

人工神经网络方法在基坑变形预测中的应用研究

曹祖宝

(煤炭科学研究总院西安研究院, 陕西 西安 710054)

摘要: 分析研究了人工神经网络方法在基坑变形预测中的建模方法, 并通过实例应用, 证明这种方法是切实可行的。同时将人工神经网络方法预测结果和灰色系统模型及时序模型预测进行比较, 充分证明人工神经网络方法在变形预测中的优越性。

关键词: 基坑; 变形预测; 人工神经网络; 灰色系统; 时间序列

中图分类号: TU473.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-7428(2008)05-0038-03

Application Study on Artificial Neural Network Method in Deformation Prediction for Foundation Pit/CAO Zu-bao
(Xi'an Branch of China Coal Research Institute, Xi'an Shanxi 710054, China)

Abstract: The method of model making of artificial neural network method for deformation prediction in foundation pit is deeply studied. It is testified this model is feasible in engineering case. In this paper, the prediction results of ANN together with gray system model and time series model are compared. It comes to the conclusion that ANN model for prediction is better than those two.

Key words: foundation pit; deformation prediction; artificial neural network; gray system; time series

0 引言

随着国民经济的发展, 城市高层建筑、地铁工程规模日趋增大且大多位于繁华地带。深基坑开挖及围护结构设计的影响因素甚多, 难度较大。由此往往引发一些工程事故, 造成巨大损失。基坑工程中的观测位移序列蕴含了系统演变的信息, 岩土工作者希望从这些数据中找到系统演变的规律, 并进而对系统的未来发展做出预测。由于基坑工程系统是一个灰色、模糊、随机的系统, 其表现的位移序列十分复杂, 采用理论计算法、灰色建模法、时间序列建模法等均难以达到要求。人工神经网络方法具有复杂的非线性动态处理能力, 无需知道位移与力学参数之间的显式关系, 就可以实现高度非线性映射; 其较强的学习、存储和并行计算能力, 适用于实际样本中提取特征, 获取知识, 从而实现位移和力学参数之间的非线性映射^[1-3]。

1 BP 网络模型

人工神经网络 (Artificial Neural Network—ANN) 是基于生物大脑结构功能而研发的一种信息处理系统, 它是一种具有适时学习与知识获取能力的人工智能算法。它具有大规模的并行处理和分布式的信息存储能力, 良好的自适应性, 自组织性及很

强的学习、联想、容错及抗干扰能力。目前, 人工神经网络有数种模型, 本文基于 Runelhart 等人提出的 BP 网络模型进行基坑位移预测^[4-6]。

BP (Error Back Propagation) 属于多层次的人工神经网络, 典型的 BP 网络是 3 层前馈阶层网络。输入层、隐含层和输出层, 各层间实行全连接。典型 BP 网络模型见图 1。

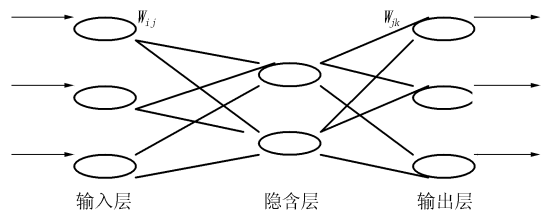


图 1 典型 BP 网络模型

BP 网络的工作原理: 设输入模式向量为 $X_t = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $t = 1, 2, \dots, m$ (其中 m 为学习模式对数目, n 为输入层神经元个数)。对应输入模式的希望输出向量为 $Y_t = (y_1, y_2, \dots, y_q)$, q 为输出层神经元个数。

首先按下式计算中间层各单元的输入:

$$s_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} X_i - \theta_j, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (1)$$

式中: W_{ij} ——输入层至中间层的连接权; θ_j ——中间层神经元的阈值; p ——中间层神经元个数。

收稿日期: 2007-11-05; 改回日期: 2008-03-24

作者简介: 曹祖宝 (1979-), 男 (汉族), 安徽六安人, 煤炭科学研究总院西安研究院, 地质工程专业, 硕士, 从事岩土工程的设计与施工工作, 陕西省西安市雁塔北路 52 号, freedo2000@sina.com。

