

文章编号: 1000-5013(2011)06-0680-04

BP 小波神经网络在大断面隧道 变形预测中的应用

黄志波, 林从谋, 黄金山, 孟凡兵, 付旭

(华侨大学 岩土工程研究所, 福建 泉州 362021)

摘要: 将 BP 算法引入小波神经网络, 自适应地调整小波系数和网络权重, 同时利用自适应算法调节 BP 算法的学习率, 提高收敛效率. 以 4 车道隧道——前欧隧道的监测数据为基础, 建立 BP 小波神经网络变形预测模型. 预测结果表明: BP 小波神经网络对地质条件相似, 施工及初期支护方法相同的隧道断面变形进行预测, 其预测结果满足工程精度要求, 能较准确地预知该断面在施工过程中的变形值.

关键词: BP 小波神经网络; 大断面隧道; 变形预测

中图分类号: U 456.3 **文献标志码:** A

隧道变形预测一直是隧道工程的一个重点研究课题, 隧道变形的准确预测对于评价隧道施工安全, 预防塌方具有重要意义. 自从认识到隧道开挖的时空效应及理论与数值模拟方法的缺陷后, 各种系统分析方法开始应用于隧道开挖的变形预测. 特别是近年来, 由于动态设计及信息化施工技术的提出, 学者对大断面隧道变形预测技术进行深入的研究^[1-2], 得到了不少基于小波神经网络的预测研究成果, 但未见采用小波神经对大断面隧道变形预测的研究成果. 如岳荣花^[3]采用小波神经网络进行沉降预测研究; 梁平^[4]采用 BP 小波神经网络对地震属性储存参数进行预测研究; 严胜华等^[5]采用小波神经对地表下沉进行预报分析; 杨丽^[6]采用小波神经网络对大坝变形进行预测. 基于此, 本文采用 BP 小波神经对大断面隧道进行变形预测研究, 期望取得较高的预测精度, 以准确掌握隧道变形情况.

1 BP 小波神经网络理论

小波神经网络(wavelet neural networks, WNN)是在小波理论上结合人工神经网络而提出的一种前馈型网络. 它以小波函数为神经元的激励函数, 小波的伸缩、平移因子及连接权重在对误差能量函数的优化过程中被自适应调整. 采用的模型为

$$y(x) = f(\sum_{j=1}^M \varphi_{ab} w_j [\sum_{i=1}^n x_i v_{j,i}]), \tag{1}$$

其误差函数为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^k [t - f(x_k)]^2$.

BP 小波神经网络是基于 BP 算法的小波神经网络, BP 算法采用梯度下降法来减小误差函数. BP 网络就是要完成 n 维空间向量到 m 维空间的近似映射: $F: F: X \in R_n \rightarrow Y \in R_m$.

BP 小波神经网络的隐含层的激励函数选用应用较多的 Marlet 小波函数, 输出层选用 Sigmoid 函数. 网络的各层输出为

$$o_j = g(\sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i - h\theta_j), \quad y_k = f(\sum_{j=1}^l w_{j,k} o_j - \alpha\theta_k). \tag{2}$$

即 BP 小波神经网络的输出为

$$y_k = f(\sum_{j=1}^l w_{j,k} g(\sum_{i=1}^n w_{i,j} x_i - h\theta_k) - o\theta_k).$$

(3)

2 BP 小波神经网络预测模型

基于 Matlab 2009a 建立 BP 小波神经网络预测模型^[7-9],主要有如下 4 个步骤.

步骤 1 输入训练样本.以福建泉州的前欧隧道典型断面 ZK357+700 部分监测数据(表 1)为基础,依次将顺序 5 d 的数据作为网络的一个输入数据,其后一天的数据作为网络输出即目标数据.按此方式进行滚动式的排列,形成神经网络的训练样本.表 1 中: Δ_{mon} 为隧道变形位移监测值.

