

边坡非线性位移的神经网络 - 时间序列分析

刘 晓¹, 曾祥虎¹, 刘春宇²

(1. 湖北清江水电开发有限责任公司, 湖北 宜昌 443002; 2. 北京国电水利电力工程有限公司, 北京 100024)

摘要: 边坡的变形表现出复杂的非线性演化特征, 大量的工程实践表明利用部分实测的边坡位移时间序列来预测未来边坡的位移更为准确。以神经网络和时间序列分析方法为基础, 使用零均值化和标准偏差预处理方法, 以及规则化能量函数法和贝叶斯规则化方法进行 BP 神经网络建模, 利用 BP 网络对边坡位移非平稳时序进行趋势项提取, 使非平稳监测时序转化为平稳时序以进行常规 ARMA 时序分析。结合滚动预测方法, 建立了适合岩土体位移预测的神经网络 - 时间序列分析联合模型, 以隔河岩水电站进水口边坡变形和水布垭水电站大岩淌滑坡位移为例进行预测分析。研究表明: 新模型的预测精度高、实时可靠, 可应用于实际工程。

关键词: 岩土力学; 人工神经网络; 时间序列; 边坡; 位移; 预测

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2005)19 - 3499 - 06

RESEARCH ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK-TIME SERIES ANALYSIS OF SLOPE NONLINEAR DISPLACEMENT

LIU Xiao¹, ZENG Xiang-hu¹, LIU Chun-yu²

(1. Hubei Qingjiang Hydroelectric Development Co., Ltd., Yichang 443002, China;

2. Beijing Guodian Water Resources and Electric Power Engineering Co., Ltd., Beijing 100024, China)

Abstract: As an explicit behavior of the complicated dynamic system, the displacements of slope are characterized with randomness and indetermination involving many uncertain factors; and the physical-based modeling is very difficult to fulfill prediction function. As an alternative, it was proved by many practical engineering cases that a set of displacement time series to predict the future displacement can be used. Based on the principles of artificial neural network and time series analysis, the BP network is established by zero mean method, standard deviation preprocess, regularization energy function, and Bayes-regularization to extract the trend term of displacement time series. After the extraction, the displacement time series becomes a balance series, which could be processed by normal ARMA model. In addition, combined with the real-time tracing algorithm, the artificial neural network-time series analysis(united modeling)for nonlinear displacement in geotechnical engineering was proposed. As a test, this modeling was used in displacement prediction of Geheyan Hydraulic Power Station intake slope and Dayantang slope in Shuibuya Hydraulic Power Station project. The results of engineering case indicate that it is reliable with high precision. It is proved that this modeling can be used to practical engineering.

Key words: rock and soil mechanics; artificial neural network; time series; slope; displacement; prediction

1 引言

边坡工程的一个很重要的特点是以岩土体为工程材料、以岩土体天然或人工结构为工程结构。由

于岩土体是一种非均质各向异性且具有流变特性的复杂介质, 加之地质条件的复杂性, 使得其力学参数和力学现象具有很强的随机性和不确定性。边坡位移作为内部力学现象的宏观表现, 具有很强的不确定性, 长久以来, 其变形预测问题是边坡工程中

收稿日期: 2005 - 06 - 25; **修回日期:** 2005 - 07 - 21

作者简介: 刘 晓(1977 -), 男, 硕士, 2002 年于中国地质大学(武汉)水文学与水资源专业获硕士学位, 主要从事水利水电基础工程和边坡工程方面的工程管理及研究工作。E-mail: lx@qdc.com.cn。

的主要技术难题之一，用现有的力学理论彻底解决边坡位移预测问题仍然有一定的难度。大量的工程实践也表明，利用部分实测的边坡位移时间序列数据来预测未来边坡位移更为准确可行，因为复杂动力系统的时间序列中包含着远为丰富的信息：它蕴涵着参与动态的全部其他变量的痕迹，并使得人们得以验证潜在体系的某些与任何模型化无关的重要性^[1]。

