

基于 RBF 神经网络的隧洞围岩变形预测方法

张俊艳¹, 冯守中², 刘东海²

(1. 天津大学管理学院, 天津 300072; 2. 天津大学建筑工程学院, 天津 300072)

[摘要] 传统回归方法对于围岩变形时程曲线存在反弯点, 这种情况的模拟具有难度。提出的基于 RBF 神经网络的隧道围岩变形预测方法, 不仅能很好地描述复杂的围岩变形时程曲线, 而且比 BP 神经网络具有更快的收敛速度和更好的全局搜索能力。实例研究验证了该方法的有效性与其可行性。

[关键词] RBF 神经网络; 隧洞施工; 围岩变形; 预测

[中图分类号] U456.31; TP183 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742 (2005) 10-0087-04

1 引言

在公路隧道新奥法施工过程中, 位移监测对于设计和施工起着极其重要的作用。针对已测量到的围岩变形的数据, 通过一定的数值分析方法, 可获得围岩日变形速率以及围岩变形收敛时间等重要参数, 对正确把握围岩变形规律、确定二次衬砌施作的合理时机有重要的现实意义。根据实测数据建立合理的围岩变形时程曲线的数学表达形式是正确预测围岩变形参数的关键。许多学者针对该问题做了大量的研究工作, 所采用的方法大都是多项式回归分析等统计方法。这些方法一般适合于采用全断面隧道开挖方式时围岩变形时程曲线较简单的情况, 但是当采用正台阶(即先拱后墙)开挖方式时, 特别是对于连拱隧道的分步施工情况, 其变形时程曲线形式较复杂, 从上台阶到下台阶的过渡存在反弯点, 采用前述回归分析方法很难精确描述。

近年来迅速发展的人工神经网络(ANN, artificial neural networks)^[1]方法为这问题的解决提供了新的途径。利用神经网络模型强大的自学习、自适应及非线性映射能力, 可自动构建具有强非线性关系的围岩时程变形模型。已有学者提出采用

BP 神经网络方法来对围岩变形时程曲线进行拟合和预测^[2, 3]。BP 网络在处理复杂的非线性函数逼近问题时, 尽管理论上是可行的, 但是其学习效率低, 收敛速度慢, 易陷于局部极小状态, 并且网络的泛化及适应能力都较差。径向基函数(RBF, radial basis function)神经网络是 Moody 和 Darken 根据人脑的局部调节和交叠感受这一特点提出的一种前馈式神经网络^[4]。该网络既有生物背景又符合逼近理论, 当中心点集选择适当时, 很少的神经元就可获得很好的逼近效果, 它还具有唯一最佳逼近点的优点, 并采用保证全局收敛的线性优化算法, 因而大大提高了网络的训练速度。

笔者提出采用 RBF 神经网络方法, 并结合实际工程, 根据隧道监测所得到的信息, 对隧道施工围岩变形进行预测, 为隧道施工提供依据。

2 围岩变形预测的 RBF 神经网络建模

2.1 RBF 神经网络基本原理

一个典型的 RBF 神经网络包括隐层(或径向基层)和输出层。图 1 是径向基函数网络的结构图^[5, 6], 所示的网络输入维数为 R , 隐层神经元个

[收稿日期] 2004-11-24; 修回日期 2004-12-23

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(50479048)

[作者简介] 张俊艳(1974-), 女, 河北保定市人, 天津大学讲师, 博士研究生

数为 S , 输出层神经元个数为 M , 隐层神经元采用径向基函数作为传递函数 $\text{radbas}(\cdot)$, 输出层传递函数为线性函数 $\text{purelin}(\cdot)$ 。一般最常用的径向基函数是高斯函数, 那么输入 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_R)^T$ 与隐层输出 \mathbf{A} 之间的关系为

$$a_j = \exp(-\| \mathbf{W}_j - \mathbf{X} \|^2 / b_j) \quad (1)$$

$$\mathbf{A} = (a_j)_{S \times 1}, j = 1, 2, \dots, S,$$

式中 a_j 为第 j 个隐层神经元的输出, b_j 为第 j 个隐层神经元的阈值, $\mathbf{B} = (b_j)_{S \times 1}$, w_{ij} 为网络中第 i 个输入单元到第 j 个隐层神经元的连接权重 (也是高斯基函数的中心值), $i = 1, 2, \dots, R$, 且 $\mathbf{W}_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{Rj})^T$, $\|\cdot\|$ 为欧几里德距离范数。

