

高速公路高填方路基沉降量的神经网络预测*

王祥秋^{①②} 杨林德^② 高文华^① 陈秋南^②

(^①湖南科技大学土木工程学院 湘潭 411201)

(^②同济大学地下建筑与工程系 上海 200092)

摘 要 利用 BP 神经网络较强的高次非线性映射能力和学习功能,建立了基于人工神经网络的高速公路路基沉降量的预测模型。该模型依据现场实测资料,避免了计算过程中各种人为因素的影响。通过对某高速公路高填方路基沉降量的现场监测成果的学习与预测检验,证明其预测精度与适用性良好,具有较大的工程实用价值。

关键词 人工神经网络 预测模型 高速公路路基 沉降量

中图分类号:TU452 **文献标识码**:A

NEURAL NETWORK PREDICTION OF THE HIGH - FILL ROAD FOUNDATION SETTLEMENT OF HIGHWAY

WANG Xiangqiu^{①②} YANG Linde^② GAO Wenhua^① CHEN Qiunan^①

(^①Department of Civil Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201)

(^②Department of Geotechnical Engineering, Tongji University, Shanghai 200092)

Abstract Through use of the stronger nonlinear mapping and learning ability of the back propagation neural network, the authors develop a new artificial neural network model to predict the settlement of highway foundation. This model avoids the errors caused by artificial factors during calculation since the model is established using all in-situ observation data. The results show that the model simulation matches well with in-situ observation of the highway foundation settlement, which demonstrates its applicability in the engineering practice.

Key words Artificial neural network, Prediction model, Foundation of a highway, Settlement

1 引 言

神经网络是 20 世纪 80 年代迅速发展起来的一门新兴的学科分支。80 年代末 90 年代初,我国学者便开始将人工神经网络引入土木工程领域^[1~4],首先对岩石力学与岩土工程中的非线性与模糊特征进行研究,并逐步渗透到其它方面^[5,6],由于土木工

程中不可预见的模糊因素繁多,更主要的是因为神经网络理论在处理模糊特征问题等方面的独特优势,对岩土工程问题,人工神经网络提供了完全不同于数学建模的新思路,它不需要建立数学模型,而是直接通过测量数据来建立模型,从而避免了复杂的数学表达。与其他方法相比,神经网络可处理含有噪声和许多不确定因素的数据,以建立高度非线性的函数关系。岩土工程问题中的某些参量往往具有

* 收稿日期:2003-12-25;收到修改稿日期:2004-03-12.

基金项目:上海市重点建设研究基金资助项目. 湖南省自然科学基金资助项目(00JJY055).

第一作者简介:王祥秋,(1968-),男,博士,主要从事岩土与地下结构工程的教学与科研工作. Email:tongji_wxq@163.com

随机不确定性,这种隐含在问题中的变量间的高度非线性关系用常规方法无法解决或不能很好解决,为神经网络提供了充分发挥其优势的机会。由于神经网络方法是基于大量的测试成果,实现对未来发展规律的推测,其预测精度更高,外延粗度更低。因此其应用范围与发展前景十分广阔。同时利用神经网络对路基沉降量进行分析研究,对预测路基工程的工后沉降以及优化路基工程的填筑工艺具有重要意义。

2 BP神经网络及算法

2.1 基本BP网络

BP神经网络(Back propagation,误差反向传播多层前馈神经网络)是目前应用最广泛也是最成熟的一种神经网络模型^[4],它属于按层次结构构造的网络模型。基本BP神经网络模型一般由一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层组成,在实际应用中具体的网络结构可根据处理问题的特殊性作适当的改进。

由于BP网络是一种有指导学习的网络模型,其实质是将一组学习样本的输入、输出问题转化为一个非线性优化问题。通过调节网络中各节点的连接权值来“记忆”各学习样本的特征,根据对大量样本的学习结果,自动建立输入和输出之间的高度非线性映射关系。研究表明^[7],对于一个具有 n 个输入节点、 m 个输出节点和 $p = 2n + 1$ 个隐含节点的三层结构BP网络可以实现任何从 m 维欧氏空间到 n 维欧氏空间的非线性映射,即: $R^n \rightarrow R^m$ 。如图1所示的网络结构属于三层结构的BP网络结构,用它来分析预测高速公路路基的沉降量是可行的。

