

# 基于进化神经网络的深基坑时空效应分析

沈细中<sup>1, 2</sup>, 常向前<sup>2</sup>, 兰雁<sup>2</sup>, 赵寿刚<sup>2</sup>

(1. 中国科学院 武汉岩土力学研究所, 湖北 武汉 430071; 2. 黄河水利科学研究院 工程力学研究所, 河南 郑州 450003)

**摘要:** 深基坑时空效应分析中, 常采用数值模拟及拟合经验公式等方法进行研究, 因深基坑时空效应的影响因素复杂, 各种因素难以量化, 常规的分析方法适应性不强。而目前时空效应分析中, 一般只考虑时间或空间效应的影响, 尚未建立同时考虑时空效应的人工智能分析模型。对于处理高度非线性的复杂问题, 神经网络有独到的优势; 基于进化算法的神经网络还具有全局优化功能。在详细分析了时空效应影响因子的基础上, 尝试建立了利用进化算法分步优化神经网络结构和初始权值的深基坑时空效应分析模型。经与 BP 模型、网络结构及权值同步优化模型对比分析表明, 分步优化模型可提高网络的辨识精度及分析效率, 更符合实际情况。

**关键词:** 基础工程; 深基坑; 时空效应; 神经网络; 遗传算法

**中图分类号:** TU 473

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000 - 6915(2005)增 2 - 5400 - 05

## ANALYSIS OF TIME-SPACE EFFECT OF DEEP-FOUNDATION PIT BASED ON GA-ANN MODEL

SHEN Xi-zhong<sup>1, 2</sup>, CHANG Xiang-qian<sup>2</sup>, LAN Yan<sup>2</sup>, ZHAO Shou-gang<sup>2</sup>

(1. *Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China;*

2. *Institute of Engineering Mechanics, Yellow River Institute of Hydraulic Research, Zhengzhou 450003, China*)

**Abstract:** Methods such as numerical simulation and experience function imitated and so on were adopted to study on time-space effect of deep foundation pit. Because of complexity in influence factors and difficulty in measure of various factors, normal analysis methods were not strong in adaptability. At present, only time or space effect was considered in analysis of time-space effect, and analysis method of time-space effect considered simultaneously based on artificial intelligence was not established. It is shown that high non-linear complex problems can be solved easily by artificial neural network as well as the method of ANN (artificial neural network) based on GA (genetic arithmetic) has optimizing function in the whole field of solution. The structure and weight value of the network are optimized in-phrase in GA-ANN model, and the weight value of the network and influence factors of problem are two kinds of different qualities. When the two kinds of variables are regarded as input variables to train the network, it may lead to chaos of the network, thus it will decrease identification precision of the network. The model of time-space effect on deep foundation pit is established that the structure and weight value of the network can be optimized by stages with GA based on labor of influence factors. The comparative analysis with the BP (back propagation) model and the GA-ANN model optimized in-phrase shows the model optimized by stages can improve identification precision and analysis efficiency of the network, thus it will be closer to the fact.

**Key words:** foundation engineering; deep-foundation pit; time-space effect; artificial neural network (ANN); genetic

**收稿日期:** 2005 - 06 - 26; **修回日期:** 2005 - 09 - 07

**作者简介:** 沈细中(1969 -), 男, 博士, 1991年毕业于咸宁师范专科学校数学系数学专业, 现任工程师、在站博士后, 主要从事地基及基础工程方面的研究工作。E-mail: shenzx@126.com。

# 1 引 言

深基坑工程时空效应<sup>[1~4]</sup>主要受土体固结、基坑大小及形状、空间位置、开挖及支护顺序、土体加固、土性参数、地下水位等多因素的影响，且各种因素的效应难以量化。对时空效应分析多采用有限单元法、拟合经验公式法及人工智能法等，这些方法一般仅研究时间或空间因素的影响规律，而将两者结合起来进行研究的成果却较少；因该问题的复杂性，常规的有限元及经验公式法有其局限性。人工智能方法在岩土工程中应用较多，但目前尚没有用于研究深基坑工程时空效应的实例。神经网络<sup>[5]</sup>具有自学习、映射能力强等优点，对于解决时空效应分析这类影响因素多且为高度非线性的复杂问题，神经网络有独到的优势；进化算法具有良好的全局寻优功能；神经网络与进化算法有机结合，能够实现优势互补，提高分析计算效率。神经网络与进化算法有多种结合方式，其中网络结构与权值同步优化的进化神经网络<sup>[6]</sup>将网络权值与问题影响因素

