

文章编号:1000-582X(2006)04-0077-03

隧道围岩应力时序的神经网络预测模型*

任松¹,姜德义¹,蒋再文²,刘新荣^{1,3}

(1.重庆大学西南资源开发及环境灾害控制工程教育部重点实验室,重庆 400030;

2.重庆高速公路发展公司东南分公司,重庆 400060; 3.重庆大学土木工程学院,重庆 400030)

摘要:围岩应力是影响隧道稳定性的根本因素,掌握隧道围岩应力的变化发展趋势,是准确判断隧道稳定性的前提.针对隧道围岩应力变化难以准确预测的问题,作者在分析了隧道围岩应力变化规律和主要影响因素的基础上,采用BP神经网络建立了隧道围岩应力时序的神经网络预测模型.模型在慕万高速公路观音岩隧道施工中成功应用,结果表明采用神经网络预测隧道围岩应力时序是可行的,其使用简便,预测准确.

关键词:隧道;围岩应力;神经网络;预测模型

中图分类号:U45

文献标识码:A

为了确保隧道施工的安全,必须对隧道围岩稳定性进行准确判断.判断隧道围岩稳定性的参数很多,如围岩变形量、围岩应力等.隧道开挖后,围岩应力将重新分布,逐渐建立新的应力平衡,应力是影响围岩稳定性的根本原因.因此,在隧道工程施工过程中进行围岩应力监测,可以有效地获得围岩稳定性控制所需的关键性宏观信息.对围岩应力变化进行科学的预测预报,是隧道工程最大限度地实现安全性和经济性统一的关键.

隧道围岩应力变化是一个连续变化,逐渐收敛的过程,这一过程是复杂的非线性动态系统,利用传统的方法和技术很难揭示其内在的规律.近十几年发展起来的神经网络理论,模拟人脑的一些基本特性,具有自组织、自适应、容错性等特点,适用于处理信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题.因此,利用神经网络十分强大的非线性映射能力,对高度复杂和高度非线性的隧道围岩应力变化进行直接建模,具有很强的客观性和适应性.

1 BP神经网络基本原理及实现

神经网络有许多种模型,作者采用BP神经网络进行模拟分析.BP神经网络一般由一层输入层、一层

或多层隐含推理层、一层输出层组成(如图1).其中输入层的单元数由输入参数的个数决定,中间推理层的选择一般用 $2m+1$ 原理^[1]来确定, m 为输入层单元数.如果隐含推理层单元个数太少,将导致网络不收敛;个数太多将使训练过度,浪费资源.

输入层 隐含推理层 输出层

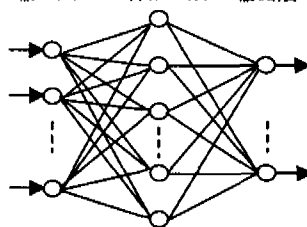


图1 BP神经网络模型

文中BP神经网络处理单元传递函数选择Sigmoid函数^[2],即 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$.网络的学习过程如下:

1) 给一个 $[-1, 1]$ 区间内的随机数初始化神经网络的所有连接权重和阈值.

2) 输入学习样本,计算隐含推理层各单元的输出.

$$A_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} X_i - \theta_j, \quad (1)$$

$$B_j = f(A_j). \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式(1) - 式(2)中: m 为输入层单元数; n 为隐含推理

* 收稿日期:2005-12-16

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(50334060)

作者简介:任松(1975-),男,四川营山人,重庆大学讲师,博士,主要从事岩土工程力学研究.

层单元数; i 为输入层任一单元; j 为隐含推理层任一单元; X_i 为输入层中第 i 个单元的输入量; W_{ij} 为输入层第 i 个单元连接到隐含推理层第 j 个单元的连接权重; θ_j 为隐含推理层第 j 个单元的阈值; B_j 为隐含推理层第 j 个单元的输入值。

3) 计算输出层单元的输入。

$$C_k = \sum_{j=1}^n V_{jk} B_j - a_k, \quad (3)$$

$$D_k = f(C_k), \quad (k = 1, 2, \dots, l) \quad (4)$$

式(3)~式(4)中: l 为输出层单元数; k 为输出层任一单元; V_{jk} 为隐含推理层第 j 个单元连接到输出层第 k 个单元的连接权重; a_k 为输出层第 k 个单元的阈值; D_k 为输出层第 k 个单元的输入值。

4) 计算输出层各单元的一般化误差。

$$E_k = D_k - Y_k, \quad (5)$$

式中: Y_k 为样本希望输出值。

5) 将误差反向传播,计算隐含推理层各单元的一般化误差。

$$F_j = \frac{df(A_j)}{dx} \sum_{k=1}^l V_{jk} E_k. \quad (6)$$

6) 根据输出层的一般化误差,调整输出层单元的连接权重和阈值。

$$\left. \begin{aligned} V_{jk} &= V_{jk} + \beta E_k D_k \\ a_k &= a_k + \beta E_k \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: β 为学习速率。

