2 滑坡位移时序趋势项的灰色系统建模

要提取位移时序的趋势项, 首先应画出滑坡位移时序的散点图, 从散点图上观察位移趋势的可能形式。

一般情况下, 滑坡位移时序的趋势可归结为两种类型, 第1类趋势线为一种下凸的单调上升曲线, 此曲线符合指数增长规律, 采用灰色系统 GM(1,1) 模型进行描述是合适的; 第2类趋势线为 S 形曲线, 对之采用灰色 Verhulst 模型或灰色 DGM(2,1) 模型比较合适。

需要说明的是, 这里的灰色系统建模由于只是来提取趋势, 对其剩余项没有特殊要求, 因此, 对灰色系统的建模精度没有过多的要求, 只要求剩余项不再为单调增长序列即可。关于各种灰色系统模型的详细情况参见文献[7]。

2.3 滑坡位移趋势偏离量的进化神经网络建模

如上所述, 本算法对位移序列的趋势提取要求不高, 因此, 趋势项的偏离量序列仍然为一个复杂的序列, 即使趋势提取的精度要求较高, 也很难保证其偏离量序列为一个简单的随机序列。因为对原始位移序列而言, 由于其影响因素众多, 性质复杂, 趋势提取非常困难, 很难保证精度。因此, 对偏离量序列, 采用神经网络方法进行建模比较合适。

建立位移时序的神经网络模型时, 神经网络的结构确定是非常复杂的问题, 而且也是一个关键问题。因为, 对此问题而言, 网络结构的确定不但包括隐层结构的确定, 而且还包括输入层结构的确定, 这更加大了网络结构确定的难度。因此, 网络结构的确定只能采用进化方法进行。由于这里网络结构确定是一个复杂的问题, 作为初步研究, 这里仅提出一种网络结构进化的进化神经网络算法去解决时序建模问题。算法中, 网络的训练利用 MBP 算法(带惯量项修正的 BP 算法)进行。为了简化问题, 并尽可能加大网络的泛化能力, 这里只针对 3 层网络进行研究, 从而网络结构的确定变成对输入节点数及隐层节点数的确定。MBP 算法中包括两个算法参数、迭代步长 η 及惯量参数 α 需要确定,

故对 η , α 两个参数也采用进化方法进行确定。从而, 这里的进化神经网络算法中有 4 个量(输入节点数、隐层节点数、迭代步长及惯量参数)需要由进化确定。为了达到尽可能好的进化效果, 本算法采用文献[8]提出的免疫进化规划进行网络进化研究。为了研究方便、直观, 这里采用间接编码方式的进化结构进化神经网络模型。

以下给出结构进化的进化神经网络算法步骤:

(1) 分别给出网络的输入节点数、隐层节点数的搜索范围, 确定 MBP 算法两个参数 η , α 的搜索区间。并给定进化神经网络的进化代数阈值、每代群体的个体数目、进化终止的误差阈值、神经网络的输出节点数、MBP 算法的迭代总数阈值及其迭代误差限。

应该指出, 为了形成有效的序列样本, 输入节点数的最大取值不能大于或等于序列总数, 这一点应引起注意。

(2) 在输入节点及隐层节点的搜索范围中分别取出 1 个数, 代表 1 个网络结构。再在 η , α 两个算法参数的搜索区间分别随机取 1 个值, 代表 1 个 MBP 算法。把 4 个参数合并在一起, 代表 1 个 MBP 算法下的 1 个网络结构, 即 1 个个体。

(3) 对群体中的每个个体, 执行下列学习训练过程, 以得到其适应值:

①以其输入节点数及输出节点数为基础, 把整个位移时序划分成该结构下网络的训练样本, 并记录样本总数;

②把整个训练样本分成两部分, 一部分作为训练学习样本, 以得到非线性映射网络, 另一部分作为测试样本, 来测试网络的泛化能力;

③初始化该网络个体的连接权值及节点阈值。执行下列各步, 以得到该网络个体的适应值;

④设置 MBP 算法的迭代次数 $j = 1$;

⑤以测试样本集训练该网络个体, 计算网络的均方误差 $E(j)$, 并设它为整个训练过程的最小误差 $\min E = E(j)$ 。如果 $\min E$ 小于进化终止误差阈值, 则把 $\min E$ 作为该网络个体的适值, 转(3)处理下一个个体;

⑥以训练样本集对该网络进行训练, 如其训练误差小于设定的 MBP 算法的误差限, 则以 $\min E$ 作为该网络个体的适值, 转(3)处理下一个个体;

⑦对该网络个体的权值及阈值用 MBP 算法进行一次调整;

⑧ $j = j + 1$, 转回⑤;

