

# 人工神经网络在基坑变形性状研究中的应用

韩冰<sup>1</sup>, 陈晨<sup>1,2</sup>, 曹品鲁<sup>1</sup>

(1. 吉林大学建设工程学院, 吉林长春 130026; 2. 哈尔滨工业大学土木工程学院, 黑龙江哈尔滨 150090)

**摘要:** 基坑工程不仅要保证维护结构本身的安全, 而且要保证周围建(构)筑物的安全和正常使用。开展基坑工程变形性状研究具有重要意义。影响基坑变形的因素很复杂, 传统的计算方法已无法准确预测基坑的变形。人工神经网络(ANN)有很强的解决非线性问题的能力。近些年来基于 ANN 的方法在岩土工程中得到了广泛的应用。本文对 ANN 在基坑工程中的应用研究进行了综述, 并对其发展方向进行了分析。

**关键词:** 基坑工程; 人工神经网络; 应用研究; 发展方向

**中图分类号:** TU470 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-7716(2005)02-0108-03

## 0 引言

人工神经网络(ANN)近年来发展迅速, 其优势在于它具有强大的非线性映射能力。由 Rumelhart 和 Mecelland 于 1986 年提出的误差反向传播(Error Back Propagation)人工神经网络(简称 BP-ANN 或者 BPN), 结构简单, 分类能力和模式识别能力一般强于其他类型的神经网络, 是当今 ANN 模型中使用最广泛的一种。岩土工程中基坑的变形主要由围护结构位移、周围地表沉降及基坑底部隆起三部分组成。这三者之间存在耦合关系, 采用常规分析方法(如等值梁法、弹性地基梁法、山肩邦男法等)很难反映诸多因素的影响, 目前多采用数值法来进行研究。利用有限元模型分析基坑变形时, 由于它只能提供有限数量的土壤参数, 使得建立起来的有限元模型过于理想化, 难以正确确定计算参数, 得到的变形值与实际变形量相差较大。本文对人工神经网络在基坑变形性状研究中的应用进行了综述。

## 1 人工神经网络预测机理

人工神经网络(ANN)是源于生物神经网络的一种模型, ANN 模型的布局包括被称为节点的大量的简单处理单元。它们彼此间以内联结权的形式存在, 表示储存在系统中信息的权重用以量化内联结力的大小; 这些权控制着 ANN 函数。ANN 目前应用很广泛, 分类、模式识别、函数逼近、优化、预测

和自动控制中都能用到 ANN。在为数众多的 ANN 中, 前馈型多层、误差逆向传播的 BP 神经网络(Back Propagation Network, 简称 BPN)因为其简单的特点而成为目前应用最广的 ANN 学习模型。BPN 学习算法和 BPN 的基本思想是利用 LMS 算法通过梯度搜索技术使网络的希望输出与实际输出的均方差最小。BPN 的拓扑结构如图 1 所示。