为模拟生物神经元的非线性特性,以 s_j 作为 S 型函数(Sigmoid function)的自变量,计算中间层各神经元的输出。 S 型函数取:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x/x_0}) \quad (2)$$

$f(x)$ 称为激励函数,中间层神经元激活值为:

$$b_j = f(s_j), \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3)$$

信息从输入层流向输出层,给定输入信息,便得到一个输出结果,输出为:

$$L_k = \sum_{j=1}^n W_{jk} b_j - \theta_k \quad (4)$$

$$C_k = f(L_k), \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (5)$$

1989 年,Robert Hect-Nielson 证明一个 3 层网络能够以任意精度实现连续函数的映射。映射的实现,要对网络进行训练,其训练算法如下。

(1) 权值和阈值初始化。为各连接权 $\{W_{ij}\}$ 、 $\{W_{jk}\}$ 及阈值 $\{\theta_j\}$ 、 $\{\theta_k\}$ 赋予 $(-1, 1)$ 之间的随机值。 $\{W_{ij}\}$ 是输入层与隐含层之间的连接权, $\{W_{jk}\}$ 是隐含层与输出层之间的连接权, $\{\theta_j\}$ 、 $\{\theta_k\}$ 分别为隐含层和输出层的阈值。

(2) 给定输入模式矢量 X 和输出模式矢量 Y 。

(3) 按照上述方法计算实际输出矢量 C 。

(4) 用希望输出模式 $Y_i = (y_1^i, y_2^i, \dots, y_q^i)$, 网络实际输出 $\{C_k\}$ 计算输出层各神经元的一般化误差 $\{d_k^i\}$, 其中:

$$d_k^i = (y_k^i - C_k) C_k (1 - C_k), \quad k = 1, 2, \dots, q$$

(5) 用连接权 $\{W_{jk}\}$, 输出层的一般化误差 $\{d_k^i\}$, 中间层的输出 $\{b_j\}$ 计算中间层各神经元的一般化误差 $\{e_j^i\}$, 其中:

$$e_j^i = (\sum_{k=1}^q d_k W_{jk}) b_j (1 - b_j), \quad j = 1, 2, \dots, p$$

(6) 用各输出层的一般化误差 $\{d_k^i\}$, 中间层各单元的输出生 $\{b_j\}$ 修正连接权值 $\{W_{jk}\}$ 和阈值 $\{\theta_k\}$ 。

$$W_{jk}(N+1) = W_{jk}(N) + \alpha d_k^i b_j,$$

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

$$\theta_k(N+1) = \theta_k(N) + \alpha d_k^i, \quad (0 < \alpha < 1)$$

(7) 用中间层各神经元的一般化误差 $\{e_j^i\}$, 输入层各神经元的输入 X_i 修正连接权 $\{W_{ij}\}$ 和阈值 $\{\theta_j\}$ 。

$$W_{ij}(N+1) = W_{ij}(N) + \beta e_j^i X_i,$$

$$(i = 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, p)$$

$$\theta_j(N+1) = \theta_j(N) + \beta e_j^i, \quad (0 < \beta < 1)$$

(8) 选取下一个学习模式对提供给网络, 返回到步骤(3), 直至全部 m 个模式对训练完毕。

(9) 重新从 m 个学习模式对中随机选取一个模

式对, 返回步骤(3), 直至网络全局误差函数 E 小于预先设定的一个小量, 即网络收敛。当学习次数大于预先设定值而网络无法收敛时, 可以重新设置训练次数, 直到满足预期要求时结束学习。全局误差的计算式为:

$$E = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^q (y_k^i - C_i)^2 / 2 \quad (6)$$