近年来，利用人工神经网络、时间序列分析和支持向量机算法进行边坡位移预测，已经取得了相关成功的经验^[2~6]。随着研究的不断深入，目前该领域研究已经出现各种非线性方法相互借鉴、融合和发展的趋势，各种预测方法综合运用绝不仅仅停留在对各种方法所得预测结果的简单罗列和对比分析阶段，它要求以某种或几种预测方法为基础，在建模过程中糅合、借鉴和吸收其他方法的特色，提高预测能力。例如人工神经网络与遗传算法^[7~9]、人工神经网络和小波分析^[10]、时间序列和遗传算法^[11]、支持向量机和遗传算法^[12]等各种算法相结合，建立了相应的优化方法和模型，增强了对复杂动力系统的适应和处理能力，取得了很好的效果。但目前神经网络与时间序列相结合的方法和模型研究相对较少，本文提出的神经网络-时间序列分析联合模型(BP-ARMA)^[13]正是在此方面所作的初步尝试。

2 BP-ARMA 预测模型

2.1 总体思路

作为系统内部变化趋势的外在表象，边坡位移非线性时间序列在普遍情况下是包含趋势项的，即非平稳的时间序列，为了满足时间序列分析 ARMA 模型的等时距、平稳、零均值、正态的要求，需要对输入的数据等时距化、提取趋势项和标准化处理。

对于边坡监测来说，测量的时间间隔尺度一般不大，非等时距的奇异点可采用简单的线性插值的办法以满足 ARMA 模型要求。再通过提取趋势项可以将非平稳时间序列转化为平稳时间序列，根据已有的研究成果，提取趋势项的方法很多，常见的是人为给定趋势项函数的形式，采取逐步回归的办法求得趋势项函数的待定参数。该提取方法存在一些弊端：首先，趋势项函数的选取人为因素干扰大，具有随意性，趋势项决定着变形发展的大方向，构

成了预测数据的主体，时间序列分析是对趋势项主体进行修正，如果不同的人选择不同的趋势项函数，则得到的预测结果是大不相同的。其次，趋势项函数的选取具有一定经验性和难度，不易操作。正因为提取趋势项的复杂性使得在时序分析中可以采取回避的方式来作近似处理：对于一个普遍的非平稳时序，当截取其中的一小段，即当时序很少的情况下可以近似看作平稳时间序列，这样问题就大大得到简化，在某些情况下也可收到不错的预测效果^[2]。

本文采取的思路是采用 BP 神经网络对边坡位移时序进行非线性拟合，以获取趋势项。通过提取趋势项和标准化处理来满足 ARMA 模型对时序平稳、零均值和正态的要求。该算法将 BP 神经网络作为 ARMA 时序分析模型的数据预处理部分，通过对提取趋势项后的残差进行时序分析以获取时序预测修正数据，将此时序修正数据与 BP 神经网络外推数据(即趋势项预测值)进行叠加，即可获得更高预测精度。从神经网络预测的角度分析，该方法与单纯的人工神经网络预测方法不同，在神经网络预测值的基础上通过残差时序分析又进行了一次修正，进一步提高精度。从时间序列预测的角度分析，该方法通过 BP 神经网络来提取非平稳时序的趋势项比传统方法相比具有更高的精度，能克服传统方法的固有缺点，趋势项构成了预测值的主体，BP 网络的高精度使得预测值主体与实际情况更接近。

基于这种思路，本文对边坡位移时间序列进行建模分析，并在此基础上作出预测。

2.2 边坡位移预测的时间序列模型

理论上已经证明，对一个平稳、零均值的时间序列 $\{x_t\}$ ，一定能够将它拟合成如下形式的随机差分方程^[14]：

$$x_t - \varphi_1 x_{t-1} - \varphi_2 x_{t-2} - \cdots - \varphi_n x_{t-n} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \cdots - \theta_m a_{t-m} \quad (1)$$

式中： x_t 为时间序列 $\{x_t\}$ 在 t 时刻的元素； $\varphi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为自回归参数； $\theta_i (i=1, 2, \dots, m)$ 为滑动平均参数； a_t 为残差，当这一方程正确地揭示了时序的结构与规律时，则 $\{a_t\}$ 应该为白噪声。