这两种不同性质的量同时作为输入变量对网络进行训练，可能会引起网络的混沌，降低了网络辨识精度。为区分影响因素的性质，提高分析精度，减少每次分析参数的个数，本文建立了利用进化算法分步优化网络结构和初始权值的深基坑工程时空效应分析模型，并与 BP 模型及网络结构与权值同步优化的进化神经网络模型进行了对比研究。

# 2 分步优化遗传神经网络原理

一般神经网络<sup>[5]</sup>的输入层节点数、隐含层数及隐含层节点数等是凭经验选取的，容易存在“过训练”等问题。而进化神经网络是将网络结构用二进制串编码进行表示，用进化算法<sup>[7]</sup>进行全局空间搜索，获得最优网络结构；在此基础上，利用进化算法的全局搜索功能，优化 BP 网络的初始权重，获取全局意义上的最优网络模型及权值，计算流程如图 1 所示，具体计算过程如下：

(1) 设多层神经网络为  $ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)$ ，其输出  $y$  为

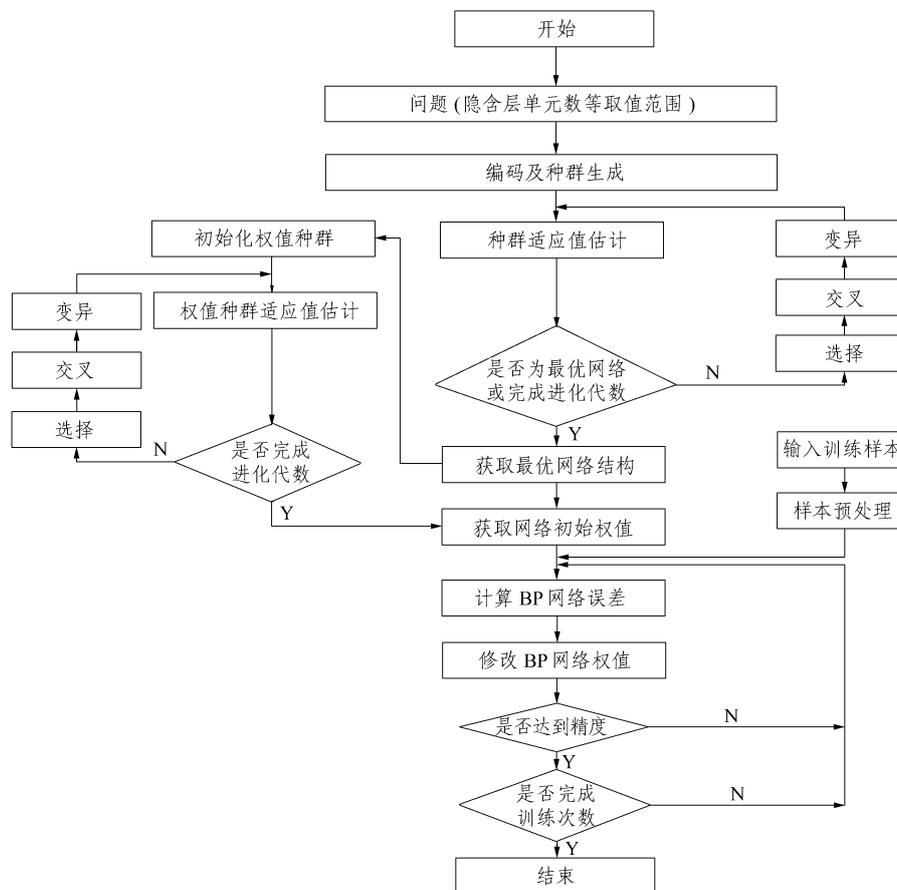


图 1 进化神经网络计算流程图  
Fig.1 Flow chart of calculation of the GA-ANN model

$$y = ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)x \quad (1)$$

式中:  $n, h_1, \dots, h_p, m$  分别为输入层  $F_x$ 、隐含层  $F_1, \dots$ 、隐含层  $F_p$  和输出层  $F_y$  的节点数;  $x$  为网络的输入。

(2) 确定神经网络的输入层、隐含层数和每层隐含层节点数的取值区间, 神经网络结构的进化代数、种群数量、交叉概率、变异概率。

(3) 在输入层、隐含层数和隐含层节点数的搜索范围内随机产生一个初始网络结构群体作为父代, 其中每个个体代表一种网络结构, 以一条染色体来表示。

(4) 对于网络结构群体中的每一个可能的网络结构, 执行以下学习过程, 以获得最佳网络连接权值:

① 选择一个实测数据集, 并将其分成 2 个数据子集, 一组是  $(x_p, y_p) (p=1, 2, \dots, n)$ , 用于训练神经网络, 以获得非线性模型; 另一组为  $(x_l, y_l) (l=1, 2, \dots, m)$ , 用于测试模型; 初始化网络连接权值和节点阈值; 执行下列②~⑥步。

