## 应用神经网络预测顶升法纠偏加固中的生石灰量

朱彦鹏1,张 鸿1,严树海2

(1. 兰州理工大学 土木工程学院,甘肃 兰州 730050; 2. 中国电信集团 河北省分公司, 石家庄 河北 050000)

**摘 要:** 根据建筑物实测沉降利用人工神经网络理论,建立了前馈网络模型并提出新的算法,结合某建筑物纠偏工程实例对建筑物纠偏加固所需的生石灰量进行了预测. 预测结果表明神经网络方法是可行且有效的.

关键词: 建筑物沉降;生石灰桩;预测;人工神经网络

中图分类号: TU 311 文献标识码: A 文章编号: 1004-0366(2007) 03-0117-04

# Prediction of the Quantity of Quicklime in Rectifying and Solidifying a Building Based on Artificial Neural Network

ZHU Yan-peng<sup>1</sup>, ZHANG Hong<sup>1</sup>, YAN Shu-hai<sup>2</sup>

(1. School of Civil Engineering, Lanzhou University of Science and Technology, Lanzhou 730050, China; 2. Hebei Branch China Telecom Group, Shijiazhuang 050000, China)

**Abstract:** The theory and method of artificial neural network are used to predict the quantity of quicklime. A feed forward network forecasting model is established and a new algorithm is presented here. It can be seen from the results that the ANN prediction method is feasible and effective.

Key words: building settlement; quicklime pile; prediction; artificial neural network

人工神经网络是一由许多神经元组成的大规模 非线性动态系统,它具有较强的非线性动态处理能 力,在不需要知道数据间的分布形式和变量间关系 的情况下,从积累的工程实例中训练学习,建立各影 响因素之间的高度非线性映射关系. 中国西北地区 大部分土质为湿陷性黄土,在20世纪60~80年代, 这些地区大量修建的多层建筑物和构造物基本上都 采用了天然地基或简单地基处理的浅基础[1~3]. 随 着时间的推移,这些建筑物和构造物中有些由于地 下管线漏(跑)水或雨水长期浸泡而造成地基不均匀 沉降,使建筑物和构造物出现倾斜.为了保证这些建 筑物和构造物的安全和正常使用,应使其倾斜得到 纠正. 生石灰桩膨胀顶升法是利用生石灰桩具有吸 水膨胀发热和挤密土体的特点,对倾斜建筑物和构 造物进行纠偏的方法.它适用于混陷性黄土地区,而 且也有了相应的理论计算公式和模型试验研究,并 且在实际工程中取得了成功的应用. 通常来讲在实 际纠偏过程中,通过采用高新精密仪器,精确监测建

筑物沉降不难做到,但是,准确预测沉降和所需要的生石灰量却不容易做到,这是由于建筑物沉降与生石灰用量之间存在复杂的非线性关系<sup>[4]</sup>.我们借助人工神经网络反演预测分析模型,针对生石灰桩膨胀顶升法纠偏方法,利用已经做过的类似大量工程实测数据即实际沉降和所用的生石灰量,使其预测量和理论公式计算所得值相符合.

## 1 预测方法

纠偏加固过程中所需的生石灰量一方面受其倾斜量的制约,有其自身的内在规律性,反映在监测数据上是其观测序列随倾斜量的大小变化;另一方面纠偏加固施工过程中往往受某种因素的干扰,表现为定期观测的变形位移的数据具有一定的随机性.

由于神经网络的自适应性、非线性、学习功能及容错性强等特点,特别适合于处理各种非线性问题. 而纠偏加固工程本身的模糊性、非线性特点,很难用 传统数学方法建立显示的输入输出关系.生石灰量

收稿日期:2006-06-13

的影响因素太多,各种因素的影响程度又很难确切表达,但它们的影响结果都反映在工程实践的倾斜量和生石灰量中.神经网络中,各种输入输出模式的关系信息是分布式存储在网络的连接权中,这些关系信息又是通过对已有知识的学习而自动获得的,没有人为的主观推断,所以它能更真实地反映纠偏加固工程的输入输出关系,这正是神经网络预测精度高于其他方面的主要原因[3]

## 2 BP 人工神经网络模型

人工神经网络(ANN) 是基于模仿大脑的结构和功能而构造的一种信息处理系统,它能向不完全、不精确并带有强噪声的数据学习,具有极强的容错能力,能从有限的、有缺陷的信息中得到系统的近似最优解.人工神经网络近十几年来迅速发展.其特色在于信息的分布式存储和并行协同处理,并具有良好的自适应性、容错性等特点<sup>[6]</sup>·BP 网络不需要预先给出一定的模型,只需给定训练样本(包括输入和输出数据)对其进行训练,从中确定输入数据与输出数据之间的关系. 网络训练完成以后,通过联想记忆和推广能力来对新的输入数据进行处理,完成输出,而且计算速度比较快.