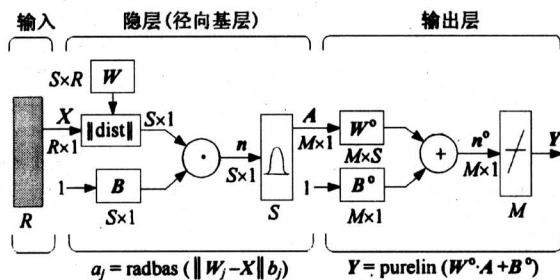


图1 RBF神经网络结构图

Fig.1 Structure of radial basis function neural networks

隐层输出 \mathbf{A} 与输出层 \mathbf{Y} 之间的线性关系为

$$y_k = \sum_{j=1}^S w'_{jk} a_j + b'_k$$

$$\mathbf{Y} = (y_k)_{M \times 1}, k = 1, 2, \dots, M,$$

式中 w'_{jk} 为第 j 个隐层神经元与第 k 个输出单元的连接权重, 且 $\mathbf{W}' = (w'_{jk})_{M \times S}$, b'_k 为第 k 个输出神经元的阈值, 且 $\mathbf{B}' = (b'_k)_{M \times 1}$ 。

由式 (1) 可知, 隐层单元中的基函数对输入信号将在局部产生响应, 也就是说, 当输入信号靠近核函数的中央范围时, 隐层节点将产生较大的输出。节点的输出范围在 $(0, 1]$ 之间, 且输入样本越靠近节点的中心, 输出值越大。由此可见, 这种网络具有局部逼近能力, 所以径向基函数神经网络也称为局部感知场网络。

RBF 网络的训练过程主要是:

- 1) 确定隐含层节点个数, 即选择多个基函数;
- 2) 选取合适的基函数中心矢量 \mathbf{W}_j ;
- 3) 确定隐含层到输出层的连接权值 w'_{jk} 。隐

含层到输出层之间的权值可以通过 Least-Mean-Square 算法 (LMS) 或者其他线性优化算法进行。选用 Orthogonal-Least-Squares (OLS) 算法^[5], 可在计算连接权时, 自适应地确定隐层节点数目。

理论上讲, RBF 网络和 BP 网络一样可近似任何连续的非线性函数。二者的差别在于使用不同的作用函数, BP 网络中的隐层节点使用的是 Sigmoid 函数, 其函数值在输入空间的无限大范围内为非零值, 而 RBF 网络中的作用函数则是局部的。RBF 网络与 BP 网络相比, 前者不但在理论上是前向网络中的最优网络, 并且由于该网络输出层是对隐层的线性加权, 避免了像反向传播那样冗长的计算, 因而具有较高的运算速度。

2.2 基于 RBF 神经网络的围岩变形预测的步骤

围岩变形预测的前提是要建立围岩变形时程曲线的数学模型, 即建立开挖时间 t 与围岩变形量 y 之间的关系。这里, 两者的关系是通过 RBF 神经网络建立的。利用 RBF 神经网络进行连拱隧道施工期围岩变形预测的具体步骤如下:

1) 训练样本初始化。为消除不同量纲影响, 得到更好的网络训练效果, 对多组训练样本 (y, t) 进行初始化, 将样本转化为 $[0, 1]$ 区间的值。

2) 建立 RBF 神经网络模型根据训练样本进行训练。理论上讲, 训练样本越多, 则网络的非线性逼近能力就越强, 从而模拟的效果就越好, 因而, 应尽可能多选择训练样本对网络进行训练。

3) 网络模型检验和应用分析。网络模型是否达到较好的拟合效果, 符合围岩变形客观发展趋势, 要用实际观测值进行检验。只有当两者都满足条件时, 才可以利用该网络模型进行围岩变形分析。