显然，上式左边是一个 n 阶差分多项式，为 n 阶自回归部分；右边是一个 m 阶差分多项式，为 m 阶滑动平均部分。上式为 n 阶自回归 m 阶滑动平均模型，记为 ARMA(n, m)模型。若无滑动平均部分，

模型蜕化为 n 阶自回归模型, 记为 $AR(n)$ 模型。

对于像边坡位移这样的非平稳时间序列, 可以用以下模型来表示:

$$\{x_t\} = \{\varphi_t\} + \{\eta_t\} \quad (2)$$

式中: $\{\varphi_t\}$ 为趋势项, $\{\eta_t\}$ 为剩余部分, 为一平稳随机过程, 可按上述 $ARMA$ 模型处理。

(1) 数据的预处理

输入 $ARMA$ 模型的数据要进行预处理, 首先要对不符合要求的测量时序数据进行简单的线性插值以满足等时距的要求, 然后采取 BP 神经网络来提取趋势项和标准化处理来满足平稳、零均值和正态的要求。

(2) $ARMA$ 模型的参数估计和适用性检验

$ARMA$ 模型参数的估计过程是多元非线性回归过程, 本文使用高斯 - 牛顿法进行 $ARMA$ 模型的迭代求参^[14]。适用性检验采用的是残差平方和(残差方差)检验准则、 FPE 准则、 AIC 准则和 BIC 准则。

2.3 采用 BP 神经网络提取趋势项

对于边坡位移问题, 如果把边坡位移看作是对时间的函数, 通过训练 BP 神经网络可以逼近这个函数, 训练好的网络就可以用来拟合边坡位移时序, 得到的拟合时序就是后续进行 $ARMA$ 模型分析需要提取的趋势项。对于边坡位移 - 时间曲线, BP 网络的映射模型是从时间 t 到变形 s 的一对一的简单映射模式, 因此, 模型的输入和输出神经元节点都只有一个。理论上已经证明, 对于单隐含层 BP 神经网络, 只要神经元数量足够多, 可以精确逼近任何复杂的曲面和多维欧氏空间曲面^[15, 16]。通过试算也证明隐含层只取一层即可满足拟合精度要求。

BP 网络建模过程中要注意如下 2 个问题:

(1) 数据预处理

在实际建模和网络学习过程中发现, 如果按照国内文献中常用的归一化方法进行样本预处理, 往往使网络收敛性能不佳, 因此, 本文使用的是 $Matlab$ 中所建议的零均值化且标准偏差为 1 的预处理^[17]方法, 即对应每个输入变量, 要使输入的 L 组数据满足零均值且标准偏差为 1, 具体算法如下:

已知输入层有 n 个节点, 对应 n 个输入变量, 学习样本有 L 个, 则原始的观测数据可构成如下矩阵:

$$\mathbf{X} = [X_{j,i}] \quad (i=1, 2, \dots, L; j=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中: $X_{j,i}$ 为第 i 个样本的第 j 个输入变量观测值。经处理后的矩阵记为 \mathbf{X}^* , 有

$$\mathbf{X}^* = [X_{j,i}^*] \quad (i=1, 2, \dots, L; j=1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

式中: $X_{j,i}^* = \frac{X_{j,i} - \bar{X}_j}{\sigma(X_j)}$, \bar{X}_j 为第 j 个输入变量的均值; $\sigma(X_j)$ 为第 j 个输入变量的标准偏差, 如下式所示:

$$\left. \begin{aligned} \bar{X}_j &= \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L X_{j,i} \\ \sigma(X_j) &= \left[\frac{1}{L-1} \sum_{i=1}^L (X_{j,i} - \bar{X}_j)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