表 1 前欧隧道典型断面 ZK357+700 部分监测数据

Tab. 1 Part of monitoring data of typical cross-section ZK357+700 of Qian-ou tunnel

日期	$\Delta_{\text{mon}}/\text{m}$	日期	$\Delta_{\text{mon}}/\text{m}$	日期	$\Delta_{\text{mon}}/\text{m}$	日期	$\Delta_{\text{mon}}/\text{m}$
12 月 24 日	4.575 0	1 月 1 日	4.576 2	1 月 8 日	4.582 1	1 月 15 日	4.584 5
12 月 25 日	4.575 5	1 月 2 日	4.577 0	1 月 9 日	4.582 5	1 月 16 日	4.584 6
12 月 26 日	4.575 7	1 月 3 日	4.577 6	1 月 10 日	4.582 8	1 月 17 日	4.584 5
12 月 27 日	4.575 9	1 月 4 日	4.578 3	1 月 11 日	4.583 1	1 月 18 日	4.584 8
12 月 28 日	4.576 2	1 月 5 日	4.579 3	1 月 12 日	4.583 3	1 月 19 日	4.585 1
12 月 29 日	4.575 5	1 月 6 日	4.580 1	1 月 13 日	4.584 3	1 月 20 日	4.585 2
12 月 30 日	4.575 7	1 月 7 日	4.581 1	1 月 14 日	4.584 6	1 月 21 日	4.585 9
12 月 31 日	4.575 9						

步骤 2 网络参数进行初始化.确定输入节点个数 $M=5$,输出节点个数 $N=1$,神经元个数 $n=8$,训练误差 $e_{\text{goal}}=0.001$,动量因子 $\mu=0$, $\gamma=0.2$, $L=1.15$,学习率 $1r_1=1r_2=0.3$.将小波的伸缩因子 a 、平移因子 b ,以及网络权值 $w_{i,j},w_{j,k}$,随即赋予初始值.

步骤 3 计算梯度向量.梯度向量的计算式为

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = - \sum_{p=1}^p (d_i^p - y_i^p) \Psi_{a,b}(\text{net}_j^p),$$

(5)

$$\frac{\partial E}{\partial w_{j,k}} = - \sum_{p=1}^p \sum_{i=1}^N (d_i^p - y_i^p) w_{i,j} \Psi'_{a,b}(\text{net}_j^p) x_k^p / a_j,$$

(6)

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{p=1}^p \sum_{i=1}^N [(d_i^p - y_i^p) w_{i,j} \Psi'_{a,b}(\text{net}_j^p) / a_j],$$

(7)

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = \sum_{p=1}^p \sum_{i=1}^N (d_i^p - y_i^p) w_{i,j} \Psi'_{a,b}(\text{net}_j^p) (\frac{\text{net}_j^p - b_j}{b_j}) / a_j.$$

(8)

式(5)~(8)中: $\Psi'_{a,b}(\text{net}_j^p) = -[1.75(\sin(1.75(\text{net}_j^p)) + \tau \cos(1.75(\text{net}_j^p))]\exp(-\frac{1}{2}(\text{net}_j^p)^2)$.为了便于控制训练效果,每次循环之后的网络输出误差用下式表示相对误差,并计算相对误差 E .即

$$E = \sum_{i=1}^N (s(t) - \bar{s}(t)) / \sum_{i=1}^N s(t)^2.$$

(9)

步骤 4 当相对误差 E 大于 e_{goal} 时,采用 $\eta=1 \times \eta_{i-1}$ 对学习率进行修正;否则,采用 $\eta=g \times \eta_{i-1}$ 对学习率进行修正.然后,修改网络参数,其计算式为

$$w_{j,k}(t+1) = w_{j,k}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{j,k}} + \eta \Delta w_{j,k}(t),$$

(10)

$$w_{i,j}(t+1) = w_{i,j}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} + \eta \Delta w_{i,j}(t),$$

(11)

$$a_j(t+1) = a_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_j} + \eta \Delta a_j(t),$$

(12)

$$b_j(t+1) = b_j(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_j} + \eta \Delta b_j(t).$$

(13)

为了防止由于步骤(2)中的部分网络参数随机赋值导致程序不稳定,当相对误差 E 小于 e_{goal} 时,将此时的网络参数的值赋值给步骤(2)对应的网络参数并转步骤(3).

3 预测结果及分析

3.1 监测曲线及处理

图 1 为隧道导坑编号图. 采用 Matlab 7.0 中的小波工具箱对桩号 ZK357+700 断面的监测数据进行去噪^[10-11]. 其中:小波函数选取 Db3 函数,最大尺度为 3. 限于篇幅,仅列出 ZK357+700 I 导坑部分监测数据去噪结果,如图 2 所示. 图 2 中: Δ_{con} 为隧道变形位移收敛值; N 为数据组.