2 基坑变形预测

基坑变形是个模糊、灰色的随机过程, 其影响因素难以确定。时间域 BP 模型是指通过利用以往的观测数据进行预测而不是通过影响因素来预测未来变形情况。

(1) 将变形观测所得的数据分为学习样本和预测样本。具体方法是将观测数据 x_1, x_2, \dots, x_n 分成 k 组, 每组有 $m+1$ 个值, 前 m 个作为网络输入与后一个作为希望输出形成输入模式对, 如表 1 所示。

表 1 网络输入值与希望输出值

网络输入值	希望输出值
x_1, x_2, \dots, x_m	x_{m+1}
x_2, x_3, \dots, x_{m+1}	x_{m+2}
\dots	\dots
$x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+m-1}$	x_{k+m}

(2) 确定输入参数和控制参数。需输入的已知参数为: 学习样本个数、预测样本个数、输入层神经元个数、输出层神经元个数、隐含层神经元个数、学习模式对、预测模式对。

(3) 样本数据归一化处理。利用极差正规化公式将学习模式对和预测模式对数值归一化为 $(0, 1)$ 之间的数。归一化公式为: $x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$ 。

(4) 运用 BP 算法训练网络, 并得到网络模型。网络模型包括最优隐含层神经元数目, 最优学习率等网络模型参数。

(5) 将预测样本代入已经训练完毕的 BP 模型得到模型预测值, 并对数据进行还原。根据归一化公式可推出还原公式为: $x = x_{\min} + x'(x_{\max} - x_{\min})$ 。经还原后所得到的 x 值即为 BP 模型预测结果。

3 工程实例

3.1 实例 1

某深基坑周边呈不规则的多边形, 开挖面积 9000 m^2 , 平均挖土深度为 13.40 m 。该工程比邻诸多建筑物, 四周地面交通繁忙, 地下管线复杂。因

此,在基坑施工中能否保证相邻建筑物的安全是个重要的问题。为此该工程实施了变形观测,本文便利用此工程的观测数据进行 BP 模型预测。该工程的沉降观测数据见表 2。

表 2 观测点沉降监测数据 /mm

日期	观测值	日期	观测值	日期	观测值
2-09	56	4-04	62	5-28	68
2-11	57	4-06	62	5-30	68
2-13	57	4-08	62	6-01	68
2-15	57	4-10	62	6-03	68
2-17	57	4-12	62	6-05	68
2-19	57	4-14	62	6-07	69
2-21	57	4-16	63	6-09	69
2-23	58	4-18	63	6-11	69
2-25	58	4-20	63	6-13	70
2-27	58	4-22	64	6-15	71
3-01	59	4-24	65	6-17	72
3-03	59	4-26	65	6-19	72
3-05	59	4-28	65	6-21	72
3-07	60	4-30	65	6-23	72
3-09	60	5-02	66	6-25	73
3-11	60	5-04	66	6-27	74
3-13	60	5-06	66	6-29	75
3-15	60	5-08	67	7-01	75
3-17	60	5-10	67	7-03	75
3-19	60	5-12	68	7-05	76
3-21	60	5-14	68	7-07	76
3-23	60	5-16	68	7-09	76
3-25	60	5-18	68	7-11	76
3-27	61	5-20	68	7-13	76
3-29	61	5-22	68	7-15	76
3-31	61	5-24	68		
4-02	61	5-26	68		

变形预测的神经网络模型采用输入层神经元数为 4,隐含层神经元数为 8,输出层神经元数为 1,网络的学习率为 0.9,网络的最大学习次数为 10 万次。得到预测结果见表 3。

表 3 BP 模型预测结果 /mm

实测值	预测值	实测值	预测值	实测值	预测值
73.00	72.96	75.00	74.52	76.00	74.93
74.00	73.21	76.00	74.93	76.00	74.93
75.00	73.87	76.00	74.93	76.00	74.93
75.00	73.87	76.00	74.93	76.00	74.93