3 工程实例分析

以高速公路连拱隧道 K119 + 900 断面的围岩变形分析为例, 已有 39 天拱顶沉降和水平收敛的实测数据。用上述的 RBF 神经网络方法对隧道围岩变形量进行拟合和预测, 网络为 1 个输入, 隐含层单元通过自适应产生, 输出层单元 1 个, 用 MATLAB 神经网络工具箱编程实现。图 2 和图 3 分别为 RBF 神经网络方法模拟的拱顶沉降和水平收敛变形的时程曲线。表 1 是以第 41 天和第 55 天的实测变形值作为检验样本与预测值的比较结果。从结果可见, 该方法模拟的时程曲线不仅拟合误差

很小，而且能很好地反映隧道围岩变形的客观规律。

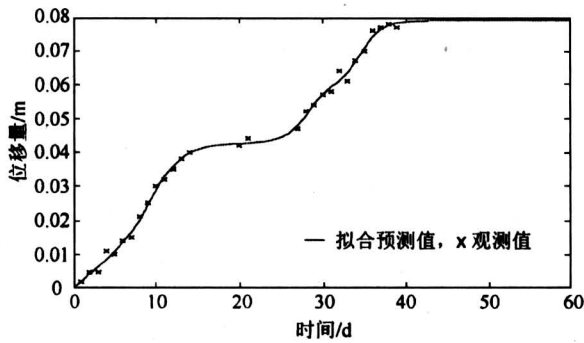


图 2 RBF 网络模拟的拱顶最大沉降时程曲线
Fig.2 Curve of maximum vertical displacement simulated by RBF neural network

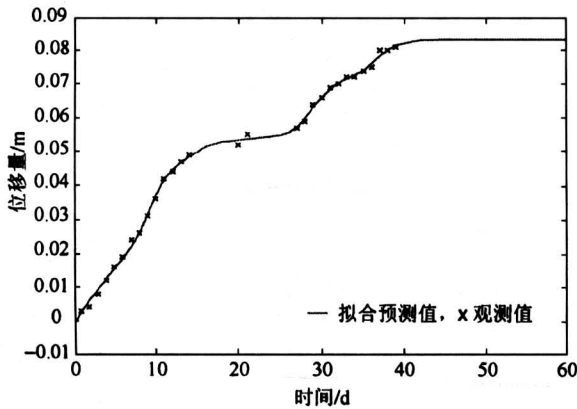


图 3 RBF 网络模拟的最大水平收敛时程曲线
Fig.3 Curve of maximum horizontal displacement simulated by RBF neural network

表 1 基于 RBF 神经网络的围岩变形预测结果
Table 1 Forecast results of surrounding rock deformation using RBF neural network

时间 /d	拱顶沉降			水平收敛		
	实测值 /m	预测值 /m	相对误差 /%	实测值 /m	预测值 /m	相对误差 /%
41	0.082	0.082 6	0.73	0.078	0.078 8	1.03
55	0.089	0.083 2	6.52	0.083	0.079 0	4.82

为比较 RBF 神经网络方法的优越性，研究中还采用传统的多项式回归方法 (MVR) 来拟合拱顶最大沉降时程变形曲线，相应的回归表达式为

$$y = b_0 + b_1t + b_2t^2 + b_3t^3 + b_4t^4 \quad (2)$$

式中 y 为变形量 (m)， t 为时间 (d)。在置信度为 95% 时，上述模型通过 Fisher 检验，其误差平

方和为 0.018 2，各参数分别为：

$$b_0 = -0.002 85, b_1 = 0.003 598, \\ b_2 = -4 \times 10^{-5}, b_3 = -2.3 \times 10^{-6}, \\ b_4 = 6.2 \times 10^{-8}.$$

用式 (2) 来拟合最大水平收敛时程变形曲线。在置信度为 95% 时，通过 Fisher 检验，其误差平方和为 0.019 7，多项式各参数分别为：

$$b_0 = -0.003 427, b_1 = 0.004 608, \\ b_2 = -5.6 \times 10^{-5}, b_3 = -2.7 \times 10^{-6}, \\ b_4 = 6.58 \times 10^{-8}.$$

多项式回归方法拟合预测的拱顶最大沉降和水平最大收敛变形时程曲线见图 4 和图 5。很显然，尽管这两条曲线的拟合误差较小，但其发展趋势与实际的围岩变形规律相去甚远，所以用该方法进行围岩变形预测是不妥的。

