

文章编号:1673-0062(2009)02-0107-04

## 基于有限元和神经网络法的桩基础沉降分析

蒋青青<sup>1</sup>, 唐振<sup>1</sup>, 孟庆玲<sup>2</sup>, 林峰<sup>1</sup>

(1. 中南大学资源与安全工程学院, 湖南长沙 410083; 2. 上海宝钢工程技术公司, 上海 201900)

**摘要:**以沉降控制复合桩基础的沉降为研究对象,介绍了有限元和神经网络法的数值分析方法,并运用这两种方法对桩的沉降量进行了预测,对比了它们的结果,分析其产生差异的原因,结果表明:两种方法的沉降预测数据与实测数据误差均小于10%,说明预测精度较高,可以在节省资源的情况下获得较理想的预测结果。

**关键词:**桩基础;有限单元法;神经网络;沉降预测

**中图分类号:**TU473.1 **文献标识码:**B

## The Research of Settlement of Composite Piled Foundations Based on Finite Element Method and Neural Network Method

JIANG Qing-qing<sup>1</sup>, TANG Zhen<sup>1</sup>, MENG Qing-ling<sup>2</sup>, LIN Feng<sup>1</sup>

(1. School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China; 2. Baosteel Equipment and Engineering Corporation, Shanghai 201900 China)

**Abstract:** The settlement of piled foundation is the subject of research. The finite element method and neural network method are introduced and both of them are used for settlement prediction. The results are compared and they indicate that prediction data is close to the measured data, both methods are proved reasonable and feasible.

**Key words:** piled foundation; finite element method; neural network method; settlement prediction

随着城市建设的迅速发展,桩基础越来越多的应用于高层建筑.桩基础的沉降作为建筑物安全性的一个重要指标,越来越多地受到人们的重视.尤其是对于易发生差异沉降等事故的建筑物,则更需要掌握沉降的发展规律,以便提出合理的故事处理方案,这也是沉降观测的目的<sup>[1]</sup>.

但由于沉降观测需要相当长的时间,消耗较

多的人力、物力和财力,而且也不可能预知复合地基最终沉降变形,因而可能延误防治措施的实施.预测是决策的依据,在桩基的承载力和沉降等方面,预测是必须的步骤<sup>[2-4]</sup>.随着数值技术的发展,有限元法和神经网络法等数值分析方法越来越多地被运用到工程分析领域,在一定程度上解决了以往只能通过长期沉降观测以得到桩基础的

收稿日期:2008-10-23

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50490270)

作者简介:蒋青青(1956-),女,湖南邵阳人,中南大学副教授,硕士生导师.主要研究方向:结构和岩土力学.

最终沉降需要耗费较多资源的问题.但是数值分析结果的可靠性还是需要更多的验证.

## 1 基本原理

### 1.1 有限元法基本原理

有限元法也叫有限单元法(Finite Element Method, FEM),最初的思路是把一个大的结构划分为有限个称为单元的小区域,在每一个小区域里,假定结构的变形和应力都是简单的,小区域内的变形和应力都容易通过计算机求解出来,进而可以获得整个结构的变形和应力.

事实上,当划分的区域足够小,每个区域内的变形和应力总是趋于简单,计算的结果也就越接近真实情况.理论上可以证明,当单元数目足够多时,有限单元解将收敛于问题的精确解,但是计算量相应增大.为此,实际工程中总是要在计算量和计算精度之间找到一个平衡点.

有限元法中的相邻的小区域通过边界上的结点联接起来,可以用一个简单的插值函数描述每个小区域内的变形和应力,求解过程中只需要计算出结点处的应力或者变形,非结点处的应力或者变形是通过函数插值获得的,即有限元法并不求解区域内任意一点的变形或者应力.

### 1.2 神经网络法基本原理

神经网络(Artificial neural network)是一种模拟人脑的神经结构及信息处理过程的人为构造系统<sup>[5]</sup>,它具有极强的非线性大规模并行处理能力,其基本结构如图1,它是人工智能领域较为活跃的一个重要分支,它具有极强的非线性大规模并行处理能力<sup>[6]</sup>.

