

# 小波神经网络在高陡边坡位移预测中的应用

李元松<sup>1</sup>,李新平<sup>2</sup>,代翼飞<sup>2</sup>,田昌贵<sup>1</sup>,陈清运<sup>1</sup>

(1. 武汉工程大学环境与城建学院,湖北 武汉 430074;

2. 武汉理工大学土木与建筑学院,湖北 武汉 430070)

摘要:阐述小波神经网络模型法的基本原理与程序实施步骤,探讨了高陡边坡监测数据与小波神经网络间的联系,建立了基于小波神经元网络的高陡边坡预报模型.以工程实例为背景,对高陡边坡位移进行预测预报,并与其它方法对比分析.研究表明:小波神经网络具有较好的函数逼近能力和容错能力,经过选取恰当的网络参数,较少的级数项组成的小波神经网络就能达到良好的预测效果.

关键词:小波神经网络;高陡边坡;位移预测

中图分类号:TU452

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1674-2869.2010.09.011

## 0 引言

边坡工程的稳定状态,事关工程建设的成败与人民生命财产的安全,及时、准确、全面了解边坡不同时期的稳定状态具有重要的意义.由于高陡边坡工程的受力特点极其复杂,长期以来,一直是通过对比边坡的量测来监视围岩和支护结构的状态.在边坡设计和施工中,变形量测起着很重要的作用.人们期望从量测数据中找出其蕴涵的规律,并用已知的观测数据来预测系统未来的发展动态,即利用施工中检测的信息来预测可能引起的过量变形位移和支护结构潜在的破坏,进而反馈于原设计及时调整施工方案,或采取应急措施.针对变形监测数据的预测,人们做了大量的研究工作,提出或者应用了多种良好的预测方法<sup>[1-5]</sup>,例如灰色模型、时间序列模型、人工神经网络以及各种组合预测模型等等,精度不断提高.但是由于变形量变化的随机性和复杂性,各种方法均有其适用性,尚需不断完善和改进.

小波神经网络(Wavelet Neural Network)是近几年国际上新兴的一种数学建模分析方法,是结合最近发展的小波变换与人工神经网络的思想而形成的一种新的前馈型神经网络模型,由 Zhang Qinghua<sup>[6]</sup>等人于1992年提出.小波神经网络是基于小波变换而构成的神经网络模型,即用非线性小波基取代通常的神经元非线性激励函数,把小波变换与神经网络有机地结合起来,充分继承了

两者的优点.与小波分析相比,由于它引入了两个新的参变量,即伸缩因子和平移因子,所以小波神经网络具有比小波分解更多的自由度,从而使其具有更灵活有效的函数逼近能力.本文尝试将小波神经网络应用于高陡边坡变形监测数据处理,并通过编程来加以实现.

## 1 小波神经网络的理论基础

### 1.1 小波变换

如果  $\psi \in L^2(R)$ ,  $R = (-\infty, \infty)$ , 并且满足允许条件<sup>[7-9]</sup>

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (1)$$

式(1)中: $\hat{\psi}$ 为 $\psi(t)$ 的Fourier变换, $\psi(t)$ 称为“母小波”.

将小波母函数 $\psi(t)$ 进行伸缩和平移,设伸缩因子为 $a$ ,平移因子为 $b$ ,令

$$\psi_{a,b} = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in R, a \neq 0 \quad (2)$$

称 $\psi_{a,b}(t)$ 为依赖于参数 $a, b$ 的小波函数.由于尺度因子 $a$ 和平移因子 $b$ 取连续变化的量,因此称 $\psi_{a,b}(t)$ 为连续小波函数.若尺度因子和平移因子取离散值,则称 $\psi_{j,k}(t)$ 为离散小波函数.

在空间 $L^2(R)$ 中,函数 $f(t)$ 的离散小波变换被定义为

$$c_{j,k}(t) = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (3)$$

收稿日期:2010-05-06

作者简介:李元松(1964-),男,湖北应城人,博士,教授.研究方向:岩土工程数值计算、岩土工程测试和结构稳定性分析方面的教学与研究工作.