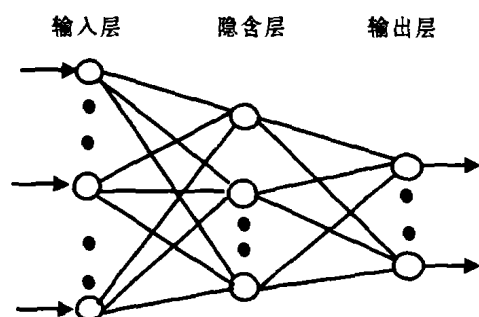


图1 BP神经网络层次结构

Fig. 1 Layer structures of the back propagation neural network

2.2 网络学习算法

为了使网络模型的实际输出和预期的样本输出之间的均方差最小化,采用最优化方法中常用的梯度下降法,并通过使均方误差最小化的过程来完成输入到输出的映射,其转换函数取为S型逻辑非线性函数,即:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (1)$$

BP网络的学习过程由向前计算过程和误差逆传播过程组成。对于给定的学习样本其具体的学习步骤如下:

(1)网络初始化:输入学习率 η 、和惯性系数 α ;给定最大的学习误差 ε ;并给输入层至隐含层连接权矩阵 W 和隐含层至输出层的权矩阵 θ 赋 $[-1, +1]$ 区间的随机值。

(2)给网络提供一组学习样本,为了不使输入节点的绝对值影响网络的学习性能,首先对变量进行归一化处理,即:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x^* 为归一化处理后的值; x 为真实值; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为变量的最大与最小值。

(3)输入第 i 个学习样本的输入向量与预期输出向量模式对 (X_i, D_i) ($i = 1, 2, \dots, n$)。

(4)利用转换函数 $f(x)$ 和下列公式计算各隐含层的输出 x'_j 和输出层的输出值 y_k (输入层节点的输出等于其输入)。假设隐含层有 P 个节点,输出层有 m 个节点,输入层有 n 个节点,则有:

$$\begin{cases} x'_j = f(\sum_{i=0}^{n-1} (\omega_{ij}x_i - \theta_j)) & 0 \leq j \leq p-1 \\ y_k = f(\sum_{j=0}^{p-1} (\omega_{kj}x'_j - \theta_k)) & 0 \leq k \leq m-1 \end{cases} \quad (3)$$

(5)调整权值

令误差项为:

$$\delta_j = \begin{cases} y_j(1 - y_j)(d_j - y_j) & \text{对输出节点} \\ x'_j(1 - x'_j) \sum_k \delta_k \omega_{jk} & \text{对于隐含层节点} \end{cases} \quad (4)$$

由下式修正各权值,即:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta \delta_j x_i + \alpha (\omega_{ij}(t) - \omega_{ij}(t-1)) \quad (5)$$

其中: ω_{ij} 为时间 t 时由隐含层或输入层 i 节点到输出层节点 j 的权值; δ_j 为节点 j 的误差项; y_j 为节点 j 实际计算所得到的输出值; d_j 为节点 i 的预期输出值; α 为惯性系数, $\alpha \in (0, 1)$; η 为学习率,

$\eta = \in (0,1)$ 。

(6)求系统平均误差

对于每一个输入输出模式对 i 由下式求其误差平方和,即:

$$E_i = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=0}^{m-1} (d_k - y_k)^2 \right) \quad (6)$$

假设有 N 个样本,则系统平均误差为:

$$E = \sum_{i=0}^N E_i = \frac{1}{2N} \left(\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{m-1} (d_{ik} - y_{ik})^2 \right) \quad (7)$$

其中, d_{ik} 为相应于第 i 个输入模式第 i 个输入层节点的期望输出; y_{ik} 为相应于第 i 个输入模式第 k 个输出层节点的计算输出。

若计算所得的误差项不能满足预先设定的要求,则转(3)重新计算。多次重复以上各步,直到系统误差满足规定的要求为此。学习结束后,网络各权值即随之确定,由此便可利用该网络进行预测分析。

3 路基沉降预测的 ANN 模型

3.1 路基沉降的影响因素

由工程经验可知,影响路基沉降量的因素包括填土高度、填筑速度、压缩层厚度及压缩模量、地基处理层厚度及综合压缩模量、沉降时间等。其中主要影响因素有沉降时间、填土高度、地基处理层厚度、压缩层厚度及压缩模量。在进行路基沉降量预测分析时,将这五个参数作为网络的输入参数进行训练和预测。