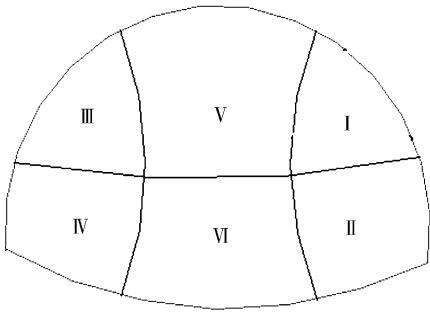


图 1 隧道导坑编号图

Fig. 1 Pilot tunnel numbering plan

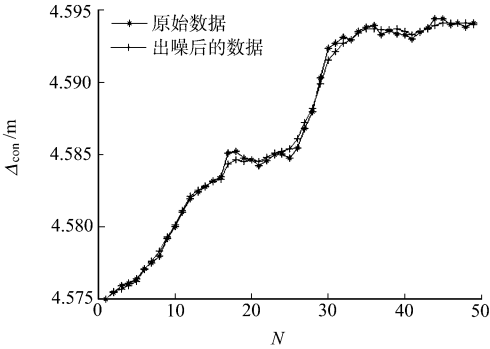


图 2 监测数据及去噪曲线图

Fig. 2 Monitoring data and denoising curves

3.2 预测结果比较

将基于 ZK357+700 I 导坑部分监测数据用训练好的 BP 小波神经网络模型,以 ZK357+700 I 导坑某 5 d 的变形(收敛值)为基础,对第 6 天的监测值进行预测. 然后,按照上述滚动的形式将该预测结果加入预测样本,对第 6 天的变形数据进行预测. 以预测数据进行预测,迭代连续预测隧道 5 d 的变形,结果如表 2 所示. 同时,以地质条件相似,施工及初期支护方法相同的 ZK357+700 III 导坑某 5 d 的变形(收敛值)为基础进行预测,结果如表 2 所示. 表 2 中: e, E 分别为收敛值的绝对误差和相对误差; $\Delta_{\text{mea}}, \Delta_{\text{pre}}$ 分别为隧道变形位移的实测值和预测值(下同).

表 2 ZK357+700 I 和 ZK357+700 III 导坑的收敛值预测结果

Tab. 2 Prediction results of convergence value of ZK357+700 I and ZK357+700 III pilot tunnel

时间	ZK357+700 I 导坑				ZK357+700 III 导坑			
	$\Delta_{\text{mea}}/\text{m}$	$\Delta_{\text{pre}}/\text{m}$	e/mm	$E/\%$	$\Delta_{\text{mea}}/\text{m}$	$\Delta_{\text{pre}}/\text{m}$	e/mm	$E/\%$
第 1 天	4.592 1	4.592 1	0	0	4.828 0	4.827 8	0.2	0
第 2 天	4.592 7	4.592 7	0	0	4.828 6	4.828 5	0.1	0
第 3 天	4.592 9	4.593 0	-0.1	0	4.829 1	4.829 2	-0.1	0
第 4 天	4.593 4	4.592 9	0.5	0.01	4.829 0	4.829 0	0.5	0.01
第 5 天	4.593 7	4.591 7	2.0	0.04	4.830 0	4.827 3	2.7	0.06

以 IV 级围岩,采用单侧壁工法施工的 ZK357+090 断面变形监测数据为基础,建立 BP 小波神经网络模型. 按前面所述方法对地质条件相似,施工及初期支护方法相同的隧道断面进行变形预测. 限于篇幅,仅列出 ZK357+100, ZK357+110 断面的测结果如表 3 所示.