同样地, 对输出层数据也要作上述预处理。

(2) 抑制训练过度

对于单隐含层 BP 神经网络, 理论上只要隐含层节点数量足够多, 就可以逼近任何复杂的非线性映射, 这固然是优势所在, 但同时也带来映射能力过剩的问题。在对沉降曲线的 BP 网络训练中过程中, 均方误差 E 常常能够达到 0, 这意味着强行使模拟的沉降曲线通过每一个测量点, 曲线也因此而变得不平滑, 这就是所谓“训练过度”(overfit)现象。训练过度的实质是机械地过分强调单个数据点的独立性而忽略了数据整体所蕴涵的规律性, 为防止训练过度, 本文采用了规则化能量函数的方法^[15]:

$$E = \lambda mse + (1 - \gamma) msw \quad (6)$$

式中: mse 为输出层单元的均方误差, msw 为网络神经元权值平方和均值, γ 为性能函数, 使用以上规则化方法可以使网络具有较小的权值和偏移量从而使网络对输入的相应表现更为平滑。 γ 的选取对训练过度的影响很大, 本文采用了 $MacKay$ 提出的贝叶斯规则化方法^[18]自动调整 γ 的取值。

2.4 滚动预测^[12]

根据预测理论, 随着预测步数的增大, 误差急剧增大, 为了充分利用最新的监测信息, 提高预测的准确性, 采用滚动预测的方法, 该方法又称为实时跟踪算法(realtime tracing algorithm)。其基本思想是, 假设要对时间序 $\{x_t\}$ 列进行预测, 最佳历史点数为 p , 预测步数为 $m(p, m$ 根据试算确定); 目前实测 n 个监测值 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 滚动预测的第一步是用 $\{x_{n-p+1}, x_{2n-p+2}, \dots, x_n\}$ 预测 n 时刻后的 $\{x_{n+1}, x_{n+2}, \dots, x_{n+m}\}$; 随着后面 m 个实测数据的获得,

剔除最前面的 m 个数据 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 用 n 个新的实测数据加入到时序中构成 $\{x_{m+1}, x_{m+2}, \dots, x_{n+m}\}$ 进行下一步的预测, 依次类推。滚动预测方法由于每次预测都利用了最新的观测数据, 因此可以克服时序分析中预测步数不能过大的问题, 使时实跟踪预测成为可能。

3 工程实例分析

3.1 隔河岩水电站进水口边坡变形预测

湖北清江隔河岩水电站进水口边坡位于坝址上游松溪沟北坡, 边坡长约 180 m, 高 40~70 m, 为典型顺层边坡, 且软化夹层发育。1[#], 2[#] 引水洞洞脸临空面是控制边坡稳定的主要结构面。电站建成后, 岩体浸泡水中, 夹层强度降低, 电站运行期间的水头变化对边坡稳定有很大影响, 故建立了边坡立体监测系统, 以便及时提出预报与防固措施。

本文按神经网络-时间序列分析联合模型算法编制了 Matlab 程序, 为检测模型对外界扰动的追踪预测能力, 选取了工程尚属于施工阶段爆破开挖时期的监测点 M1 采集的一组时序进行历史点数为 10 的单步滚动预测。测量时序共计 38 个^[4], 使用后 28 个时步来检验该方法的预测能力。BP 神经网络采取 3 层结构, 隐含层选取 6 个节点, 输入输出层均只有一个节点, 映射模型是从时间 t 到变形 s 的一对一的映射模式, 对应的学习样本是实测的前 10 个监测数据对 $M(t, s)$, 并按照滚动预测的方法不断增

补新的数据和剔除旧数据。

通过对神经网络提取趋势项后的残差进行 ARMA 模型分析, 并根据模型适用性检验方法搜索 ARMA(n, m) 模型中不同 n, m 组合下的 FPE, AIC 和 BIC 的最小值, 确定 ARMA(3, 1) 为最优模型。将神经网络和 ARMA(3, 1) 单步预测的值叠加即得到单步预测值, 再通过滚动预测算法预测了第 11~38 时步的预报值, 详细数据见表 1。第 19, 20, 30 周处于突变位置的预测值误差较大, 这是因为在一段时期内进行了爆破施工, 边坡位移发生很大突变, 位移变化不再符合以前的变化规律, 而其余预测值均有很高的精度, 相对误差最大不超过 10%, 预测是成功的。边坡位移发展总体趋于稳定, 表明边坡处于稳定状态。预测值与观测值关系曲线见图 1。

