

通渝隧道围岩变形的神经网络预测

徐林生

(重庆交通学院,重庆 400074)

【摘要】 隧道新奥法施工中,常以围岩变形量作为评判围岩稳定性和支护结构经济合理性的重要指标。公路隧道围岩变形量是随时间而变化的数据序列,因而可以建立一些实时跟踪预测模型和方法。根据通渝隧道围岩拱顶下沉位移变形的特性,采用神经网络技术来预测其变形量,结果表明该方法简易、有效。

【关键词】 通渝公路隧道;神经网络;围岩变形;预测

【中图分类号】 U 452.13; TU 457

Prediction of Nerve Network on Surrounding Rock Deformation in Tongyu Highway Tunnel

Xu Linsheng

(Department of Bridge and Structure Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074 China)

【Abstract】 The surrounding rock deformation of highway tunnel is an important index to assess its stability and economy of support structure in NATM. It is a data column which is related with measurement time sequence, so we can set up some effective models and methods to predict the surrounding rock deformation. According to the surrounding rock deformation characteristics of Tongyu highway tunnel, the nerve network technology is adopted to predict the subsidence displacements. The research results show this prediction method is simple and effective.

【Key Words】 Tongyu highway tunnel; nerve network; surrounding rock deformation; prediction

公路隧道围岩变形时间序列数据中蕴含着其系统演化的综合信息,我们期望能从这些数据序列中找出其蕴含的规律性,同时也希望能用已知的观测资料来预报系统的未来动态变化趋势,以指导隧道施工实践。

神经网络方法从模拟人脑的形象思维入手,对于处理具有强躁声、模糊性、非线性的变量信息具有广阔的应用前景^[1~5]。神经网络学习算法有许多种,目前应用最多的是BP(Back Propagation)学习算法,这是一种误差逆传播学习算法,其网络结构一般分为输入层、隐含层、输出层三层。它是靠调节各层与层之间结点的连接权值使网络“记忆”各学习训练组,每一训练组由输入和输出对组成,执行优化的基本方法是梯度下降法。它通过大量训练组的学习,自适应地获得输入层与输出层间的高度非线性映射关系,它对确定型因果关系有很强的自适应识别能力。理论上已证明^[6~9],一个具有 M 个结点输入层, $2M+1$ 个结点的隐含层和 P 个结点的输出层所组成的三层BP网络,可以精确地表达任意一个连续函数 $\phi: I^M \rightarrow$

$R^P, Y = \phi(?)$, ($I \in [0, 1]$)。由于BP网络的这种从实例学习获得知识的过程是与公路隧道围岩变形时间序列的核心思想相一致的,因而它用于公路隧道围岩变形时间序列预测是适宜的。

1 BP神经网络学习算法

BP神经网络学习算法应定义一个能量函数 E :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P (CK(A(H)) - C(A(H)))^2 \quad (1)$$

$$E = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M E_p \quad (2)$$

式中: $C(A(H))$ 为学习样本的计算输出, $CK(A(H))$ 为期望输出值, P 为输出节点的个数, M 为学习样本的个数。

BP神经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 $B(I)$ 、 $C(J)$;

$$B(I) = F\left(\sum_{H=1}^N U(H, I) * A(H) + Q(I)\right) \quad (3)$$

$$C(J) = F\left(\sum_{i=1}^P W(I, J) * B(I) + V(J)\right) \quad (4)$$

$F(\cdot)$ 为 SIGMOID 函数, $F(?) = 1/(1 + \text{EXP}(-?))$

3) 计算 B 层节点的一般化误差 $D(J)$:

$$D(J) = C(J) * (1 - C(J)) * (CK(J) - C(J)) \quad (5)$$

4) 计算 B 层的参考误差 $E(I)$:

$$E(I) = B(I) * (1 - B(I)) * \sum_{j=1}^Q W(I, J) * D(J) \quad (6)$$

5) 调整 $B-C$ 层的连接权值和阈值:

$$W(I, J) = W(I, J) + \alpha * B(I) * D(J) \quad (0 < \alpha < 1) \quad (7)$$

$$V(J) = V(J) + \beta * D(J) \quad (8)$$

6) 调 $A-B$ 层的连接权值和阈值:

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

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

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, 直到达到精度要求。

这里为了加速网络的收敛速度, 采用了累计误差 BP 算法, 使整体误差 E 趋于最小, 避免学习过程中走回头路; 另外, 在权值和阈值的调整时, 加了冲量项:

$$DW_{I, J}(T+1) = \alpha * B(I) * D(J) + \eta [W_{I, J}(T) - W_{I, J}(T-1)] \quad (9)$$

这样既可加快收敛速度, 又可使迭代收敛于全局最小值, 以便取得良好的效果。

2 通渝隧道围岩变形的神经网络预测

通渝隧道位于四川盆地边缘的雪宝山区, 属省道 202 线城黔路的一部分, 是城口通往开县、黔江、重庆等地的重要工程, 也是在建的“8 小时重庆”交通建设工程的重要控制性工程之一。该隧道为单洞

二车道双向行驶公路隧道, 全长 4 279 m, 最大埋深 1 049 m; 隧道主要穿越寒武系三游洞组至三叠系大冶组, 其中 3/4 为灰岩段、1/4 则为泥岩和页岩等构成的软弱围岩段。该隧道内轮廓设计为曲墙半圆拱, 净空宽度 9.14 m、净高 5 m, 净空面积为 56.45 m², 采用新奥法设计和施工。

2.1 BP 神经网络模型的建立

通渝隧道施工实践中, 由于隧道围岩变形受多种因素的影响, 我们无法详细地描述其各个因素的实际影响程度, 因而通过对实测资料和围岩变形的分析, 首先选取了隧道围岩类别 (S) 和埋深 (H) 这两个重要的影响因素, 同时又考虑到隧道围岩变形可视为一时间序列 ($?_i, i = 1, 2, \dots, n; n$ 为观测的天数), 则隧道围岩变形时间序列预报模型可描述为:

$$?_i = f(S, H, ?_1, ?_2, \dots, ?_n) \quad (10)$$

其中 $f(\cdot)$ 为一非线性连续函数, $f(\cdot)$ 刻画了围岩变形随时间序列 (同时考虑了围岩类别和埋深) 变化的动态机制, 只要能找到合适的 $f(\cdot)$, 我们就能对这一时间序列作出合理的预测。由于隧道围岩变形受多种因素的影响, 想要较准确、具体的描述其动态过程是极其困难的, 而神经网络在对非线性函数曲线的模拟和跟踪预测方面有其独特的优势。从理论分析来看, 利用神经网络技术对隧道围岩变形的动态过程进行建模预测也是可行的。

这里我们采用 BP 神经网络三层模型: ① 输入层节点数 M 共计 7 个, 即 S 、 H 和 $?_i (i = 1, 2, \dots, 5)$, 为最初 5 d 的围岩变形监测值; ② 隐含层节点数按照 $2M+1$ 的理论原则, 共取 15 个; ③ 输出层节点数共取 13 个, 即 $?_i (i = 6, 8, \dots, 30)$, 为第 6~30 d 的围岩变形预报值 (见图 1)。