式(3)中星号表示取共轭。

任何函数  $f(t) \in L^2(R)$  都可以被写为

$$f(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (4)$$

在小波变换的实际计算中,式(4)中多项式的有限项之和就可以对函数  $f(t) \in L^2(R)$  进行有效的逼近,即

$$f = \sum_{j,k}^N c_{j,k} \psi_{j,k}(t) = \sum_{j,k}^N c_{j,k} \psi\left(\frac{t-b_j}{a_j}\right) \quad (5)$$

式(5)中  $N < \infty$ ,  $a_j, b_j$  分别为伸缩因子和平移因子。

### 1.2 BP 神经网络

前馈神经网络的学习过程就是通过各层连接权的调整和组合,达到一种满意的拓扑结构,这种拓扑结构能将学习样本的给定输入矢量空间,映射到给定的输出矢量空间。

映射定理<sup>[10]</sup>:给定一个  $\varepsilon > 0$ , 一个连续矢量  $h$ , 矢量中的各个分量满足  $\int_{[0,1]^n} |h_i(k)| dx$  存在, 且  $h$  完成映射  $h: [0,1] \subset R^n \rightarrow R^m$ , 则必定存在一个 3 层 BP 神经网络来逼近  $H, H$  为所要逼近函数组成的空间, 且使逼近误差保持在  $\varepsilon$  之内。

神经网络的映射定理实际上是先用一个 Fourier 级数来逼近  $h$  中的各个分量  $h_i(x)$ ; 然后用一个输入层、隐含层和输出层单元数分别为  $n, n_1, 1$  的 BP 子网络, 来逼近 Fourier 级数的任一三角函数, 最后将这些子网络组合起来, 形成一个能够逼近给定映射函数  $h$  的 3 层 BP 网络。它实际上是 Fourier 级数逼近函数的推广。虽然利用神经网络来逼近函数时, 无法给出具体的公式解释其逼近原理, 但是利用神经网络来逼近函数与利用多项式(包括 Fourier 级数和小波级数等)、样条函数逼近函数相比较, 具有独特的优点。

### 1.3 小波神经网络模型

由小波变换可得到式(5)所示的逼近函数。前馈神经网络的神经元输出  $y$  为

$$y = f\left[\sum_{i=1}^n w_i x_i\right] \quad n \in R, n < \infty \quad (6)$$

比较式(5)和式(6), 可以发现它们之间是非常相似的。事实上, 式(5)可以看成是一个 3 层神经网络结构, 它以小波函数  $\psi$  作为隐含层神经元的激励函数, 在输出层上是一个线性神经元输出;  $c_{j,k}$  可以作为输入节点和输出节点之间的权重;  $\psi\left(\frac{x-b_j}{a_j}\right)$  可以作为输入节点的输出值。由前馈神经网络和小波级数逼近的等式, 可以构成如图 1 所示的小波网络。

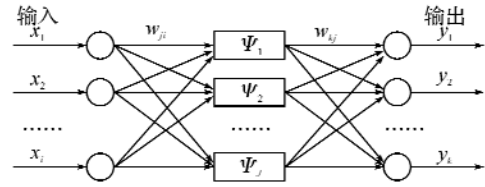


图 1 小波神经网络结构

Fig. 1 Structure of wavelet neural network

从图 1 所示的小波网络可以得到

$$y_k = \sum_{j=1}^J w_{kj} \psi\left(\frac{\sum_{i=1}^I w_{ji} x_i - b_j}{a_j}\right) \quad (7)$$

如果恰当地选择网络的权重和位移、尺度参数, 那么, 该小波网络就可以逼近函数  $y(t)$ 。当然, 位移参数、尺度参数和权重的选取可以通过类似 BP 算法调整得到。

对于离散型函数适用于基于小波框架的小波神经网络, 此时神经网络的输出  $y_k$  可表示为

$$y_k = \sum_{j=1}^J w_{kj} \psi_j = \sum_{j=1}^J w_{kj} \left(2^{-\frac{j}{2}} \psi\left(\frac{\sum_{i=1}^I w_{ji} a_0^{-j} x_i - m b_0}{a_j}\right)\right) \quad (8)$$

( $k=1, 2, \dots, k$ )

式(8)中  $a_0, b_0$  分别为伸缩因子和平移因子。

### 1.4 小波神经网络与边坡位移预测

对于同一边坡的各个监测点, 其地质环境相同, 尽管其受力特点与围岩的物理力学性质相当复杂, 但其内在的变形却蕴涵一定的规律, 这种规律很难以传统的连续介质力学理论描述。从前述理论分析可知: 离散框架小波网络, 在不知这种规律的显示表达式的条件下, 通过表征变形规律的位移信息的处理, 可以借助已监测数据预测未来发展趋势, 这正是边坡工程施工监控的关键所在。