3.2 水布垭水电站大岩淌滑坡位移预测

大岩淌滑坡位于清江水布垭坝址下游左岸大崖以东, 距水布垭面板堆石坝坝轴线 800 余米, 距溢洪道挑流鼻坎 300 余米, 距最大挑距冲坑 60 余米, 滑坡体前缘下接防淘墙和护岸, 滑坡总面积 0.196 km², 滑体厚度一般为 25~40 m, 最厚约 64.8 m, 总体积约 588×10⁴ m³。滑坡的稳定对正在施工的泄洪建筑、防淘墙和护岸工程意义重大, 且滑坡体处于溢洪道泄洪雾化区中心地带, 对今后枢纽的安全泄洪具有重大影响。为此, 布置了滑坡变形长期监测系统, 以掌握其在枢纽施工和运行期间的变形性状。

表 1 监测点 M1 位移与预测值对照

Table 1 Comparison between measured and predicted data of the monitoring point M1

时间	位移	预测值	相对误差	时间	位移	预测值	相对误差	时间	位移	预测值	相对误差	时间	位移	预测值	相对误差
/d	/mm	/mm	/%	/d	/mm	/mm	/%	/d	/mm	/mm	/%	/d	/mm	/mm	/%
7	1.411	—	—	77	1.471	1.472	0.06	147	5.665	5.241	7.49	217	3.802	3.860	1.52
14	1.407	—	—	84	1.484	1.485	0.06	150	5.742	5.963	3.85	224	3.801	3.908	2.82
21	1.414	—	—	91	1.520	1.468	3.44	161	6.087	5.797	4.76	231	3.798	3.750	1.26
28	1.410	—	—	98	1.519	1.513	0.42	168	6.134	6.254	1.96	238	3.793	3.690	2.73
35	1.405	—	—	105	1.507	1.536	1.91	175	6.143	6.300	2.56	245	3.695	3.746	1.38
42	1.401	—	—	112	1.528	1.512	1.05	182	6.000	6.231	3.84	252	3.635	3.769	3.67
49	1.427	—	—	119	1.580	1.552	1.77	189	5.344	5.793	8.41	259	3.608	3.587	0.58
56	1.421	—	—	126	1.572	1.578	0.39	196	5.033	5.124	1.81	266	3.586	3.624	1.06
63	1.472	—	—	133	4.312	1.527	64.59	203	4.876	5.007	2.69				
70	1.467	—	—	140	5.351	1.996	62.69	210	3.995	5.024	25.76				

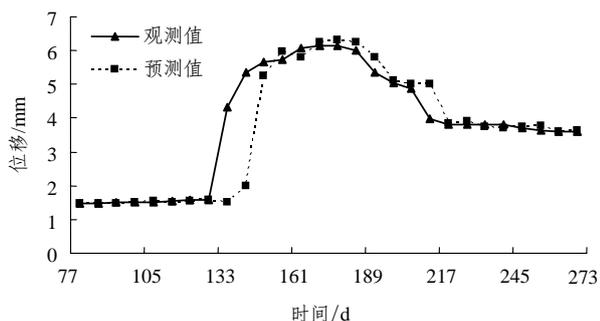


图 1 监测点 M1 位移观测值和预测值关系曲线
Fig.1 Comparison between measured and predicted displacements at monitoring point M1

本文利用神经网络 - 时间序列分析联合模型, 对其中大岩淌滑坡位移监测点 TS14 - 1 采集的一组水布垭工程施工阶段的滑坡变形时序进行历史点数为 10 的单步滚动预测。预测值与观测值关系曲线见图 2。

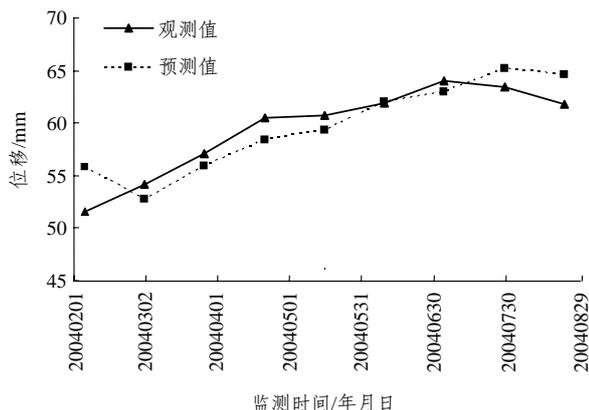


图 2 监测点 TS14 - 1 位移观测值和预测值关系曲线
Fig.2 Comparison between measured and predicted displacements at monitoring point TS14 - 1