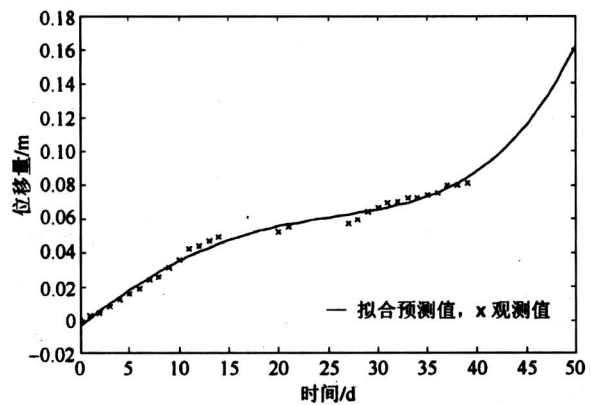


图 4 多项式方法模拟的最大水平收敛时程曲线
Fig.4 Curve of maximum horizontal displacement simulated by MVR

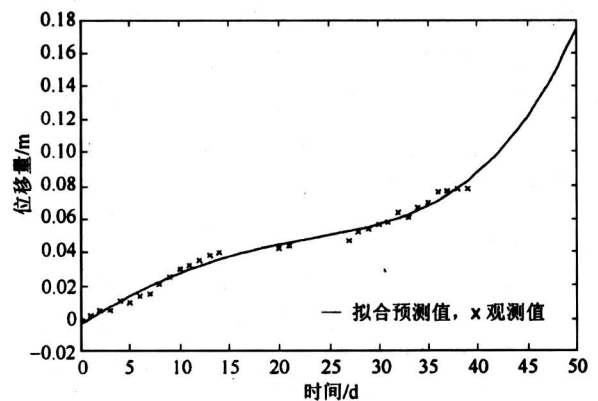


图 5 多项式方法模拟的最大垂直沉降时程曲线
Fig.5 Curve of maximum vertical displacement simulated by MVR

4 结语

在正台阶开挖方式情况下,一般连拱隧道的围岩变形时程曲线从上台阶到下台阶的过渡存在反弯点,传统回归统计方法对于该种情况的模拟具有难度。笔者提出了基于RBF神经网络的隧道围岩变形拟合和预测方法,根据隧道实际的监测信息,可对隧道施工围岩变形进行预测。该方法不仅能很好地描述复杂的围岩变形时程曲线,而且比BP神经网络具有更快的收敛速度和更好的全局搜索能力,可为分析隧道施工围岩日变形速率以及围岩变形收敛时间等参数提供一条新的途径。

参考文献

- [1] J J Hopfield. Neural networks and physical system with emergent collective computation abilities [A]. In: Proc Natl Acad Sci[C], Vol 79, 1982. 2554~2558
- [2] 周建春,魏琴.公路隧道围岩变形时程曲线拟合的BP算法[J].湖南大学学报,2002,29(4):79~84
- [3] 马万权,王新平,程崇国.神经网络技术在阳宗隧道围岩变形预测中的应用[J].公路交通技术,2003,(2):56~59
- [4] Moody J, Darken C. Fast learning in networks of locally tuned processing [J]. Neural Computation, 1989, (1): 281~289
- [5] Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(2): 302~309
- [6] Chen T, Chen H. Approximation capability to functions of several variables, nonlinear functions and operator by radial basis function neural network [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 5(6): 904~910

A Forecasting Method for Tunnel Surrounding Rock Deformation Using RBF Neural Networks

Zhang Junyan¹, Feng Shouzhong², Liu Donghai²

(1. Management School, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

[Abstract] Owing to the difficulty of traditional multi-variable regression methods to represent the surrounding rock deformation curve with inflexion points, a method for forecasting tunnel surrounding rock deformation using radial basis function neural networks is presented. This method not only can be utilized to approximate the complex deformation curves, but also has higher convergence speed and better globally-searching ability than those using BP neural networks. An example is given to show the effectiveness and practicability of this method.

[Key words] RBF neural networks; tunnel construction; surrounding rock deformation; forecasting