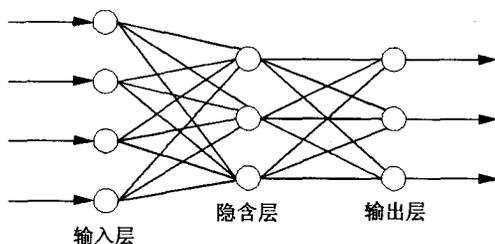


图1 神经网络基本结构

Fig.1 Basic structure of neural network

BP人工神经网络即误差逆传播神经网络,它是一种具有2层或2层以上的阶层型神经网络,上下层实行全连接,即下层的每一个单元与上层的每一个单元都实现权连接,而每层单元各神经元之间无连接.网络按有教师示教的方式进行学

习,属于正向建模过程,其中神经网络与待辨识的系统并联,两者的输出误差用作网络的训练信号,实际系统作为教师,向神经网络提供算法所需的期望输出.正向建模结构如图2所示.图2中: $u$ 为网络输入; $y$ 为网络应有输出; $y_N$ 为网络实际输出; $e$ 为输出误差; $d$ 为描述环境状态的信号; $d'$ 为动态系统响应.

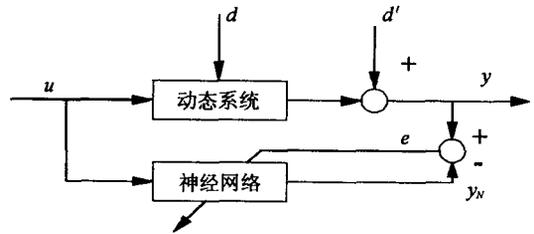


图2 BP神经网络正向建模结构

Fig.2 Forward modeling structure of back propagation neural network

当一对学习模式提供给网络后,神经元的激活值从输入层经中间层向输出层传播.在输出层的各神经元获得网络的输入响应后,按减小希望输出与实际输出误差的方向,从输出层经中间层逐层修正各连接权,最后回到输入层.随着这种误差逆传播修正的不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断上升,直到在允许的误差范围内.整个过程可归结为:“模式顺传播”—“误差逆传播”—“记忆训练”—“学习收敛”的过程<sup>[7]</sup>.

## 2 工程实例的数值分析与预测

长沙某商业住宅楼上部结构是20层剪力墙结构,1到5层为商场,6到20层为住宅.该工程场地类型属中软-中硬场地土,II类建筑场地,场地等级为二级,地基等级为二级.采用人工挖孔桩基础,持力层为残积粉质粘土,相关物理力学参数如表1所示.

表1 桩、土材料物理力学参数

Table 1 Physical and mechanical parameters of pile and soil

材料	变形模量 /MPa	泊松比 $\mu$	粘聚力 /kPa	内摩擦角 /(°)
桩	23 000	0.167		
土	8	0.250	40	24.5

在结构设计阶段,根据有关人工挖孔桩基础计算公式对该桩基础的强度及沉降变形进行验算,二者均满足设计要求.为确保工程安全万无一

失,在建筑物施工之初布设了 12 个沉降观测点,分别定期进行沉降观测,该工程持续了近十个月。

### 2.1 有限元法分析与预测

Plaxis 软件为荷兰代尔夫特技术大学研制的适用于大多数岩土工程领域的有限元软件.它专门用于岩土工程变形和稳定性分析.通过简单的输入过程可以生成复杂的有限元模型,而强大的输出功能可以提供详尽的计算结果.计算过程以稳定的数值方法为基础,本身完全自动。

#### 1) 模型建立假定

单桩模型简单,各影响因素之间相互干扰少,能更直接反映影响因素的作用,加深了对桩基础沉降性能的理解,据此可以推广到其它情况<sup>[8]</sup>.为了尽可能使模型与实际情况相符,而又节约建模和计算时间,在建模和计算时做如下的假定:桩以及周围土层为线弹性体;土体都为理想弹塑性材料,采用 Drucker - Prager 模型;桩、土为均质各项同性材料;在竖向荷载作用下,桩和土之间不产生相对滑动,其接触面上的节点在变形过程中始终保持接触。