测量时序共计 19 个, 使用后 10 个时步检验该方法的预测能力, BP 神经网络采取 3 层结构, 隐含层选取 6 个节点, 输入输出层均只有一个节点, 映射模型是从时间 t 到变形 s 的一对一的映射模式, 对应的学习样本是实测的前 10 个监测数据对 $TS(t, s)$, 并按照滚动预测的方法不断增补新的数据和剔除旧数据详细数据见表 2。

从表 2 可以看到预测值与观测值非常接近, 模型滚动跟踪预测性能很好, 最大相对误差不超过 10%, 结果令人满意, 这说明建模是成功的, 能够很好的刻画出该监测点的位移。大岩淌滑坡位移总体上呈震动上扬势态, 后续变形趋势尚不明确, 应加强监测, 密切注意其发展。

4 结 论

(1) 采用神经网络 - 时间序列分析联合模型能够很好地解决边坡变形预测问题, 该方法综合了神经网络和时间序列分析各自的优点, 具有较高的预测精度。

(2) 通过滚动预测方法不断更新监测资料, 可以克服随预测步数的增大及误差不断积累从而使模型多步预测值误差过大的问题, 滚动预测的实时性使施工人员能及时调整和优化施工, 维护岩土结构的稳定性, 为岩土工程的设计和施工提供了有效的途径。

(3) 神经网络 - 时间序列分析联合模型作为数据挖掘的一种方法, 不仅适用于边坡非线性位移时间序列预测, 还适合于岩土工程中的众多非线性领域, 拥有广泛的应用前景, 有待于今后作进一步的研究。

表 2 大岩淌滑坡监测点 TS14 - 1 位移与预报值对照表

Table 2 Comparison between measured and predicted data of the monitoring point TS14 - 1 in Dayantang slope

时间 /年月日	位移 /mm	预测值 /mm	相对误差 /%	时间 /年月日	位移 /mm	预测值 /mm	相对误差 /%	时间 /年月日	位移 /mm	预测值 /mm	相对误差 /%
20030531	4.12	—	—	20031122	43.29	—	—	20040515	60.72	59.28	2.38
20030625	8.24	—	—	20031217	48.32	—	—	20040609	61.95	62.00	0.08
20030720	12.72	—	—	20040111	53.33	—	—	20040704	64.00	62.97	1.61
20030814	17.64	—	—	20040205	51.57	55.79	8.19	20040729	63.48	65.23	2.75
20030908	21.46	—	—	20040301	54.18	52.77	2.60	20040823	61.77	64.54	4.49
20031003	34.49	—	—	20040326	57.13	55.92	2.11				
20031028	40.46	—	—	20040420	60.50	58.36	3.54				

参考文献(References):