## 2.1 BP 网络结构

建筑物纠偏预测模型采用 3 层前馈网络模型见图 1. BP 网络是通过将网络输出误差反馈回传来对网络连接权进行修正,从而实现网络的映射功能.模型由 3 部分组成,即输入层单元,中间隐层单元和输出层单元.中间隐层单元的数目一般都通过试算法确定,以拟合误差和训练误差都很小为原则确定隐层单元数目.

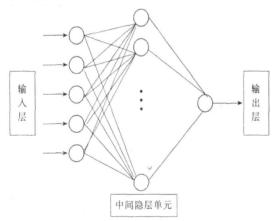


图1 建筑物纠偏预测的人工神经网络模型

## 2.2 模型的训练

设输入矢量  $X^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$ ;输出向量 此 3 部分结构使用沉降缝分隔,建筑平面示意图  $Y^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  , 期望输出向量  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  , 识别是输出向量  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  , 识别是有  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  , 识别是  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  , 识别是  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^k)$  ,  $T^k = (x^k, x^k, \dots, x^$ 

 $t_m^k$ );中间隐层单元的输出向量  $\mathbf{Z}^k = (z_1^k, z_2^k, \dots, z_m^k)$ . 设 BP 网络有 p 各样本,对第 k 个样本有

$$Z_{h}^{k} = f\left(\sum_{i=1}^{n} \omega_{h} x_{i}^{k} - \Theta_{i}\right),$$

$$(h = 1, 2, \dots, q; k = 1, 2, \dots, p)$$

$$y_{j}^{k} = f\left(\sum_{h=1}^{n} \omega_{h} z_{h}^{k} - \Theta_{i}\right),$$

$$(j = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, p)$$

$$(2)$$

式中 ω为相邻两层之间的连接权; θ为隐层和输出层单元的阈值; f 为映射函数, 其值域在  $0 \sim 1$  之间:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$
 (3)

训练时的总误差函数定义为

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} (y_j^k - t_j^k), \qquad (4)$$

BP 网络的训练方法很多,现采用梯度下降法来降低网络的训练误差.根据式(4),若总误差满足要求(E < §,则训练完成;否则应将误差反馈至各神经单元并修正连接权和阈值,然后进行下一次的训练,直到满足误差要求为止.在纠偏网络分析系统训练中应达到关键数据即顶升量和所需要的生石灰量之间有较好的对应关系,即可认为该网络已建立起各输入与输出参数之间复杂的非线性关系.

### 2.3 样本的正则化

由于 ANN 对其输入数据取值有一定的限制范围,因此对于训练样本和检验样本,首先要进行正则化. 正则化的方法很多,我们使用如下的换算方法,如果变量的最大值和最小值分别为  $V_{\text{max}}$  和  $V_{\text{min}}$ , ANN 的限制范围是  $A_{\text{max}}$  和  $A_{\text{min}}$ , 对于变量 V 可用下式进行变换:

$$A = \frac{V - V_{\min}}{V_{\max} - V_{\min}} (A_{\max} - A_{\min}) + A_{\min}, \tag{5}$$

对于 ANN 的输出值 A 可用下式转换为变量 V:

$$V = \frac{A - A_{\min}}{A_{\max} - A_{\min}} (V_{\max} - V_{\min}) + V_{\min}, \tag{6}$$

输入数据正则化后,就可以对网络进行训练和检验.

## 3 工程实例分析

某教学楼始建于 1986 年,总建筑面积约 4 800 m².原设计包括 4 部分,其中教师办公楼 3 层 砖混结构由于地基湿陷,墙体裂缝等原因已经拆除.现在仅存 3 部分:门厅部分为 5 层框架结构;教学楼部分为 4 层砖混结构;电教室部分为 3 层框架结构.此 3 部分结构使用沉降缝分隔,建筑平面示意图

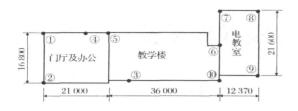


图 2 教学楼建筑平面及控制点布置

### 3.1 沉降和侧移情况

通过全站仪观测,列出整个大楼各个控制点的 沉降量和侧移量如表 1 所示.

根据现场试验,经计算黄土的最大干质量为  $\Omega_{max} = 16.83 \text{ kN/m}^3$ ,基础下挤密加固石灰桩周围土体的最大压实系数可达到  $\lambda_{max} = 0.97$ ,相应的黄土干质量为  $\Omega_{max} = 16.33 \text{ kN/m}^3$ ,最小孔隙比为

表 1 各控制点位移

| 部位      | 门厅部分框架总高度 18.25 m |       |        | 教学楼砖混 14.39 m  |   |        | 电教室框架 13.08 m  |        |                |        |
|---------|-------------------|-------|--------|----------------|---|--------|----------------|--------|----------------|--------|
| 控制点     | 1                 | 2     | 4      | 3              | 5 | 10     | 6              | 7      | 8              | 9      |
| _相对沉降/m | _                 | 0.063 | -0.057 | <b>-</b> 0.139 | _ | -0.256 | <b>-</b> 0.303 | -0.341 | <b>-</b> 0.295 | -0.263 |

 $e_{min} = 0.66$ . 试验证明石灰桩的膨胀系数  $\beta = 1.25$ , 首先设计灰土顶升挤密桩自基础下长为 5 m,基础宽度为 1.8 m,挤密影响范围为基础宽度的 2 倍即 3.6 m.