② 从输入层到输出层, 用当前的连接权值和节点阈值执行一个正向计算过程, 以获得一个输出:

$$\hat{y}_p(i) = ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)x_p \quad (p=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中:  $i$  为当前的学习循环数。

③ 用上述模型  $ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)$  对测试样本集计算预测输出:

$$\hat{y}_l(i) = ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)x_l \quad (l=1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

④ 计算网络的预测误差:

$$SSE_l(i) = \frac{1}{2}(\hat{y}_l - y_l)^2 \quad (4)$$

$$SSE(i) = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m SSE_l(i) \quad (5)$$

⑤ 如果  $SSE(i)$  最小, 用此  $SSE(i)$  值作为该网络结构的适应值, 结束此网络结构的学习过程, 否则转向⑥。

⑥ 用标准的  $\delta$  规则修改网络的连接权值和节点阈值, 以更新表达  $ANN(n, h_1, \dots, h_p, m)$ , 转向②。

(5) 如果进化代数达到要求或最佳网络结构被发现, 则计算过程结束, 最后一代中最好的个体即为要搜索的最佳网络结构(SSN), 并进行下一步, 否则转(14)。

(6) 初始化最佳网络结构(SSN)的权重种群。

(7) 选择算子进行进化计算。

(8) 交叉算子进行遗传计算。

(9) 变异算子进行进化计算, 判断是否完成进化代数, 完成进化代数的话, 获取网络的初始权重(以最优权重为 BP 网络的初始权重), 否则转(6);