- [1] Nicolis G, Prigogine I. 探索复杂性[M]. 罗久里, 陈奎宁译. 成都: 四川教育出版社, 1988.(Nicolis G, Prigogine I. Exploring Complexity[M]. Translated by Luo Jiuli, Chen Kuining. Chengdu: Sichuan Education Press, 1988.(in Chinese))
- [2] 吴定洪. 边坡位移时实跟踪预测模型研究[J]. 大坝观测与土工测试, 1995, 19(3): 9 - 14.(Wu Dinghong. Research on real-time trace prediction model of slope displacement[J]. Dam Monitoring and Geotechnical Test, 1995, 19(3): 9 - 14.(in Chinese))
- [3] 郝小员, 郝小红, 熊红梅, 等. 滑坡时间预报的非平稳时间序列方法研究[J]. 工程地质学报, 1999, 7(3): 279 - 283.(Hao Xiaoyuan, Hao Xiaohong, Xiong Hongmei, et al. Research on landslide time forecast by the unstable time series method[J]. Journal of Engineering Geology, 1999, 7(3): 279 - 283.(in Chinese))
- [4] 刘沐宇, 池秀文, 魏文辉, 等. 时间序列分析法与边坡位移预报[J]. 武汉工业大学学报, 1995, 17(3): 46 - 49.(Liu Muyu, Chi Xiuwen, Wei Wenhui, et al. Time series analysis method and its application to the prediction of slope displacement[J]. Journal of Wuhan University of Technology, 1995, 17(3): 46 - 49.(in Chinese))
- [5] 吕金虎, 陈益峰, 张锁春. 基于自适应神经网络的边坡位移预测[J]. 系统工程理论与实践, 2001, (12): 124 - 129.(Lu Jinhu, Chen Yifeng, Zhang Suochun. Slope displacement forecast based on adaptive neural network[J]. Systems Engineering—Theory and Practice, 2001, (12): 124 - 129.(in Chinese))
- [6] 刘开云, 乔春生, 滕文彦. 边坡位移非线性时间序列采用支持向量机算法的智能建模与预测研究[J]. 岩土工程学报, 2004, 26(1): 57 - 61.(Liu Kaiyun, Qiao Chunsheng, Teng Wenyan. Research on nonlinear time sequence intelligent model construction and prediction of slope displacement by using support vector machine algorithm[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2004, 26(1): 57 - 61.(in Chinese))
- [7] 盛谦, 丁秀丽, 冯夏庭, 等. 三峡船闸高边坡考虑开挖卸荷效应的位移反分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2000, 19(增): 987 - 993.(Sheng Qian, Ding Xiuli, Feng Xiating, et al. Displacement back analysis for the high slope of Three Gorges Project considering the effect of excavation unloading[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2000, 19 (Supp.): 987 - 993.(in Chinese))
- [8] 葛宏伟, 梁艳春, 刘玮, 等. 人工神经网络与遗传算法在岩石力学中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(9): 1 542 - 1 550.(Ge Hongwei, Liang Yanchun, Liu Wei, et al. Applications of artificial neural networks and genetic algorithms to rock mechanics[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(9): 1 542 - 1 550.(in Chinese))
- [9] 刘勇健, 李彭明, 张建龙, 等. 基于遗传 - 神经网络的深基坑变形实时预报方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(6): 1 010 - 1 014.(Liu Yongjian, Li Zhangming, Zhang Jianlong, et al. Real time prediction method based on genetic algorithm and neural network for deformation caused by deep excavation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(6): 1 010 - 1 014.(in Chinese))
- [10] 曹茂森, 任青文, 毛伟兵. 基于解耦子波和优化神经网络的大坝变形预测[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(10): 1 751 - 1 757.(Cao Maosen, Ren Qingwen, Mao Weibing. New prediction model for dam deformation based on decoupled wavelet and optimal neural networks[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(10): 1 751 - 1 757. (in Chinese))
- [11] 杨成祥, 冯夏庭. 滑坡非线性演化行为的自组织进化识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(6): 911 - 914.(Yang Chengxiang, Feng Xiating. Evolutionary self-organizing identification of nonlinear dynamics of landslides[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(6): 911 - 914.(in Chinese))
- [12] 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))
- [13] 刘 晓. 高速公路软土地基沉降预测方法研究——以广肇高速公路为例[硕士学位论文][D]. 武汉: 中国地质大学, 2002.(Liu Xiao. The research of soft soil foundation sediment prediction methods of expressway — a case of Guangzhou-Zaoqing expressway[M. S. Thesis][D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2002.(in Chinese))
- [14] 杨叔子, 吴 雅, 王治藩, 等. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1991.(Yang Shuzi, Wu Ya, Wang Zhifan, et al. Application of Time Series to Engineering[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1991.(in Chinese))
- [15] Caudill M. Neural Networks Primer[M]. San Francisco, CA: Miller Freeman Publications, 1989.
- [16] Caudill M, Butler C. Understanding Neural Networks: Computer Explorations(Vols.1 and 2)[M]. Cambridge, MA: The MIT Press, 1992.
- [17] Howard D, Mark B. Neural Network Toolbox—User's Guide[M]. [s. l.]: [s. n.], 2001. 153 - 162.
- [18] MacKay D J C. Bayesian interpolation[J]. Neural Computation, 1992, 4(3): 415 - 447.