⑨如果 j 大于所设定的算法迭代总数阈值, 则

以 $\min E$ 作为该网络个体的适值, 转 (3) 处理下一个个体。

(4) 如果进化代数达到要求或终止误差阈值达到, 则算法过程结束, 以最后一代中的最佳个体作为搜索结果, 否则转 (5)。

(5) 个体变异 对群体中的每个个体进行变异处理, 由于个体为具有不同数据类型的结构型个体, 从而对个体中每个参数做不同形式的变异。输入节点数及隐层节点数为整型数据, 采用均匀型变异; 而 MBP 算法的控制参数 η , α 为实型数据, 采用自适应柯西变异。父代个体变异后形成子代群体。

(6) 对子代群体中的每个个体采用 (3) 中方法进行适值计算。

(7) 对子代群体及父代群体形成的总群体集合, 采用基于浓度的选择方法进行选择, 以形成新的子代群体。

(8) 群体进化代数加 1, 并转回 (4)。

由上述算法得到最佳的输入节点数、隐层节点数及 MBP 算法中的两个控制参数迭代步长及惯量参数后, 把它们代入常规 MBP 算法对位移序列的趋势偏离量序列进行训练学习, 最终得到最佳结构及最佳算法参数下的网络最佳连接权值及阈值。从而得到描述位移序列偏离量序列的最佳网络模型。由于在进化结构及参数的算法中以测试误差作为个体适值, 从而所得到的网络不但有较好的逼近效果,

而且具有较良好的外推泛化能力。

3 智能预测方法的工程应用

为了验证上节提出的滑坡位移时序预测智能方法的有效性, 这里以文献[4]中给出的新滩滑坡的观测位移序列预测为例进行说明。

新滩滑坡位于著名的长江三峡的西陵峡上段、兵书宝剑峡的出口处, 即湖北省姊归县新滩镇一带。其距离举世闻名的三峡水利枢纽仅为 26.2 km, 与南岸的链子崖危岩体隔江相望, 一直是三峡库区边坡研究的热点。1985 年 6 月发生了一次较大规模的滑坡, 即新滩滑坡, 其总体积约达到 $2\,000 \times 10^4 \text{ m}^3$, 毁灭了整个新滩镇。由于广大地质工作者早已采用了监测等措施, 成功地对滑坡进行了预测预报, 滑坡涉及区内无一人伤亡, 从而成为滑坡预报研究的典范。由于此次滑坡的各种监测资料比较全面, 因而新滩滑坡的监测资料已成了研究滑坡的典型依据。其关键部位 A_3 点的观测位移时序见表 1。

为了研究此次滑坡的位移演变规律, 这里采用本文提出的灰色系统—进化神经网络智能算法进行滑坡位移的建模预测研究。

首先, 从观测位移的散点图 (图 1) 上得到位移序列的趋势变化为下凸形式的指数形式, 因而, 采用 GM(1,1) 模型提取其趋势是合适地。为了检验算法的外推泛化预测能力, 建模数据中不包括时步

表 1 新滩滑坡观测位移及模型计算值

Table 1 Observed displacements and calculated displacements of Xintan landslide

(mm)

时步数	实测值 ^[4]	灰色系统模型趋势值	趋势项的偏离量	网络训练样本值	网络逼近及外推值	本文算法计算值
1	0.077					
2	0.092	0.414 239 4	0.322 239 4	0.677 7606		
3	0.615	0.468 437 7	-0.146 562 3	1.146 562		
4	0.65	0.529 727 2	-0.120 272 8	1.120 273		
5	0.69	0.599 035 6	-0.090 964 4	1.090 964		
6	0.738	0.677 412 3	-0.090 587 7	1.060 588		
7	0.846	0.766 043 4	-0.079 956 6	1.079 957		
8	0.962	0.866 271 5	-0.095 728 5	1.095 729		
9	1.0	0.979 612 4	-0.020 387 7	1.020 388		
10	1.03	1.107 783	0.077 782 9	0.922 217 1		
11	1.061	1.252 723	0.191 723 2	0.808 276 8		
12	1.077	1.416 626	0.339 626 4	0.660 373 6		
13	1.1	1.601 976	0.501 976 4	0.498 023 6		
14	1.23	1.811 575	0.581 574 9	0.418 425 1	0.460 39	1.267 196 5
15	2.46	2.048 597	-0.411 402 7	1.411 403	1.382 413	2.431 01
16	2.754	2.316 632	-0.437 367 7	1.437 368	1.358 709	2.675 341
17	2.83	2.619 736	-0.210 264 2	1.210 264	1.268 093	2.887 829
18	2.92	2.962 498	0.042 497 63	0.957 502 4	1.087 107	3.049 605
19	3.46	3.350 105	-0.109 894 8	1.109 895	1.116 543	3.466 648
20	4.00	3.788 425	-0.211 574 6	1.211 575	1.134 944	3.923 369
21	4.25	4.284 096	0.034 095 76	0.965 904 2	0.825 959 9	4.110 055 9
22	4.38	4.844 616	0.464 615 8	0.535 384 2	0.558 947 8	4.403 563 8
23	4.615	5.478 481			0.585 423 6	5.063 904 6
24	5.77	6.195 271			0.804 510 8	5.999 781 8

