

# BP 神经网络在围岩变形预测中的应用\*

陈华兴,吕则欣,黄大勇,龙百画

(贵州大学 土木工程学院,贵州 贵阳 550003)

**摘 要** :利用神经网络,建立了围岩变形预测的 BP 神经网络模型,采用围岩变形的实测数据对网络进行了训练,以此训练好的 BP 神经网络对围岩变形进行了预测。预测结果表明,该模型具有很高的预测精度,为预测围岩变形提供了一种新的方法。

**关键词** :围岩变形;预测;BP 神经网络

中图分类号 :TP393.02

文献标识码 :A

文章编号 :1671-532X(2005)02-0032-03

位移是岩体结构在开挖或变形中反馈的重要信息之一。通过监测岩体结构位移的变化,可以及时了解岩体结构的稳定状态,从而可以根据需要对其进行稳定性控制。因此,用监测到的历史位移进行建模并对其发展趋势进行预测,及时掌握岩体的变化规律,在工程上具有重要的意义。而神经网络具有较强的非线性动态处理能力,能够处理非线性的岩土体信息。本文应用神经网络理论,建立了围岩变形预测的 BP 神经网络模型,采用围岩变形的实测数据对网络进行了训练,以此训练好的 BP 神经网络对围岩变形进行了预测,结果表明,该模型具有很高的预测精度<sup>[1]</sup>。

## 1 BP 神经网络基本理论

BP 网络是一种多层人工神经网络,它含有输入层节点、输出层节点和一层或多层隐含层点。BP 网络采用广义 Delta 学习规则, Sigmoid 型传递函数,其学习过程由正向传播和误差反向传播组成。在正向传播中输入信息从输入层到隐含层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果输出层得不到期望的输出,则转入反向传播,误差信号沿原来的路径返回,通过修改各层的权值使误差信号达到最小。

BP 网络学习的过程就是使能量函数最小化的过程。其学习算法可表述为:

(1)初始化网络权值  $W(I, J)$ 、 $U(H, I)$  及阈值  $Q(I)$ 、 $V(J)$ ;

(2)激活输入层的所有节点,计算 B 层及 C 层的节点输出  $B(I)$ 、 $C(J)$ :

$$B(I) = F\left[\sum_{H=1}^N U(H, I) \cdot A(H) + Q(I)\right]$$

$$C(J) = F\left[\sum_{I=1}^P W(I, J) \cdot B(I) + V(J)\right]$$

F 为 SIGMOID 函数,  $F(x) = 1/[1 + \exp(-x)]$

(3)计算 B 层节点的一般化误差  $D(J)$ :

$$D(J) = C(J) \cdot [1 - C(J)] \cdot [CK(J) - C(J)]$$

(4)计算 B 层的参考误差  $E(I)$ :

$$E(I) = B(I) \cdot [1 - B(I)] \sum_{J=1}^0 W(I, J) \cdot D(J)$$

(5)调整 B—C 层的连接权值和阈值:

$$W(I, J) = \alpha W(I, J) + B(I) \cdot (D)J \quad (0 < \alpha < 1)$$

$$V(J) = V(J) + p \times D(J)$$

(6)调整 A—B 层的连接权值和阈值:

$$U(H, I) = U(H, I) + A(H) \times E(I)$$

$$Q(I) = Q(I) + \beta \cdot E(I) \quad (0 < \beta < 1)$$

(7)计算能量  $E_p$  和 E, 若其小于某一精度值,则保留权值和阈值,学习过程结束,否则,转到第(2)步,直到达到精度要。

\* 收稿日期:2005-04-16

作者简介:陈华兴(1978-),男,贵州人,贵州大学硕士研究生,主要研究方向为人工智能在土木工程中的应用。

## 2 BP神经网络围岩变形预测的实例分析

k38+725断面实测资料,进行BP神经网络在围岩变形预测中的应用研究(如表1所示)。

利用阳宗隧道昆明端下行线监控量测获得的

表1 样本输入与输出

Table1 Sample Inputs and Outputs

时步	输入							期望输出
1	5.27	5.06	5.10	5.15	6.37	6.65	7.06	7.47
2	5.06	5.10	5.15	6.37	6.65	7.06	7.47	6.47
3	5.10	5.15	6.37	6.65	7.06	7.47	6.47	6.67
4	5.15	6.37	6.65	7.06	7.47	6.47	6.67	6.87
5	6.37	6.65	7.06	7.47	6.47	6.67	6.87	7.07
6	6.65	7.06	7.47	6.47	6.67	6.87	7.07	7.00
7	7.06	7.47	6.47	6.67	6.87	7.07	7.00	6.92
8	7.47	6.47	6.67	6.87	7.07	7.00	6.92	6.97
9	6.47	6.67	6.87	7.07	7.00	6.92	6.97	7.02
10	6.67	6.87	7.07	7.00	6.92	6.97	7.02	6.86
11	6.87	7.07	7.00	6.92	6.97	7.02	6.86	6.71
12	7.07	7.00	6.92	6.97	7.02	6.86	6.71	6.56
13	7.00	6.92	6.97	7.02	6.86	6.71	6.56	6.92