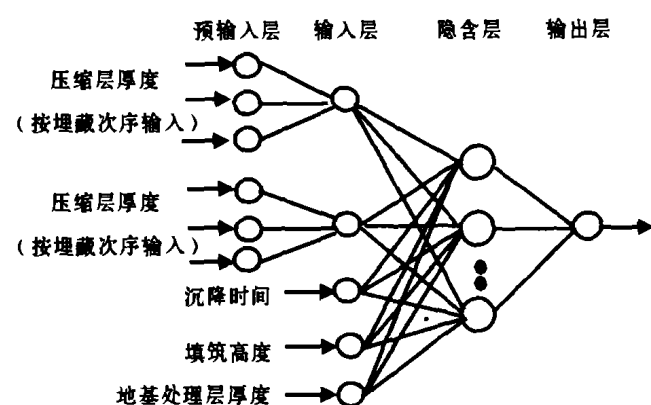


图2 预测网络结构图

Fig.2 Structure of the prediction network

3.2 网络结构模式

网络结构的构造包括确定隐含层数及隐含层、输入输出层的神经元个数。对于网络类型,采用目

前发展得最为成熟的 BP 网络(图1)。它是由非线性变换单元组成的前馈型神经网络,其多输入特征使其在用于多变量非线性函数逼近中的收敛效果很好。由于影响路基沉降的因素繁多,为了对输入参数进行预处理,本文对基本 BP 神经网络进行局部改进,即在输入层之前增设预输入层对压缩层厚度和压缩模量两个参数按地层埋藏的先后依次输入,分别赋以不同的权重系数,用以考虑地基的埋藏条件和地层组合关系对路基沉降的影响。同时因路基沉降预测量是网络模型中唯一的输出变量,所以有必要对图1所示的模型结构进行改造。由此可得具体的高速公路路基沉降量预测 BP 网络模型结构(图2)。

4 工程实例分析

4.1 训练样本的选取

某高速公路填方路堤平均高度 12m,大部分属于软土路基,土层分布由上至下分别为:①淤泥质填土,呈深灰、灰黑色,流塑状,平均厚度 1.6m;②粉质粘土,呈褐黄色,软可塑状,层厚 1.0~2.5m,平均厚度 1.5m;③粉砂,呈褐黄、褐灰色,松散—稍密状,局部夹粉土,层厚 1.8~2.8m,平均厚度 2.4m;④淤泥质粉质粘土,呈灰色,流塑状,高压缩性,层厚 3.3~3.8m,平均厚度 3.5m;⑤粉质粘土:呈灰色,软流塑状,局部夹淤泥质粉质粘土,层厚 2.0~3.4m,平均厚度 2.7m。根据设计要求分别采用粉喷桩、塑料排水板与袋装砂井 3 种方法对软弱地基进行处理,为了比较它们的处理效果、预测地基的沉降量,选择 K121+456~K123+245 路段对 3 种处理方法进行现场试验,取得了大量的测试数据。本文分析所用的训练样本来自该试验路段共 20 个测点,从 4 月 12 日~7 月 16 日共 96d 的沉降观测数据。其中 4 月 12 日~7 月 1 日的数据作为训练样本,7 月 2 日~7 月 16 日的观测值作为检验样本。总样本数为 64×16 组,可以满足网络训练的需要。

4.2 网络训练与沉降预测

基于所建立的神经网络模型与计算方法,利用 Matlab 神经网络工具箱对网络进行训练以确定网络的最优权值和阈值,同时调节网络的预测精度和神经元个数,以使预测结果更趋合理。经比较试算,确定隐含层神经元个数取为 11,预测精度取为 0.001 左右时效果较为理想。

利用所提供的各组数据对各监测断面7月2日~7月16日的沉降量进行预测,可得到几个典型路段不同地基处理方案路基沉降量的预测结果(表1),由表中所述结果可知,以前期沉降观测数据作