7) 根据隐含推理层单元的一般化误差,调整隐含推理层单元的连接权重和阈值。

$$\left. \begin{aligned} W_{ij} &= W_{ij} + \beta F_j B_j \\ \theta_j &= \theta_j + \beta F_j \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

当误差 E_k 小于允许误差时,学习过程结束;否则继续学习。

2 隧道围岩应力时序的神经网络预测模型

在隧道施工过程中,隧道围岩应力重新分布,随着时间的推移,围岩应力将不断变化,最后趋近于一个稳定的数值^[3]。因此,围岩应力是时间的函数,不同时间测得的围岩应力构成一时间序列。可以假设围岩应力的时间函数为:

$$F = f(a_1, a_2, \dots, a_n, t), \quad (9)$$

式中: a_1, a_2, \dots, a_n 为影响围岩应力分布的参数; n 为影响因素的个数; t 为时间。

如果找到函数 f ,那么就可以直接用该函数对隧道

围岩应力变化发展进行预测。然而,这个函数十分复杂,或者根本就不存在显式函数。因此,通常的办法是,对实测数据进行回归,得到应力变化的趋势曲线,然后用这一曲线来对围岩应力的发展进行预测。这种办法,误差大,使用很不方便。考虑到神经网络能够以任意精度逼近任意非线性系统的优良性质,神经网络应该是模拟隧道围岩应力变化函数的有效工具。

隧道围岩应力的影响因素有很多^[4],主要有埋深、上覆岩层容重、岩层岩性、地质构造应力等。但是很多影响因素难以准确测量,不能直接输入到神经网络模型。考虑到隧道实测围岩应力中包含了所有的影响因素^[5-6]。因此,为了模型使用方便,只将容易获得准确值的埋深(H)和围岩应力前5d的实测数据 I_i ($i = 1, 2, \dots, 5$)作为模型的输入。那么,模型输入层共有6个单元;隐含推理层的单元数为13个;输出层单元数共13个,用来输出第6~30d的围岩应力值 O_j ($j = 6, 8, \dots, 30$)。

3 工程实例

隧道围岩应力时序的神经网络预测模型,在綦万高速公路观音岩隧道进行了工程实用。该隧道位于重庆市綦江县永城镇境内,隧址区处于四川盆地与黔北山区过渡带上,海拔标高325.0~559.4m,相对高差234.4m。隧道区位处新华夏构造体系的桃子荡背斜,紧邻轴部西翼,隧道通过地段岩层受构造挤压作用明显,构造擦痕、阶步随处可见,多岩层层面发育,在进口段ZK21+650以北地段及ZK21+900附近岩层产生直立甚至倒转。隧道区内II、III类围岩占隧道总长度的76.5%,层间结合力差,且有地下水活动,围岩稳定性较差,极易发生坍塌。通过对特殊断面进行围岩应力监测和神经网络预测,较好地预报了可能出现的各种险情,有效地指导了施工,确保了隧道施工的安全,加快了施工进度,节约了工程投资。

在隧道围岩应力实际量测中,一般量测参数有,喷层切向应力、喷层径向应力、锚杆轴力等,就具体位置而言,有拱顶、左右拱肩等。不同部位不同力学参数的变化不能用同一个神经网络模型来进行预测。对每一个位置的不同力学参数必须分别建立预测模型并进行学习训练。笔者给出了隧道喷层拱顶切向应力的神经网络预测模型学习训练过程及使用情况。

该模型使用观音岩隧道ZK21+920、ZK21+921、YK21+930、YK21+935、YK21+940、YK21+947、

YK21 + 963 断面实测数据来进行学习训练(如表1)。学习训练后预测模型收敛,至此建立了稳定的神经网络预测模型,用建好的预测模型对隧道喷层切向应力时序进行预测,取得了很好的预测效果。图2是ZK21 + 974断面的神经网络模型预测值曲线与实测值回归曲线的比较,由图可见模型预测值和实测值相当吻合,预测准确可靠。