## 2 小波神经网络的算法实现

小波神经网络算法的程序实现及其步骤(用 FORTRAN 语言或 MATLAB 均可):

a. 网络的初始化, 即给网络参数(小波伸缩因子  $a_0$ , 平移因子  $b_0$  以及网络连接权重  $w_{kj}$ ) 赋以随机初始值, 设置网络学习率  $\eta$ 、动量系数  $\alpha$ 、容许误差  $\varepsilon$ ;

b. 为网络提供一组学习样本, 包括输入向量  $X_K = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}^T$  和期望输出向量  $Y_K = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}^T$ ;

c. 网络的自学习, 即利用当前网络参数, 按式(8)计算网络的实际输出  $Y'_k$ 。式(8)中, 小波基函数选取 Morlet 母小波, 即  $\psi(x) = \cos(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}}$ 。

$$d. \text{ 计算网络的输出误差 } E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k - y'_k)^2$$

e. 当  $E$  小于容许误差  $\varepsilon$  或者达到指定的迭代次数时,学习过程结束;否则,转向第 **f** 步;

f. 进行误差反向传播,使权值沿误差函数的负方向进行误差反向传播,使权值沿误差函数的负梯度方向改变,利用梯度下降法求网络参数的变化及误差反向传播;

权值修正

$$\begin{aligned} w_{ji}^{(t+1)} &= w_{ji}^{(t)} + \Delta w_{ji}^{(t+1)} = w_{ji}^{(t)} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(t)}} + \alpha \Delta w_{ji} \\ w_{kj}^{(t+1)} &= w_{kj}^{(t)} + \Delta w_{kj}^{(t+1)} = w_{kj}^{(t)} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(t)}} + \alpha \Delta w_{kj} \\ a_k^{(t+1)} &= a_k^{(t)} + \Delta a_k^{(t+1)} = a_k^{(t)} - \eta \frac{\partial E}{\partial a_k^{(t)}} + \alpha \Delta a_k \\ b_k^{(t+1)} &= b_k^{(t)} + \Delta b_k^{(t+1)} = b_k^{(t)} - \eta \frac{\partial E}{\partial b_k^{(t)}} + \alpha \Delta b_k \end{aligned} \quad (9)$$

g. 回到第 **b** 步.

通过对连接权和阈值的反复修正,使网络的输出与目标输出的误差达到预期值,从而得到满意的连接权和阈值.网络经学习训练后,将待预测样本的输入向量代入网络,其输出值即为网络预测结果.如此可进行一步或多步预测.

### 3 工程实例分析

#### 3.1 工程概况

大岗山水电站为大渡河干流规划调整推荐 22 级方案的第 14 梯级电站.大岗山水电站装机 2 600 MW,工程枢纽建筑物由混凝土双曲拱坝、水垫塘、二道坝、右岸泄洪洞、左岸引水发电建筑物等组成.工程施工导流采用全年围堰挡水,隧洞过流方式,布置有 2 条导流洞,左、右岸各 1 条.导流洞进、出口地形坡度较陡,自然坡度  $45 \sim 65^\circ$ .基岩裸露,边坡岩体风化卸荷较强烈,强风化水平深度约  $10 \sim 30$  m,弱风化上段水平深度约  $50 \sim 80$  m,弱风化下段水平深度约  $70 \sim 100$  m,强卸荷水平深度约  $10 \sim 30$  m,弱卸荷水平深度约  $70 \sim 100$  m.导流洞进口边坡最大坡高超过 130 m,分层马道间的高差大于 20 m,且边坡开挖面处于风化带,围岩较破碎,属于强卸荷带.在进出口边坡设置了锚杆、锚索、喷砼等支护形式,以确保边坡稳定.但在施工期间,须加强边坡的稳定监测,制定切实可行的应急处理措施,以保证边坡的围岩稳定和施工安全.为此,在进出口边坡设置 19 个地表位移观测点(包括水平位移与垂直位移),其中进口 12 个,出口 7 个.通过近两年的观测,获取大量的数据.为

使数据整理更具有科学性,分别使用了灰色预测、BP 网络和小波网络对监测数据进行对比分析.现以右岸导流洞进口边坡 7 个观测点的水平位移为例,说明小波网络的预测效果.