## 2.1 模型的建立

采用一个3层BP神经网络对表1数据进行学习,时间序列的间隔1d,采用时间延迟 $L=7$ ,预测时步取 $k=1$ ,通过试算取隐层层数为1,隐节点数为15。网络训练参数如下:传递函数为tansig型函数,训练函数为trainlm,目标误差为 $goal=1e-10$ ,最大循环次数 $epochs=400$ 。所以,本例采用神经网络结构为7—15—1,并用MATLAB6.5进行编程<sup>[2]</sup>。

## 2.2 数据预处理

为使网络收敛效果更明显,所以我们将各输入量归一化,以防止小数值信息被大数值信息所淹没。一般方法是各输入量归一至 $[0,1]$ ,

故采用公式:  $x_1 = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$ 。

## 2.3 模型的评价

为了检验模型的正确性,利用训练好的网络对测试样本进行预测,将网络计算结果与实测结果进行了比较分析<sup>[3]</sup>,结果见表2。

表2 BP神经网络预测值

Table2 Prediction value of BP nerve network

时步	实测值	BP神经网络预测值	误差/%
14	7.25	6.90	-4.82
15	7.09	7.11	0.28
16	6.92	6.91	-0.14
17	6.99	6.96	-0.43
18	7.06	7.10	0.56

可以看出,神经网络预测最大样本误差绝对值为0.3mm,其相对最大误差为4.82%,说明神经网络时序预测具有较好的可靠性,并且还可以通过增加最大误差反向传播次数进一步提高预测精度。并且利用该网络对实际工程进行预测,只需监测人员将当天的沉降监测数据输入网络,结合已输入计算机的监测据,即可对第二天的沉降进行预测。同时可根据第二天的实测值继续对神经网络进行训练,从而减小预测误差,最后可根据预测结果采取相应措施,从而实现施工过程中对围岩变形的动态预测。

## 3 结 语

(1) 本文运用的神经网络建模预报方法与传统的试验建模方法相比具有计算简单、快速的特点,预报值与实测值基本吻合,能及时为下一阶段的施工和围岩变形的研究提供指导信息。

(2) 影响围岩变形的因素具有复杂性和多变性,采用人工神经网络可充分考虑各因素的影响,提高预测的准确度。

(3) 本文只是对某地区的围岩变形建立了变形预测模型,预测结果是满足工程需要的。预期对其它地区的围岩变形也能建立相应的预测模型,有一定的运用前景。

参考文献：

[ 1 ] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[ M ]. 北京 : 科学出版社 , 2000.  
 [ 2 ] 楼顺天 , 施阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计—神经网络[ M ]. 西安 : 电子科技大学出版社 , 2000.  
 [ 3 ] 邵军力 , 张景 , 魏长华. 人工智能基础[ M ]. 北京 : 电子工业出版社 , 2000.

## Surrounding Deformation Prediction by BP Nerve Network

CHEN Hua - xing , LV Ze - xin , HUANG Da - yong , LONG Bai - hua  
 ( College of Civil Engineering Guizhou University , Guizhou Guiyang 550003 , China )

**Abstract** : This paper introduces BP nerve network to establish the model of surrounding deformation prediction and adopts survey data of surrounding deformation to train BP nerve network , which predicts surrounding deformation . The results indicate that the model can gain high prediction precision , which provides a new way for prediction of surrounding deformation .

**Keywords** : surrounding deformation ; prediction ; BP nerve network .

---

( 上接第 27 页 )

## A Study of Hierarchy Network Administration Based on XNMP

XU You - wu<sup>1</sup> ZHAO Jun<sup>2</sup>

( 1. Department of Laboratory Teaching Management , Yancheng Institute of Technology , Jiangsu Yancheng 224003 , China )  
 ( 2. Automatic Control Station , 73101 Army , Jiangsu xuzhou 221008 , China )

**Abstract** : This paper proposes to design a hierarchy network administration on the base of XNMP , which includes XML network administration protocol , the transformation between SNMP and XNMP , which consists of its structure , function and process . The XNMP network administration , built on the base of SNMP , makes use of XML , technique , and achieves the hierarchy administration to the electric network . The method not only overcomes the weakness of the SNMP network administration , but also becomes very convenient for the change and upgrading from SNMP to XNMP leading to the reduction in the cost .

**Keywords** : XML ; XNMP ; hierarchy network administration