(10) 重新输入经数据预处理的训练样本(训练样本同前), 计算 BP 网络误差, 并利用标准的  $\delta$  规则修改网络的连接权值和节点阈值。

(11) 计算网络的预测误差, 方法同④。

(12) 对网络误差进行判断, 当误差达到目标误差时, 进行下一步, 否则转(10)。

(13) 判断是否完成训练次数, 当完成训练次数时, 结束分析过程, 否则转(10)3

(14) 从父代中随机选择适应值低于平均适应值的两个网络结构个体的二进制代码  $i_1, i_2$ 。

(15) 对  $i_1, i_2$  进行交叉与变异操作, 产生一个新的网络结构个体。

(16) 重复执行步骤(14), (15), 直到产生新网络结构个体, 形成一子代群体。

(17) 将父代中最好的网络结构个体随机置换子代中一个网络结构个体。

(18) 将子代转换为父代, 即为新一代, 转(3)。

### 3 深基坑时空效应影响因子

深基坑时空效应主要包括时间效应、空间效应、其他效应等。对于不同的基坑来说, 基坑形状、土的参数周围环境完全不同, 但对某一个基坑, 其基本参数变化较小。为了简化起见, 对于某一基坑而言, 利用神经网络分析时, 可将其土性参数, 地下水位、基坑形状、地面超载、支护结构基本参数、开挖宽度等作为定值处理。以喷锚网支护基坑为例, 当不考虑降雨、湿化及土体加固时, 简化后的基坑边坡水平位移的总效应可表示为

$$\delta_{\text{总}} = f(t, \ln t, h_i, K_i, m, l_k) \quad (6)$$

式中:  $t, \ln t$  均为时间因子;  $h_i$  为计算点深度;  $K_i$  为计算点处空间效应影响系数, 可据文[1, 5]计算;  $m$  为锚杆层数;  $l_k$  为锚杆长度。

## 4 实例分析

### 4.1 模型结构与参数

以武汉第二长途电信枢纽深基坑工程的基坑边坡水平位移预测为例, 基本资料引自文[6]。基坑边坡水平位移预测的神经网络模型可采用 3 层 BP 网

络<sup>[2]</sup>。并利用 3 种方法同时进行对比分析, 即网络结构与权值分步优化的进化神经网络(GA - ANN2)、网络结构(GA - ANN1)以及权值同步优化的进化神经网络<sup>[3]</sup>和 BP 网络(BP - ANN)<sup>[7]</sup>。

据式(6)可知, 基坑边坡水平位移的主要因素有 6 个, 故输入层神经元设置为  $S_1 = 6$ ; 隐含层神经元个数对网络的性能影响很大, 目前又没有成熟的理论可依, 本文令隐含层神经元数为  $S_2 = n$ , 由进化神经网络计算确定; 输出层变量为基坑边坡水平位移, 其神经元数  $S_3 = 1$ 。

**4.2 学习及预测样本**

据文[1, 8], 该基坑的空间效应影响系数如下所示:

$K =$

$$\begin{cases} 0.0122 x_0^3 - 0.154 1x_0^2 + 0.667 8x_0 + 0.004 7 & (x_0 < b) \\ 1 & (b \leq x_0 \leq B - b) \\ 0.012 2(B - x_0)^3 - 0.154 1(B - x_0)^2 + 0.667 8(B - x_0) + 0.004 7 & (x > B - b) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $B$  为基坑的长度或宽度(m);  $x_0$  为计算点距基坑角点的距离(m);  $b$  为基坑的空间效应影响宽度(m), 该基坑  $b = 5.0$  m。将该基坑几个典型监测点的基本资料及基坑边坡水平位移预测情况<sup>[9]</sup>整理如表 1 所示。

**4.3 模型结构及初始权值的确定**

首先确定最优网络结构。设  $n$  的取值区间为[5, 30]。利用表 1 中的训练样本进行训练, 输入输出向量进行归一化处理<sup>[10]</sup>。选进化代数 120、种群数量 60、交叉概率 0.6、变异概率 0.01。训练次数不大于 40 000 次。初始权值为(-1, 1)之间的随机数, 初始训练速率为 0.02, 期望误差为 0.01。按照进化神经网络的计算过程, 采用自编程序<sup>[7]</sup>计算可得到  $n = 11$ , 即基坑边坡水平位移预测的最优网络结构为 6 - 11 - 1。

其次优化最优网络结构的初始权值。利用遗传算法对初始权值进行优化, 选进化代数 80、种群数量 40、交叉概率 0.6、变异概率 0.01。经计算可获取该网络的最优初始权值。

**4.4 模型检验**

利用进化神经网络训练后取得的最优网络结构及初始权值的神经网络(GA - ANN2)对表 1 中的预测样本进行预测; 并利用表 1 中的训练样本对网络结构与权值同时优化的进化神经网络、BP 网络进行