#### 3.2 高陡边坡变形的小波网络模拟

a. 模型参数的选择.小波网络与 BP 神经网络性质相似,对输入、输出节点的个数没有严格限制,主要是根据模拟问题的特点选取.导流洞边坡监控重点有 7 个测点,这 7 个测点的位移变化基本反映边坡整体的位移发展趋势和变化特点.因此选择 7 个输入节点和 7 个输出节点,中间节点的选取按  $J = 2 \times I + 1$  规则<sup>[11]</sup>,其中  $I$  为输入节点数, $J$  为中间层节点数.

b. 样本的构成.边坡位移监测数据属时间序列问题,其输入、输出数据处理方法采用新陈代谢原理<sup>[12-13]</sup>,同时按下式进行归一化处理到  $[0.1, 0.9]$  区间.

$$x = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.8 + 0.1$$

c. 网络训练和位移预测.

① 网络参数初始化.  $W_{ij}, w_{kj}, a_k, b_k$  取随机初始值,给定控制误差  $\varepsilon = 0.01$ ,学习因子  $\eta = 0.3$ ,惯性因子  $\alpha = 0.5$ ;

② 参数训练.取第 1 步至第 6 步数据作为输入层第 1 组数据输入给网络,输出值为第 7 步数据,从第 2 个至 7 步数据作为第二组输入,第 8 步数据为第二组输出,依此进行到第 35 步,经 5 000 次左右的训练,得到稳定的网络结构.

③ 利用②训练好的网络对第 7 步位移进行预测.

④ 将③预测结果,反馈至输入层(为保持时间等间距,删去上次输入层的第一个数),得第 8 步位移数据.

⑤ 重复④,得到一组新的系列.

3 个典型测点 E1, E5, E7 的预测结果与实测结果见图 2.

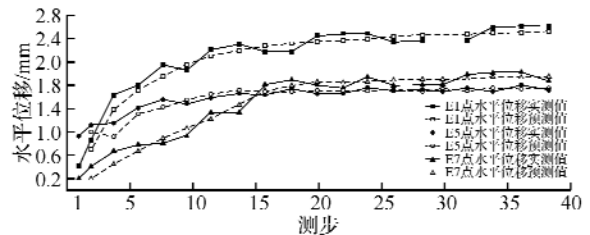


图 2 预测结果比较

Fig. 2 Comparison between prediction results

从图 2 中数据可以看出,小波神经网络模型有很好的拟合能力,并且能平抑实测时因各种因

素产生的误差,较为真实地反映围岩位移的变化规律。

### 3.3 小波网络预测结果与其它方法模拟结果比较

为进一步验证小波网络模拟数据的可靠性与有效性,作者将小波网络预测边坡围岩稳定时的结果与用其他方法模拟结果进行对比(详见表1)。

表1 预测方法结果对照表

Table 1 Comparison table among prediction results with different methods unit: mm

测点	实测值	灰色预测法		BP网络预测		小波网络法	
		预测值	相对误差(%)	预测值	相对误差(%)	预测值	相对误差(%)
F1	2.64	2.91	10.2	2.72	3.0	2.66	0.8
F2	1.21	1.18	2.4	1.22	0.8	1.22	0.8
E3	1.35	1.38	2.2	1.37	1.4	1.36	0.7
E4	2.12	2.26	6.6	2.20	3.8	2.20	3.8
E5	1.62	1.66	2.4	1.68	3.7	1.68	3.7
E6	1.12	1.20	7.1	1.22	8.9	1.22	8.9
F7	1.86	1.88	1.1	1.98	6.5	1.88	1.1

## 4 结 语

a. 在分析探讨小波变换与BP神经网络模型理论的基础上,引入小波网络模型,建立了基于小波网络的边坡围岩位移预报模型。

b. 小波神经网络既可以考虑定量因素,定性或不确定性因素,能从噪声数据中取出有用的信息,又能克服经典的有限元反演分析法很难考虑围岩节理、裂隙等对围岩位移的影响,难以考虑时效特性等不足。研究表明:小波网络预测值与实测值吻合程度很好,完全满足工程及控制的要求。因此采用小波网络对边坡围岩位移进行预测预报是完全可行的,而且是行之有效的,是对传统数据整理方法新的补充。

c. 本文建立的小波网络模型对岩土工程时间序列类预报问题具有普遍意义,如围岩压力、锚杆应力、围岩内部位移,地表移动、隧道拱顶下沉等应力、变形等物理量都能适用。

d. 利用小波网络进行边坡围岩位移预测,需要大量的实测数据产生学习样本来训练网络,否则,要进行长期预测,其计算得到的预测精度会大大降低。同时也要注意控制拟合误差避免出现“过训练”现象。

e. 在实际工程中,可以采用与其他方法进行相互比较,即采用多种方法的综合预报,以提高预报的可靠性与准确度。

参考文献:

[1] 二滩水电开发有限公司. 岩土工程安全监测手册

结果表明:灰色预测、BP网络和小波网络均具有较强的拟合能力,其预测结果与实测结果具有很好的吻合度。相对而言,小波网络的预测结果精度更高,BP网络次之,灰色理论预测结果精度相对较差。由此可以得出结论,小波神经网络在边坡变形监测数据预测中具有较好的实用价值。

[M]. 北京:中国水利水电出版,1999.

[2] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京:科学出版社,2000.

[3] 潘国荣,谷川. 变形监测数据的小波神经网络预测方法[J]. 大地测量与地球动力学,2007,27(4),47-50.

[4] 焦明连,蒋廷臣. 基于小波分析的灰色预测模型在大坝安全监测中的应用[J]. 大地测量与地球动力学,2009,29(2)115-117.

[5] 潘平. 基于小波神经网络理论的边坡位移预测[J]. 成都理工大学学报:自然科学版,2006,33(2):177-180.

[6] Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet Network[J]. IEEE Trans on Neural Network,1992,(3):889-898.

[7] 孙延奎. 小波分析及其应用[M]. 北京:机械工业出版社,2005.

[8] 唐晓初. 小波分析及其应用[M]. 重庆:重庆大学出版社,2006.

[9] 刘志刚,王晓茹,何正友,等. 小波变换、神经网络和小波网络的函数逼近能力分析[比较][J]. 电力系统自动化,2002,26(20):39-44.

[10] 王旭,王宏,王文辉. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳:东北大学出版社,2000.

[11] 李元松,李新平,张成良. 基于BP网络的隧道围岩位移预测方法[J]. 岩石力学与工程学报,2006,S1:2969-2973.

[12] 张玉祥. 岩土工程时间序列预报问题初探[J]. 岩石力学与工程学报,1998,17(5):552-558.

[13] 吕淑萍,赵咏梅. 基于小波神经网络的时间序列预报方法及应用[J]. 哈尔滨工程大学学报,2004,25(2):180-182.

---

# The application of wavelet neural network on displacement predicting for high-steep slope

*LI Yuan-song<sup>1</sup>, LI Xin-ping<sup>2</sup>, DAI Yi-fei<sup>2</sup>, TIAN Chang-gui<sup>1</sup>, CHEN Qing-yun<sup>1</sup>*

(1. School of Environmental and Civil Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China;

2. School of Civil Engineering and Architecture, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** In this paper, the wavelet neural network is introduced based on the comment of a few methods often used to process monitoring data. Subsequently, the internal relations between monitoring data and the wavelet neural network are discussed. Finally, a displacement predicting model is set up based on wavelet neural network. With engineering practice example as background, the displacement of high-steep slope are processed and predicted by means of the wavelet BP network. The results show that the predicting value by wavelet BP network and measuring value fit very well, and these completely satisfy the requirement of engineering construction monitor and control.

**Key words:** wavelet neural network; high-steep slope; displacement prediction

本文编辑: 龚晓宁

☆

---

(上接第 37 页)

## Reliability assessment of existing bridges in interval parameters of stochastic model

*CNEN Xu-yong<sup>1</sup>, FAN Jian-ping<sup>2</sup>*

(1. School of Environment and Civil Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China;

2. School of Civil Engineering & Mechanics, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** The paper establishes existing bridge reliability evaluation model of random variable parameters with interval changes to verify influences of small changes of parameters on reliability evaluation of existing bridge. Practical projects show that small deviation of random variable parameters is of great influence on evaluation results. To take the 5% deviation accepted by the engineering field as an example, calculation results show that the max failure probability is 6 248.8 times of the min failure probability. Therefore, for existing bridge, if the probability distribution is not clear, reliability evaluation shall not be made based on designed parameters but refer to measured data. Due to limitation of funds and measuring methods, it is difficult to obtain exact probability distribution functions. Therefore, we suggest using non-probability reliability of interval variables to evaluate existing bridge.

**Key words:** the existing bridge; reliability evaluation; random variable; interval variable 本文编辑: 龚晓宁