笔者又分别用灰色系统 GM 模型[7]和时序 AR 模型[8]对该基坑变形进行预测,3 种预测结果与实测值比较见图 2。

3.2 实例 2

第四军医大学口腔医院医疗楼位于西安市长乐路北侧,丹尼尔商场东侧。该工程地面以下 2 层,地面上 14 层,基坑开挖深度从自然地面以下 9.1 m。

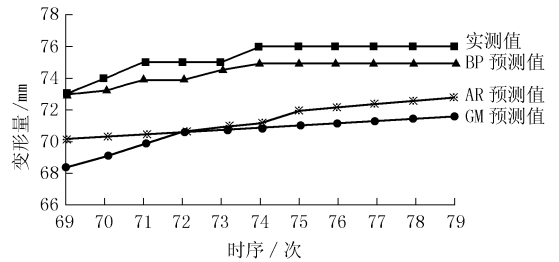


图 2 三种模型预测值与实测值比较

由于本工程四周建筑物密集,所以在施工的同时进行了基坑本身和周围建筑物的变形监测。本次变形观测前期每 2 天观测一次,后期为每周观测一次。笔者选取了一段较为稳定的数据用于变形预测,数据见表 4。

表 4 变形观测数据 /mm

观测序列	观测值	观测序列	观测值	观测序列	观测值
1	1	11	5	21	6
2	3	12	5	22	7
3	2	13	5	23	8
4	2	14	4	24	9
5	3	15	4	25	9
6	3	16	5	26	10
7	4	17	6	27	10
8	3	18	4	28	11
9	4	19	5		
10	4	20	5		

笔者分别采用人工神经网络 BP 模型、灰色系统 GM 模型及时间序列 AR 模型进行预测,3 种模型预测结果与实测值比较见表 5、预测误差见表 6。

表 5 三种模型预测值与实测值比较 /mm

实测值	BP 预测值	GM 预测值	AR 预测值
9	8.999	9.0364	4.8776
9	9	10.3153	5.9279
10	9.819	11.7753	6.5525
10	9.834	13.4419	7.4740
11	10.92	15.3443	7.9103

表 6 三种模型预测值与实测值误差

实测值 /mm	BP 预测	GM 预测	AR 预测	与实测误差比/%		
	绝对误差 /mm	绝对误差 /mm	绝对误差 /mm	BP 预测	GM 预测	AR 预测
9	0.001	0.0364	4.1224	0.01	0.4	45.8
9	0	1.3153	3.0721	0	14.6	34.1
10	0.181	1.7753	3.4475	1.8	17.8	34.5
10	0.166	3.4419	2.5260	1.6	24.4	25.3
11	0.08	4.3443	3.0897	0.73	39.5	28.1

4 结论

通过本文的分析研究表明利用前期变形观测值 (下转第 43 页)

其中锚杆力由等值梁法求得; M_a ——主动土压力对桩底的弯距。

计算结果:东面 $K_s = 1.43$, 南面 $K_s = 1.59$, 西面 $K_s = 1.31$, 北面 $K_s = 1.40$, 均大于 1.2, 满足要求。

4.3 抗隆起验算

Prandtl(普朗德尔)公式 [$K_s > 1.1 \sim 1.2$, 安全系数取自《建筑基坑工程技术规范》(YB 9258-97)]:

$$K_s = rDNq + (cNc/r)(H+D) + q$$

计算结果:东面 $K_s = 2.31$, 南面 $K_s = 2.23$, 西面 $K_s = 1.93$, 北面 $K_s = 2.1$, 均大于 1.1, 满足要求。