**表 1 进化神经网络学习及预测样本**

**Table 1 Training and predicting samples of the GA-ANN model**

样本 编号	高度 /m	$K_i$	锚杆 层数	锚杆长 /m	时间 $t$ /(0.01 d)	时间 $\ln t$	边坡水平 位移/mm
1	2.0	0.35	1	10	0.10	-2.30	3.1
2	4.0	0.35	2	10	0.33	-1.11	5.1
3	4.0	0.35	3	10	0.65	-0.43	8.5
4	5.5	0.35	4	12	0.85	-0.16	8.3
5	2.0	1.00	1	10	0.10	-2.30	6.2
6	4.0	1.00	2	10	0.33	-1.11	15.3
7	5.5	1.00	4	12	0.85	-0.16	24.1
8	7.0	1.00	5	12	1.10	0.10	17.1
9	1.0	1.00	1	10	0.15	-1.90	2.2
10	2.0	1.00	1	10	0.31	-1.17	3.5
11	4.0	1.00	2	10	0.60	-0.51	27.1
12	5.0	1.00	3	10	0.80	-0.22	24.5
13	2.0	0.25	1	10	0.11	-2.21	1.1
14	3.0	0.25	1	10	0.31	-1.17	2.1
15	4.0	0.25	3	10	0.79	-0.24	7.9
16	6.0	0.25	4	12	1.30	0.26	4.8
17	3.0	0.39	1	10	2.40	0.88	4.6
18	4.0	0.39	2	10	1.80	0.59	8.7
19	4.0	0.39	3	10	2.40	0.88	11.5
20	5.0	0.39	3	10	1.00	0.00	10.1
21	5.0	1.00	3	10	1.30	0.26	25.5
22	6.0	1.00	4	12	1.60	0.47	22.3
23	6.0	1.00	4	12	1.90	0.64	23.9
24	7.0	1.00	5	12	2.10	0.74	19.5
25	7.0	1.00	5	12	2.40	0.88	20.1
26	7.0	0.35	5	12	1.10	0.10	6.5
27	4.0	1.00	3	10	0.65	-0.43	28.1
28	3.0	1.00	1	10	0.41	-0.89	11.9
29	5.0	0.25	3	10	1.01	0.01	7.7
30	3.0	0.39	1	10	1.80	0.59	4.5

训练, 收敛后, 分别对表 1 中的预测样本进行预测, 其计算成果及实测结果对比情况如图 2 所示。

(1) 由图 2 可知, GA - ANN2, GA - ANN1, BP - ANN 的基坑边坡水平位移预测的平均绝对百分比误差分别为 3.7%, 9.6%, 12.6%, 即预测精度分别为 96.3%, 90.4%, 87.4%, 其中 GA - ANN2 的预测精度大于 96%, 可见分步优化网络结构及权值的进化神经网络的预测结果与实际情况最接近, 精度最高。

(2) 由 3 种神经网络对预测样本对比分析可知,

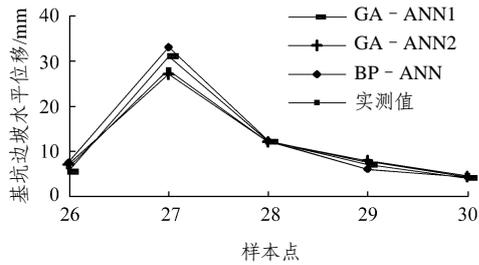


图2 神经网络预测值与实测值对比

Fig.2 Comparing predicting results with measured ones of the ANN models

GA-ANN2 精度最高; GA-ANN1 的预测精度虽高于 BP-ANN, 但比 GA-ANN2 的精度相差较多, 可见对网络结构及权值进行分步优化比两者同步优化的效果要好。

## 5 结 语

(1) 因权值与问题的影响因素(输入变量)是不同性质的量, 将 2 种不同性质的量同时作为输入变量时, 会引起网络的混沌, 降低了辨识精度。经与 BP 网络及同步优化网络对比分析表明, 分步优化模型可突出不同性质影响因素的作用, 提高了网络的辨识精度及分析效率。