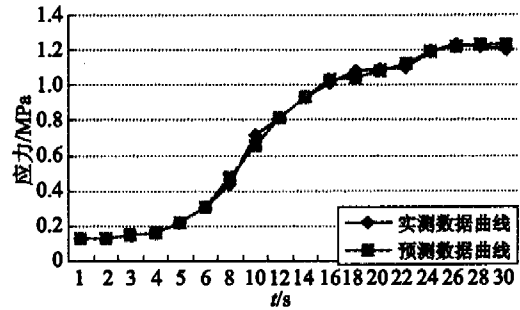


图2 预测值曲线与实测值曲线图

表1 观音岩隧道喷层拱顶切向应力 BP 神经网络训练样本

		MPa						
应力	监测断面	ZK21 + 920	ZK21 + 924	YK21 + 930	YK21 + 935	YK21 + 940	YK21 + 947	YK21 + 963
	测点埋深/m	(201)	(203)	(207)	(210)	(215)	(224)	(231)
输入	I_1	0.100	0.120	0.130	0.110	0.135	0.14	0.125
	I_2	0.050	0.010	0.040	0.071	0.071	0.080	0.113
	I_3	0.040	0.010	0.050	0.060	0.087	0.102	0.113
	I_4	0.050	0.020	0.070	0.111	0.111	0.125	0.166
	I_5	0.050	0.030	0.080	0.140	0.140	0.162	0.185
输出	O_6	0.040	0.010	0.080	0.213	0.213	0.245	0.275
	O_8	0.090	0.237	0.330	0.325	0.370	0.427	0.423
	O_{10}	0.150	0.285	0.400	0.498	0.556	0.600	0.680
	O_{12}	0.150	0.328	0.492	0.566	0.617	0.69	0.781
	O_{14}	0.220	0.397	0.535	0.634	0.725	0.768	0.871
	O_{16}	0.230	0.384	0.548	0.647	0.772	0.845	0.960
	O_{18}	0.230	0.436	0.560	0.690	0.811	0.901	0.944
	O_{20}	0.230	0.423	0.578	0.742	0.819	0.901	0.983
	O_{22}	0.240	0.466	0.578	0.733	0.845	0.923	1.065
	O_{24}	0.250	0.444	0.608	0.785	0.884	0.992	1.151
	O_{26}	0.260	0.466	0.621	0.776	0.875	1.018	1.155
	O_{28}	0.270	0.449	0.621	0.789	0.932	1.072	1.170
	O_{30}	0.273	0.449	0.617	0.824	0.936	1.064	1.160

4 结论

笔者利用神经网络可以无限逼近任意非线性系统的优良性质,建立了隧道围岩应力时序的神经网络预测模型,用实测数据进行学习训练后,模型能够准确地对围岩应力做出预测,指导隧道的施工,防止事故和险情发生,确保隧道施工安全,节约工程投资。预测数据与实测数据的比较可以看到,用神经网络对隧道围岩应力变化发展进行预测是可行的,该方法使用简单,结果可靠。

参考文献:

[1] 彭长胜,杨有海. 用人工神经网络评价边坡稳定性[J]. 兰州铁道学院学报,2003,4(22):98-100.

[2] 罗兵,黄万杰,杨帅. 基于BP神经网络的库存动态预测及其应用[J]. 重庆大学学报(自然科学版),2005,28(2):137-140.
 [3] 徐林生. 通渝隧道围岩变形的神经网络预测[J]. 岩土工程技术,2004,3(8):122-125.
 [4] 郝哲,罗敖,刘斌. 隧道系统预测的多因素模型[J]. 岩土工程技术,2004,18(3):116-121.
 [5] 李晓红. 隧道新奥法及其量测技术[M]. 北京:科学出版社,2002.
 [6] 代高飞,应松,夏才初. 高速公路隧道新奥法施工监控量测[J]. 重庆大学学报(自然科学版),2004,27(2):132-135.

Mathematical Model of Bearing with Bending Moment

TANG Ke-lun^{1,2}, ZHANG Xiang-wei³, CHENG Si-yuan³

(1. College of Resources and Environmental Science Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. Sichuan University of Science & Engineer, Zigong 643033, China;

3. Guangdong University of Technology, Guangzhou 510090, China)

Abstract: The rotor's dynamic performances largely depend on bearing's parameters. On the base of former eight-parameter model, an improved model is advanced which calculates the ununiformity force due to the tiny obliquity of rotor axis. By simplification to the center of bearing, a force and a moment are educed. An example is given to compare the results of two models by calculating the rotors critical speed through the FEM(Finite Element Method). The results indicate that an obvious error will be brought about if the rigidity of bearing were much larger. Therefore, it is necessarily to introduce the improved model to the rotor's dynamic design, which has a significant meaning to increase the precision of calculation in rotor's system design.

Key words: bearing; moment; mathematical model

(编辑 成孝义)

(上接第79页)

Neural Network Model for Predicting the Transformation Tendency of the Stress on the Surrounding Rocks of Tunnel

REN Song¹, JIANG De-yi¹, JIANG Zai-wen², LIU Xin-rong^{1,3}

(1. Key Laboratory for the Exploitation of Southwestern Resources & the Environmental Disaster Control Engineering Under the State Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

(2. The West-east Filiale of Chongqing Highway Development Company Ltd, Chongqing 400060, China;

3. Civil Engineering College of Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The stress on the surrounding rocks affects severely the stability of tunnel. To estimate the stability of tunnel needs the transformation tendency of the stress on the surrounding rocks. After the transformation tendency of the stress on the surrounding rocks and the factors affected it are analyzed, the neural network model for predicting the stress on the surrounding rocks is created. The model is applied successfully to predict the change of the stress of the Guanyingyan tunnel in the Qiwan expressway, which proves that it is feasible to predict the stress on the surrounding rocks with the neural network model. The method is convenient and correct.

Key words: tunnel; stress on the surrounding rocks; neural network, predicting model

(编辑 姚飞)