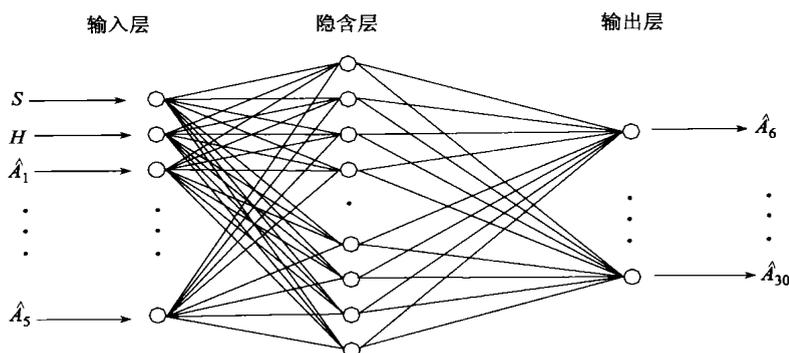


图 1 神经网络预测模型

2.2 BP神经网络学习训练与预测

采用根据上述算法原理编制的计算程序进行BP神经网络学习,我们先选取通渝隧道监控量测获得的K19+623、K19+734、K19+994、K20+244、K20+299、K20+619断面拱顶下沉位移量实测资料作为学习训练样本,取 $\eta=0.01$ 、 $\alpha=\beta=0.02$ 、 $E_p=0.015$,并选取围岩类别、埋深及最初5d的拱顶下沉值作为输入层,第6~30d的拱顶下沉预测值则作为输出层构成配对;将学习训练样本(见表1)代入图1的网络中进行学习,学习训练后即求得其稳定的网络结构,这样就建立了基于神经网络的围岩拱顶下沉随时间序列变化的预测模型;用已经建立的

模型首先对学习样本自身进行预测和对比分析研究,发现其预测结果与实测值总体吻合性很好(见表2),说明其神经网络学习训练十分有效,故可用以对其它断面进行相关围岩拱顶下沉位移的预测。

我们将通渝隧道待预测样本K20+711断面的围岩类别、埋深及最初5d的拱顶下沉观测值(见表3)代入上述学习训练所得网络输入层,利用上述学习训练所求得的稳定网络结构,对其后面的拱顶下沉观测值及时进行事先预测(见图2);课题组后来实测到的数据则清楚地表明,上述拱顶下沉事先预测结果与其第6天后的实测值总体吻合性也很好(见图2)。

表1 通渝隧道拱顶下沉神经网络预测模型学习训练样本集

| 实际监测断面 围岩类别 S 埋深 H/m | K19+623 II 35 | K19+734 IV 95 | K19+994 II 130 | K20+244 V 315 | K20+299 V 320 | K20+619 III 645 |
|----------------------------|---------------------|---------------------|----------------------|---------------------|---------------------|-----------------------|
| ? 1 | 1.100 | 3.100 | 0.400 | 3.070 | 0.770 | 1.740 |
| ? 2 | 1.400 | 5.400 | 0.430 | 4.710 | 1.260 | 2.490 |
| ? 3 | 1.700 | 6.700 | 0.760 | 5.400 | 1.750 | 3.160 |
| ? 4 | 2.300 | 7.000 | 0.900 | 5.940 | 1.950 | 3.420 |
| ? 5 | 2.300 | 7.300 | 2.400 | 5.840 | 1.930 | 3.520 |
| ? 6 | 3.200 | 7.400 | 2.960 | 5.870 | 1.980 | 3.870 |
| ? 8 | 3.800 | 7.700 | 5.710 | 5.890 | 1.960 | 3.950 |
| ? 10 | 4.400 | 7.700 | 8.920 | 6.010 | 2.080 | 4.210 |
| ? 12 | 5.400 | 7.850 | 11.400 | 6.090 | 2.100 | 4.140 |
| ? 14 | 10.300 | 7.700 | 14.610 | 5.970 | 2.113 | 4.300 |
| ? 16 | 13.100 | 7.400 | 17.100 | 6.050 | 2.190 | 4.270 |
| ? 18 | 13.800 | 7.400 | 18.500 | 6.080 | 2.190 | 4.350 |
| ? 20 | 14.250 | 7.800 | 18.750 | 6.080 | 2.190 | 4.330 |
| ? 22 | 14.050 | 8.500 | 19.100 | 5.990 | 2.190 | 4.340 |
| ? 24 | 13.900 | 8.100 | 19.305 | 5.960 | 2.190 | 4.350 |
| ? 26 | 14.200 | 7.700 | 19.355 | 5.980 | 2.190 | 4.360 |
| ? 28 | 14.800 | 7.400 | 19.350 | 5.990 | 2.190 | 4.360 |
| ? 30 | 14.700 | 7.700 | 19.600 | 5.990 | 2.190 | 4.360 |