#### 3.2 分析预测[5~8]

用上述神经网络模型对该建筑物加固处理进行分析预测, 预测结果见表 2. 为提高学习的自适应性并减少网络学习时间, 网络的输入层取为 3 个单元,

输出层为1个单元.经计算分析隐层单元数为2.网络学习采用跟踪学习方法,即先利用已经学习好的网络进行预测剩余部分控制点的生石灰量,然后把这些预测的生石灰量加入到学习样本,重新进行网络的学习而形成新的网络,再来预测该纠偏加固的总体所需要的生石灰量.

经过网络学习训练,考虑该建筑物各控制点的相对沉降,对于工程宜采用<sup>256</sup>mm沉降值所需要

表 2 各控制点位移和生石灰量的预测结果

| 部位      | 门厅部分框架总高度 18.25 m |       |                | 教学楼砖混 14.39 m  |   |                | 电教室框架 13.08 m  |        |                |                |
|---------|-------------------|-------|----------------|----------------|---|----------------|----------------|--------|----------------|----------------|
| 控制点     | 1                 | 2     | 4              | 3              | 5 | 10             | 6              | 7      | 8              | 9              |
| 相对沉降/m  | _                 | 0.063 | <b>-</b> 0.057 | <b>-</b> 0.139 | _ | <b>-</b> 0.256 | <b>-</b> 0.303 | -0.341 | <b>-</b> 0.295 | <b>-</b> 0.263 |
| 生石灰量/m³ | _                 | _     | 0.055          | 0.108          | _ | 0.165          | 0.171          | 0.176  | 0.169          | 0.166          |

的生石灰量  $0.163~8~\text{m}^3$  来进行纠偏处理,这与依据 理论公式计算所得数据  $0.158~4~\text{m}^3$  基本吻合 $[^9]$ .

## 4 结论

BP 神经网络为我们预测纠偏加固工程中所需要的生石灰量提供了一种新的思路,经过实践其预测值与实测值相差不大能达到所要求的精度,不失为一种好的方法.但就神经网络本身来说,网络在收敛时易落入局部最小,各层间权值的确定也是一个问题,目前,可以通过遗传算法来解决.此外,实际纠偏加固过程受多种因素影响,如果把各种因素以实测数据的形式确定下来,组成输入的一个个样本,这样会比单纯以实测位移作为样本更有说服力.

#### 参考文献:

- [1] 陈广峰,米海珍,韩志勇.兰州 ₩级阶地黄土湿陷性初步试验 研究[J].甘肃工业大学学报,2001,27(2):77-81.
- [2] 方有珍,李强年,朱彦鹏.石灰桩与土力学理论结合在工程纠

偏中的应用[J]. 兰州理工大学学报, 2005, 31(5):111-114.

- [3] 兰倩,李骏·神经网络的函数逼近性分析[J]·甘肃科学学报, 2005, 16(1):30-32.
- [4] 韩建平,张贵文,宋疆,等.房屋纠倾中地基土体刚度调节的 理论与实践[J].结构工程师,2004,3:43-46.
- [5] 陈世才,王天稳.应用神经网络方法对粘钢加固钢筋混凝土 梁的承载力预测[J].建筑技术,2004,35(6):419-420.
- [6] 朱彦鹏,刘星.电子表格法在岩土工程可靠度分析中的应用 [J].甘肃科学学报,2005,16(4):40-42.
- [7] 吕三和·应用 BP 神经网络预测基坑变形·[J]城市勘测, 2005,54-57.
- [8] 高浪,谢康和.人工神经网络在岩土工程中的应用[J].土木工程学报,2002,35(4):77-81.
- [9] Xin Yao. Evolving Artificial Neural Networks[J]. Proceedings of the TEEE, 1999, 87(9):1423-1447.
- [10] 朱彦鹏,王秀丽,周勇,湿陷性黄土地区倾斜建筑物的膨胀法 纠偏加固理论分析与实践[J].岩石力学与工程学报,2005,24(15),2786-2794.

#### 作者简介:

朱彦鹏,(1960-)男,甘肃省宁县人,1989年毕业于甘肃工业大学结构工程专业,获硕士学位,现任兰州理工大学土木工程 (C)1994学院院长,教授、博士生导师、研究方息、工程事故分析与处理研究和支持结构研究served. http://www.cnki.net