(2) 影响深基坑时空效应的因素众多, 文中尝试用进化神经网络来预测基坑边坡水平位移。文中的分析模型对基坑进行了简化, 如能收集更多的资料(如水位、含水量、不同位置的土性参数等), 考虑的因素更加全面, 样本的代表性更强, 分析精度也会相应提高。

## 参考文献(References):

- [1] 杨雪强, 刘祖德, 何世秀. 论深基坑支护的空间效应[J]. 岩土工程学报, 1998, 20(2): 74 - 78. (Yang Xueqiang, Liu Zude, He Shixiu. Research about spatial effect of deep pit supporting[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1998, 20(2): 74 - 78. (in Chinese))
- [2] 姚直书, 代泽兵, 孙文若. 平面冻土墙围护深基坑的时空效应数值模拟[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(12): 2 006 - 2 010. (Yao Zhishu, Dai Zebing, Sun Wenruo. Numerical simulation on time-space effects of plane frozen soil wall retaining deep-foundation pit[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(12): 2 006 - 2 010. (in Chinese))
- [3] 李俊才, 张仲元, 罗国焜. 深基坑支护结构的时空效应研究[J]. 岩土力学, 2003, 24(5): 812 - 816. (Li Juncai, Zhang Zhuoyuan, Luo Guoyu. Study on effects of time-space of retaining structures of the deep-foundation pit excavation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2003, 24(5): 812 - 816. (in Chinese))
- [4] 孙凯, 许振刚, 刘庭金, 等. 深基坑的施工监测及其数值模拟分析[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(2): 293 - 298. (Sun Kai, Xu Zhengang, Liu Tingjin, et al. Construction monitoring and numerical simulation foundation of a analysis pit[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(2): 293 - 298. (in Chinese))
- [5] Hecht-Nielsen R. Theory of the back propagation neural network[A]. In: Proceedings of International Conference on Networks[C]. [s. l.]: [s. n.], 1989. 593 - 605.
- [6] 刘勇健, 李彰明, 张建龙, 等. 基于遗传-神经网络的深基坑变形实时预报方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(6): 1 010 - 1 014. (Liu Yongjian, Li Zhangming, Zhang Jianlong, et al. Real time prediction method based on genetic algorithm and neural network for deformation caused by deep excavation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(6): 1 010 - 1 014. (in Chinese))
- [7] Caponetto R. Search of optimal realization matrix for filter implementation by using a genetic algorithm[A]. In: Proc. of ISCAS[C]. Chicago: [s. n.], 1993. 782 - 795.
- [8] 沈细中. 深基坑工程基本过程数值模拟及实时优化研究[博士学位论文][D]. 武汉: 武汉大学, 2004. (Shen Xizhong. Study on numerical simulation of basic process and real-time optimizing of deep foundation pit[Ph. D. Thesis][D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. (in Chinese))
- [9] 戚辉, 王甫强, 吴先干, 等. 武汉第二长途电信枢纽工程深基坑开挖监测实录[A]. 见: 城市勘测设计论文集(第6期)[C]. 武汉: 武汉市勘察设计院, 2002. 110 - 115. (Qi Hui, Wang Fuqiang, Wu Xiangan, et al. Real record on excavating supervising of deep foundation pit about the second long-distance telecom hinge project in Wuhan[A]. In: The Collection of articles on Urban Geotechnical Investigation and Surveying(Sixth Volume)[C]. Wuhan: Wuhan Reconnaissance and Design and Research Institute, 2002. 110 - 115. (in Chinese))
- [10] 丛爽. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用(第2版)[M]. 合肥: 中国科学技术出版社, 2003. 105 - 120. (Cong Shuang. Theory and Application of Artificial Neural Network about Toolbox in MATLAB(Second Edition)[M]. Hefei: China Science and Technology Press, 2003. 105 - 120. (in Chinese))