表 3 ZK357+100 和 ZK357+110 断面的预测结果

Tab. 3 Prediction results of ZK357+100 and ZK357+110

时间	ZK357+100				ZK357+110			
	$\Delta_{\text{mea}}/\text{m}$	$\Delta_{\text{pre}}/\text{m}$	e/mm	$E/\%$	$\Delta_{\text{mea}}/\text{m}$	$\Delta_{\text{pre}}/\text{m}$	e/mm	$E/\%$
第 1 天	4.525 8	4.525 4	0.4	0.01	4.686 3	4.686 9	-0.1	0.01
第 2 天	4.525 9	4.525 5	0.4	0.01	4.686 2	4.686 6	-0.4	0.01
第 3 天	4.526 1	4.525 6	0.5	0.01	4.686 3	4.686 1	0.2	0
第 4 天	4.526	4.525 6	0.4	0.01	4.686 0	4.686 2	-0.2	0
第 5 天	4.526 3	4.525 3	1.0	0.02	4.685 7	4.686 9	-1.2	0.03

由表 2,3 可知,前 4 天预测值的绝对误差均在 0.6 mm 以内,而第 5 天相差较大. 这是由于将前面

的预测结果加入预测样本,对后面的变形数据进行预测,如此以预测数据进行预测,会导致误差叠加而引起预测结果偏差较大.因此,最多连续预测 4 d 后,必须根据现场监测数据调整预测样本,方能保持较高的预测精度.

4 结束语

基于 BP 算法并利用自适应算法调节 BP 算法学习率的小波神经网络,适用于对大断面隧道变形进行短期预测,并且可通过修正预测样本(可以是 4 d 修正一次),即将实测的数据代替预测的数据,作为新的预测样本,进行预测进行长期预测.另外,可以采用该方法对地质条件相似,施工及初期支护方法相同的隧道断面变形进行短期预测,取预测结果满足工程精度要求.综上所述,采用 BP 小波神经网络模型隧道变形进行预测,能较准确地预知该断面在施工过程中的变形值,及时准备相应对策应对险情或者可以适当降低支护要求,对预防险情和指导施工具有重要意义.

参考文献:

[1] 时亚昕,陶德敬,王明年.大断面浅埋暗挖隧道施工引起的地表移动及变形预测[J].岩土力学,2008,29(2):465-469.

[2] 吴益平,李亚伟.灰色-进化神经网络模型在深埋隧道围岩变形预测中的应用[J].岩土力学,2008,29(增刊 1):263-266.

[3] 岳荣花.小波神经网络在沉降预测中的应用研究[D].江苏:河海大学,2007.

[4] 梁平.地震属性优化技术及 BP 小波神经网络储层参数预测的初步研究[D].四川:成都理工大学,2009.

[5] 严胜华,叶建华,陈思胜.小波神经网络在变形监测预报中的应用[J].海洋测绘,2009,29(3):71-73.

[6] 杨丽.小波理论在大坝变形监测数据分析中的应用和研究[D].西安:西安理工大学,2010.

[7] 李金屏,何苗,刘明军,等.提高 BP 小波神经网络收敛速度的研究[J].模式识别与人工智能,2002,15(1):28-35.

[8] 何苗,刘希莲,李金屏,等.BP 小波神经网络自适应调节步长的改进算法[J].济南大学学报:自然科学版,2000,15(4):315-318.

[9] 金瑜,陈光福,刘红.基于 BP 小波神经网络的模拟电路故障诊断[J].测控技术,2007,26(9):64-69.

[10] 梁桂兰,徐卫亚,谈小龙,等.大岩石高边坡安全监测数据的小波变换去噪处理[J].岩土力学,2008,27(9):1837-1844.

[11] 吕俊白.小波系数局部特征的自适应图像降噪算法[J].华侨大学学报:自然科学版,2010,31(6):636-640.

BP Wavelet Neural Network in Application of Large Cross-Section Tunnel Deformation Prediction

HUANG Zhi-bo, LIN Cong-mou, HUANG Jin-shan,
MENG Fan-bing, FU Xu

(Institute of geotechnical engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: Introducing back propagation (BP) algorithm to wavelet neural network, and using adaptive algorithm for adjusting BP algorithm learning rate, under adaptive adjustment of wavelet coefficients and network weights, the efficiency of convergence was improved. Based on monitoring data of the four-lane Qian-ou tunnel, BP wavelet neural network prediction model is established. For the similar geological conditions and the same construction and initial support, BP wavelet neural network prediction of the tunnel-section deformation meets the engineering requirement of accuracy.

Keywords: back propagation wavelet neural networks; large cross-section tunnel; deformation prediction

(责任编辑:黄晓楠 英文审校:方德平)