表2 通渝隧道 K20+619 断面学习样本拱顶下沉神经网络自身预测结果与实测值对比表

| 序 号 | 实测值/mm | 神经网络预测值/mm | 绝对误差/mm | 相对误差 |
|------|--------|------------|---------|--------|
| ? 6 | 3.870 | 4.270 | 0.103 | -0.094 |
| ? 8 | 3.950 | 4.326 | 0.095 | -0.087 |
| ? 10 | 4.210 | 4.534 | 0.077 | -0.071 |
| ? 12 | 4.140 | 4.583 | 0.107 | -0.097 |
| ? 14 | 4.300 | 4.654 | 0.082 | -0.076 |
| ? 16 | 4.270 | 4.586 | 0.074 | -0.069 |
| ? 18 | 4.350 | 4.554 | 0.047 | -0.045 |
| ? 20 | 4.330 | 4.622 | 0.067 | -0.063 |
| ? 22 | 4.340 | 4.732 | 0.090 | -0.083 |
| ? 24 | 4.350 | 4.643 | 0.067 | -0.063 |
| ? 26 | 4.360 | 4.549 | 0.043 | -0.042 |
| ? 28 | 4.360 | 4.509 | 0.034 | -0.033 |
| ? 30 | 4.360 | 4.555 | 0.045 | -0.043 |

表3 通渝隧道 K20+711 断面围岩拱顶下沉监测值

| 围岩类别 S | 埋深 H/m | ? ₁ | ? ₂ | ? ₃ | ? ₄ | ? ₅ |
|--------|--------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| Ⅲ | 680 | 2.185 | 2.920 | 3.900 | 4.340 | 4.440 |

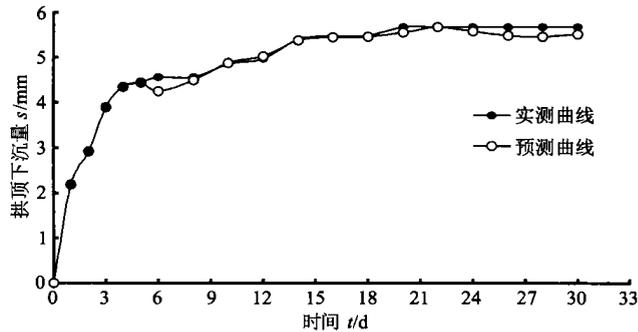


图2 K20+711 断面拱顶下沉神经网络预测曲线与实测曲线对比图

3 结论

本文根据通渝隧道围岩拱顶下沉位移变形的特性,采用神经网络技术建模并及时跟踪预测其后续开挖断面的围岩下沉位移变形量,以指导隧道施工实践;K20+711 断面的应用实例表明其预测结果与后来实测值的最大相对误差多小于 10%,该方法简易、有效。这说明利用 BP 神经网络技术进行公路隧道围岩变形时间序列的预测是可行的。

参 考 文 献

- 1 张玉祥. 岩土工程时间序列预报问题初探. 岩石力学及工程学报, 1998, 18(5): 552~558
- 2 王穗辉. 人工神经网络在隧道地表变形预测中的应用. 同济大学学报, 2001, 22(10): 1147~1151

- 3 程相君, 王春宁, 陈生潭. 神经网络原理及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1995. 56~82
- 4 孙海涛, 吴 限. 深基坑工程变形预报神经网络法的初步研究. 岩土力学, 1998, 19(4): 11~15
- 5 黄润秋, 许 强. 工程地质广义系统科学分析原理及应用. 北京: 地质出版社, 1997. 48~59
- 6 靳 蕃, 范俊波. 神经网络与神经计算机. 成都: 西南交通大学出版社, 1991. 26~83
- 7 王大力. 用神经网络作地质数据分析. 石油物探, 1994, 33(4): 31~34
- 8 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992. 76~93
- 9 靳晓光. 公路隧道变形监测及其应用. 中国地质灾害防治学报, 2000, 11(1): 31~33

收稿日期: 2004-03-25

(上接第 112 页)

- 7 夏元友. 系统加权聚类法及其在滑坡稳定性预测中的应用. 自然灾害学报, 1997, 6(3): 85~91
- 8 徐晓臻. 案例推理在多准则评价智能决策与支持系统中的应用研究. 计算机集成制造系统, 2001(1): 16~18

- 9 Sah N K, Sheorey P R & Upadhyaya L N. Maximum likelihood estimation of slope stability. Int. J. Rock Mech. Min. Geomech. Abstr., 1994, 31(1): 47~54

收稿日期: 2004-03-31