5 主要施工工艺流程

5.1 护壁桩(静压预制方桩)施工工艺流程

定位→桩机就位→桩尖就位、对中、调直→压桩→送桩至桩顶标高→移机至下一桩位。

5.2 深搅桩(止水帷幕)施工工艺流程

孔位测放→桩机就位对中→搅拌下沉→喷浆提升→搅拌满足设计要求遍数成桩后移至下一根桩。

5.3 喷锚支护施工工艺流程

土方开挖→修坡→锚杆施工→挂网→喷射砼→锚杆注浆→土方开挖。

6 基坑险情除险应急措施

在基坑开挖支护施工中,采取分段分层开挖,一旦发现坑壁上土体过量变形或局部土体产生明显裂缝时,应及时采取措施。

(1)回填压脚,待变形趋稳后,对稳定的坑壁部位采取锚杆加固措施,确保最终形成的基坑安全稳定。

(2)在回填压脚后继续有变形,采取堆砂包压脚加斜支撑措施,待变形趋稳后,对稳定的坑壁部位

采取锚杆加固措施,确保最终形成的基坑安全稳定。

(3)由于在开挖过程中,先从四周开始,形成 6 m 左右的深槽,中间形成环岛,当周围土体出现明显变形或者开裂时,采取利用中间土体进行回填以排除险情。

(4)采用阴角内支撑,增设预紧力锚杆。

7 结论与建议

(1)对于深大基坑工程,在土质允许的条件下,采用联合支护方式(即喷锚与护壁桩联合支护),比单纯的刚性支护或内支撑方案相比要经济,而且能够大大缩短工期。

(2)对于多支点桩锚支护的设计,在保持一定的水平位移条件下,采用弹性支点法的力学模型进行设计计算是切实可行的,它不但能够改善桩身受力,大大降低工程造价,同时也能确保基坑的安全。

(3)在基坑支护工程实施前,一定要查清楚周围建筑物及道路底下的管道,收集周围建筑物的资料,以便能够采用最经济、最安全的方案,避免基坑开挖实施后产生不必要的损失。

(4)另外,在基坑实施过程中一定要做好降排水工作,及周围建筑物、道路的回灌工作,避免因降水过度使周围建筑物及道路发生不均匀沉降,产生裂缝,造成重大损失。

参考文献:

- [1] 刘建航,侯学渊. 基坑工程手册(第一版)[M]. 北京:中国建筑工业出版社,1997.
- [2] 陈肇元,崔京浩. 土钉支护在基坑工程中的应用(第一版)[M]. 北京:中国建筑工业出版社,1997.
- [3] 曾宪明,等. 岩土深基坑喷锚网支护法原理·设计·施工指南(第一版)[M]. 上海:同济大学出版社,1997.
- [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[J]. 岩土力学,1998,(4).
- [5] 焦里成. 神经网络系统理论[M]. 西安:西安交通大学出版社,1990.
- [6] 郑君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [7] Lee In - Mo, Lee, Jeong - hark. Prediction of Pile Bearing Capacity Using Artificial Neural Networks[J]. Computer and Geotechnics, 1996, 18(3): 189 - 200.
- [8] 黄铭,葛修润,王浩. 灰色模型在岩体线法变形测量中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2001,20(2): 235 - 238.
- [9] 樊昆. 基于人工神经网络的大坝位移预测[J]. 长江科学院院报,1998,15(5).
- [10] 高玮. 岩土工程监测位移预测的神经网络模型研究[J]. 岩土工程师,2002,(1): 8 - 12.
- [11] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [12] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [13] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [14] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [15] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [16] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [17] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [18] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [19] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.
- [20] 张君里,扬行峻. 人工神经网络(第一版). [M]. 北京:高等教育出版社,1992.

(上接第 40 页)

BP 模型可以预测后期基坑变形且与实测值比较吻合,并通过比较 BP 模型预测的结果比 GM 模型和 AR 模型预测的结果更加理想。本文方法可以用于实际变形预测的各个方面。BP 模型的网络结构及学习算法是决定预测精度的重要因素,而这也是目前研究的热点,笔者正在做这方面的研究。

参考文献:

- [1] 樊昆. 基于人工神经网络的大坝位移预测[J]. 长江科学院院报,1998,15(5).
- [2] 高玮. 岩土工程监测位移预测的神经网络模型研究[J]. 岩土