#### 2) 有限单元网格划分

首先定义模型的材料相关参数,然后根据精度的需要,选用 6 节点三角形单元,软件自动进行单元划分,划分结果见图 3.虽然这些网格看上去较混乱,但是这种网格的数值计算一般优于规则(结构化)网格。

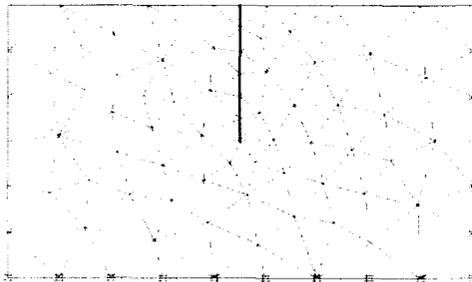
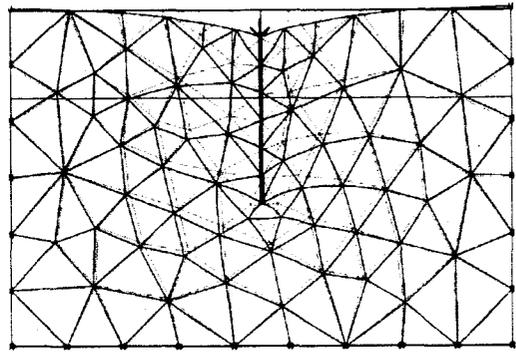


图 3 有限元计算几何模型及网格划分图  
Fig.3 Model and mesh generation of finite element analysis

#### 3) 模型求解与分析

划分好网格后,进入模型求解阶段.采用位移边界约束,模型左右边界和底边界  $x, y$  方向速度为 0,上边界为自由边界.求解得到的沉降变形如图 4、图 5 所示.从图中可以看出,有限元法模拟的预测结果为:该人工挖孔桩基础两年后的沉降量为 3.16 mm。



Extreme total displacement  $3.16 \times 10^{-3}$  m  
(displacements scaled up 500 times!)

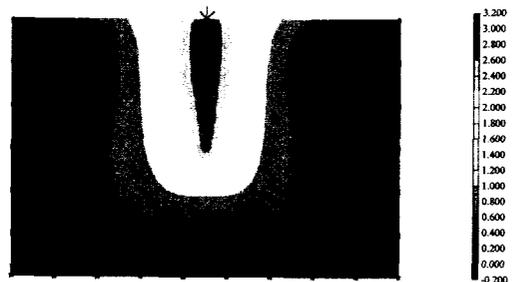
图 4 有限元网格变形图

Fig.4 Deformation of finite element mesh

### 2.2 神经网络法分析与预测

#### 1) 数据预处理

一般情况下,神经网络所需样本数据的选取,可以采用随机遍历法、正交设计法和均匀设计法.选择样本数据时要充分考虑到样本数据的类比性,完备性,平衡性以及复杂性.本文根据实际工程中已知的大量经验数据,选取那些变化比例较大、在细节上描述的样本点或最大、最小值样本点所在的区域数据作为训练点集,并将日期统一换算为时间序列作为输入。



Total displacements(Utot)  
Extreme utot  $3.16 \times 10^{-3}$  m

图 5 有限元模型沉降云图

Fig.5 Cloud chart of finite element model

#### 2) 预测结果及分析

用神经网络法计算的结果与实际沉降对比见表 2,本模型的 BP 神经网络中的激活函数选用 Sigmoid 型函数: $f(x) = \frac{1}{1 + e^x}$ ,因为 Sigmoid 的导函数可用其自身来表示,对训练机制(或称学习规则)的设计<sup>[9-10]</sup>有利.最常用的学习规则按梯度下降来调整,其他的都在梯度下降的基础上加以修正,以提高学习效率.隐含层节点数由经验选

为10;根据以上原则选取100组数据做为训练样本,12组实测数据进行测试;经过500次迭代后网络收敛.整个预测过程都用Matlab实现.

当时间序列值足够大时,预测模型也将趋于最大值3.5871 mm,即神经网络法预测的该桩基础的沉降结果.

### 2.3 两种数值方法对比

该实际工程的建筑物在竣工2年后,实际沉降观测值为3.4162 mm.两种方法预测趋势与实测结果相对比,有限元法预测的误差为8.11%,神经网络法预测的误差为4.76%.从总体误差来看,神经网络法预测较准确.