样本对网络进行训练,以此为基础,对施工后期沉降量进行预测,其预测成果与实测结果十分接近,最大误差为2%。当样本数据足够充分可靠时,其预测结果是非常精确的。

表1 沉降量实测值与预测值对照表

Table 1 Comparison of the observation data and predicted results of settlement

粉喷桩(K121+456)				塑料排水板(K122+540)			袋装砂井(K123+245)		
时间	实测值/m	预测值/m	误差/(%)	实测值/m	预测值/m	误差/(%)	实测值/m	预测值/m	误差/(%)
7月2日	0.254	0.256	0.787	0.310	0.306	-1.290	0.332	0.330	0.602
7月4日	0.273	0.271	-0.733	0.318	0.320	0.629	0.340	0.341	0.294
7月6日	0.282	0.283	0.355	0.323	0.325	0.619	0.352	0.354	0.568
7月8日	0.283	0.280	-1.06	0.340	0.339	-0.294	0.354	0.353	-0.282
7月10日	0.286	0.285	-0.349	0.348	0.351	0.862	0.380	0.378	-0.526
7月12日	0.315	0.317	0.634	0.356	0.357	0.281	0.382	0.385	0.785
7月14日	0.318	0.316	-0.628	0.360	0.362	0.556	0.396	0.398	0.505
7月16日	0.320	0.324	1.250	0.362	0.361	-0.276	0.402	0.410	1.990

各种地基处理方案地基沉降量实测值与预测值对比关系如图3所示(其中实线代表实测值,虚线代表预测值),可见粉喷桩处理地基的效果最好,塑料排水板次之,袋装砂井相对较差。

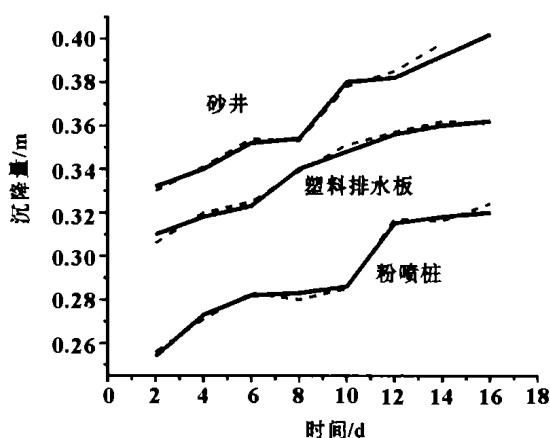


图3 不同地基处理方案地基沉降量

Fig. 3 Settlement of a foundation for different soil improvement methods

5 结 论

基于BP神经网络的高速公路路基沉降量的预测模型,通过现场沉降量监测成果与网络预测结果进行对比分析证明其具有较高的预测精度与预测能力,它适应于综合分析预测各种不同地基处理方法的路基沉降量,对高速公路软基沉降量计算理论的发展具有一定的指导意义。

参 考 文 献

- [1] Feng Xiating and Wang Yongjia. A neural network - based expert system on identifying probable failure modes for rock slope [J]. Proc. of International symposium on New Development in Rock Mechanics and Engineering, Northeastern University Press, 1994.
- [2] Ghaboussi J., J. H. Garret, Jr and X. Wu. Knowledge - based modeling of material behavior with neural networks [J]. Journal of Engineering Mechanics Division, ASCE, 1991.
- [3] 张清. 对岩石力学与工程发展战略的几点看法 [J]. 岩石力学与工程学报, 1993, 12(3): 284 ~ 285.
Zhang Qing. Some views about the developmental strategies of rock mechanics and engineering. Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1993, 12(3): 284 ~ 285.
- [4] 冯夏庭. 智能岩石力学导论 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.
Feng Xiating. Director of brain rock mechanics [M]. Beijing: Press of science.
- [5] 吴财芳, 曾勇. 神经网络在冲击地压危险性预测预报研究中的应用 [J]. 工程地质学报, 2003, 11(3): 263 ~ 269.
Wu Caifang, Zheng Yong. Application of neural networks to study and prediction forecast rockburst. Journal of Engineering Geology, 2003, 11(3): 263 ~ 269.
- [6] 韦立德, 徐卫亚, 蒋中明等. 基坑支护结构水平变形预测的遗传神经网络方法 [J]. 工程地质学报, 2003, 11(3): 297 ~ 302.
Weil Lide, Xu Weiya, Jiang Zhongming. Application of genetic neural networks method to forecasting horizontal deformation of support structure at foundation pit. Journal of Engineering Geology, 2003, 11(3): 297 ~ 302.
- [7] 焦李成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安科技大学出版社, 1990.
Jiao Licheng. System theory of neural networks. Xi'an: Press of Xi'an university of science and technology, 1990.