23, 24 时的数据。

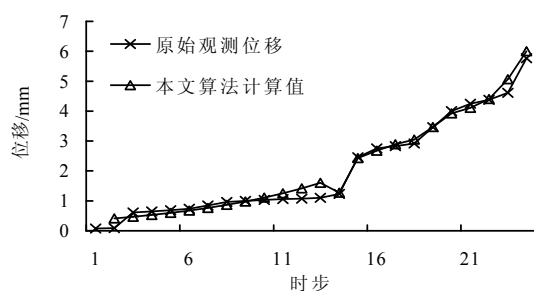


图1 新滩滑坡观测位移及其位移建模计算值

Fig. 1 Drawing of observed displacements and calculated displacements about Xintan landslide

根据 GM(1,1)模型的建模过程,把滑坡位移序列代入进行建模,可得到该滑坡位移序列的趋势 GM(1,1)模型式:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{0.379826}{-0.122959}\right)e^{0.122959k} + \frac{0.379826}{-0.122959} \quad (2)$$

根据此模型式计算,可得到滑坡位移的趋势项序列,同理也可得到趋势序列的偏离量序列,并把它们列于表1中。可见,偏离量序列的符号不定,对偏离量序列进行一定预处理,可得到进化神经网络的训练样本序列,把它列入表1。

把网络训练样本序列代入前述进化神经网络算法进行计算。计算中,各参数设定如下:

输入节点数搜索区间为1~15,隐层节点数搜索区间为1~35,迭代步长搜索范围为0.01~1,惯量参数搜索范围为0.0~0.99;

各固定参数设定为:MBP算法予训练迭代次数阈值为100,迭代误差阈值为0.001,免疫进化规划的进化代数阈值为100,群体规模为50。

经过进化神经网络的计算可得到如下结果:

输入节点数12,隐层节点数14,MBP算法的迭代步长 $\eta = 0.226$,惯量参数 $\alpha = 0.948$ 。

把上述参数及网络训练样本序列代入网络,用MBP算法进行训练,训练成功后,可得到网络输出样本偏离量的网络逼近值,并计算出时步23,24时的偏离量外推预测值,把它们均列入表1。

用灰色系统模型得到的趋势项减去进化神经网络得到偏离量逼近值及外推预测值,可得到本文算法求得的位移序列计算值,见表1。

由表1可见,本文算法所得到的位移无论是逼近还是外推预测均同实测位移非常接近,具有较高的精度。说明基于本文算法的位移模型较好地揭示

了滑坡位移演变的规律,可以较有效地应用于滑坡位移预测研究。为了直观地反映本文算法的位移预测效果,图1给出了本文算法计算位移值同实测位移的比较曲线。

由前述工程实例的结果可以看出,本文提出的滑坡位移时序建模的灰色系统—进化神经网络智能算法具有较强的建模能力,可以较好地揭示出滑坡位移时序中所包含的本质规律。它在具有较好的逼近能力的基础上,同时也保持了较优良的外推预测能力,是目前滑坡位移时序预测建模中一种比较好的方法。它不但建模精度高,而且使用方便,自动建模能力高。因此,该法的提出为滑坡位移预测提供了一条较理想的途径,具有较好的应用前景。

4 结 语

滑坡监测位移序列是一个单调增长序列,此种序列为一种特殊的序列,采用神经网络方法对其进行建模预测,存在训练样本限制及传递函数饱和两个困难问题,致使神经网络预测效果不佳。

而基于灰色系统—进化神经网络智能预测方法可以较有效的解决滑坡位移序列的特殊困难,它利用位移序列的分解原理,采用灰色系统提取趋势,用进化神经网络逼近偏差,较有效地解决了滑坡位移序列预测的难题。实际工程应用的结果显示了其较优良的性能,是进行滑坡位移预测的一种较理想的方法,值得在工程实际应用中推广。

参 考 文 献

- [1] 刘辉文, 范景伟. 用灰色系统理论预测和分析滑坡变形[J]. 成都科技大学学报, 1992, (2): 57—64.
- [2] 史永胜, 许东俊. 时间序列在边坡位移预测中的应用[J]. 岩土力学, 1995, 16(4): 1—7.
- [3] 高玮, 郑颖人. 岩土工程中的几种位移预测方法探讨[A]. 中国岩石力学与工程学会第六次学术大会论文集[C]. 北京: 中国科学技术出版社, 2000. 90—93.
- [4] 黄志全. 边坡演化的非线性机制及滑坡预测预报研究[博士论文D]. 北京: 中国科学院地质研究所, 1999.
- [5] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [6] 高玮. 岩土工程位移预测神经网络模型的研究[J]. 岩土工程师, 2002, 14(1): 8—12.
- [7] 刘思峰, 郭天榜, 党耀国等. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
- [8] 高玮, 郑颖人. 一种新的岩土工程进化反分析算法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 192—196.