前200天预测结果与实测结果对比如图6所示.从图中可以看出,前200天有限元法预测的结果更接近实际沉降观测值.

表2 神经网络法计算结果

Table 2 The results of neural network method

组号	实际沉降量 /mm	计算预测值 /mm	相对误差 /%
①	0.25	0.2617	4.47
②	0.24	0.2425	1.04
③	0.27	0.2771	2.63
④	0.23	0.2349	2.13
⑤	0.25	0.2662	6.48
⑥	0.24	0.2354	-1.92
⑦	0.23	0.2375	3.26
⑧	0.17	0.1751	3.00
⑨	0.18	0.1906	5.89
⑩	0.17	0.1676	-1.41
⑪	0.16	0.1642	2.62
⑫	0.15	0.1536	2.40

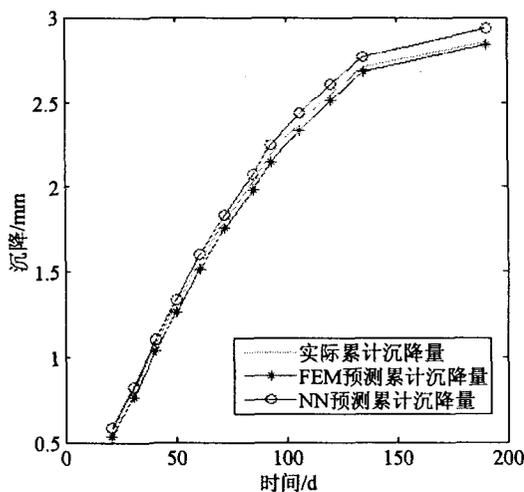


图6 有限元法和神经网络法预测结果对比图

Fig.6 Comparison between prediction results by FEM and ANN

## 3 结论

1)有限元法和神经网络法两种方法的预测结果与实际观测值的误差都在10%以内,其预测精度能够满足工程需要,说明用有限元法和神经网络法预测桩基沉降是可行的.

2)神经网络法预测结果的合理性表明,在众多因素影响下的桩基础沉降具有一定的规律性,前期沉降观测数据蕴涵着后期沉降的发展趋势,神经网络法在桩基础沉降的预测方面具有时效性与可行性.

3)有限元法的前期预测结果比神经网络法更接近实际沉降值,但后期(2年)有限元法的误差较神经网络法要大,原因在于建模初始阶段考虑节约建模和计算时间而对模型进行部分假定与实际情况存在偏差,实际的受挤压的土层会因为挤压而使一些物理力学性质发生微变.因此,在用有限元法继续深入研究的过程中,应该朝模型优化方向努力.

### 参考文献:

- [1] 钟 珞,范剑锋,袁海庆,等.桥梁承载能力状态评估的模糊神经网络推理方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2006,34(3):88-90.
- [2] Pells P J N, Turner R M. Elastic solution for the design and analysis of rock-socketed piles[J]. Canada geotechnique, 1997, 25(16):481-487.
- [3] Fellenius B H. The analysis of results from routine pile load tests [J]. Ground Engineering, 1980, 13(6):19-31.
- [4] Fleming W G K. A New method for single pile settlement prediction and analysis[J]. Geotechnique, 1992, 42(4):411-425.
- [5] 靳 蕃,范俊波,谭永东.神经网络与神经计算机[M].成都:西南交通大学出版社,1991.
- [6] 王成华,张 薇.人工神经网络在桩基工程中的应用综述[J].岩土力学,2002,23(2):174-178
- [7] 闻 新. MATLAB神经网络仿真与应用[M].北京:科学出版社,2003.
- [8] 宰金珉.桩土明确分担荷载的复合桩基及设计方法[J].建筑结构学报,1995(4):66-74.
- [9] Hopfield J J, Tank D W. Simple "neural" optimization networks: an A/D converter, signal decision circuit and a linear programming circuit[J]. IEEE Trans Circuit Systems, 1986, 33:533-541.
- [10] Adeli H, Park H S. Hybrid CPN - neural dynamics model for discrete optimization of steel structures[J]. Microcomputers in Civil Engineering, 1996, 11(5):355-366.