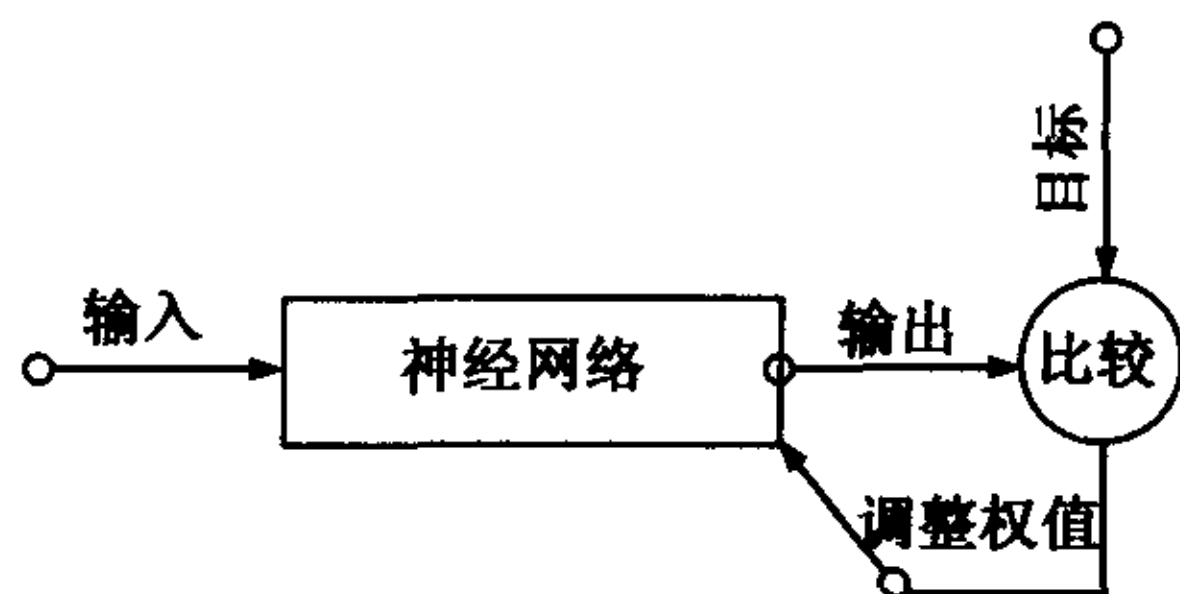


图 1 神经网络工作原理示意图

BPN 模型实现特定映射变换需要经历两个阶段。第一个阶段是前馈数据的学习阶段。每个节点的输出被定义为:

$$y_j = \sum_{i=1}^n W_{ij} o_i + \theta_j \quad (1)$$

$$z_j = f(y_j) \quad (2)$$

式中:  $W_{ij}$  为当前层第  $j$  个节点和上一层第  $i$  个节点的联结权值;  $o_i$  为前一层第  $i$  个节点的输出值;  $\theta_j$  为当前层节点  $j$  阈值;  $z_j$  为当前层  $j$  的输出值。激励函数  $f(x)$  选取 sigmoid 函数。

输出函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x} = [1 + \exp(-x)]^{-1} \quad (3)$$

第二阶段是误差逆传播和权调整的应用阶段。训练过程中利用系统误差函数来监测神经网络的工作状况。这个系统误差函数定义如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^k (d_{pk} - y_{pk})^2 \quad (4)$$

收稿日期: 2004-04-01

作者简介: 韩冰(1978-), 男, 内蒙古通辽人, 硕士研究生, 研究方向为基础工程施工。



式中:  $p$  为训练样本数;  $d_{pk}$  和  $y_{pk}$  分别是第  $p$  个样本第  $k$  个输出节点的期望输出值和实际输出值。学习因子不变时, 标准 BPN 利用梯度下降法来降低网络的训练误差。

$$W_{ij}^{k+1} = W_{ij}^{(k)} + \Delta W_{ij} \quad (5)$$

$$\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (6)$$

式中:  $\eta$  为学习因子,  $\eta \in [0, 1]$ ; 指数  $k$  为迭代次数。

## 2 ANN 在基坑工程中的应用

ANN 研究始于上世纪 40 年代, 但是直到 80 年代末 ANN 才在土木工程中得到应用。Flood 和 Kartam(1994)对 ANN 在土木工程中的应用和发展前景做过一翻研究。根据他们的研究来看, ANN 可以用来解决测绘问题、瞬时问题和优化问题, 也可以处理模型动态进展的相关问题。在监测算法的基础上, 一个研究人员开始在土木工程中使用 ANN 模型 (Hajela) 和 Berke(1991); Ghaboussi(1991); Kang 和 Yoon(1994); Stephen 和 Venluchene(1994); Elkord(1994); Chen 和 Ghaboussid(1995); Ja-Tae Kim(2000); C. M. Tam(2001)。在岩土工程方面, Goh, A. T. C(1995)根据经验情报值用 ANN 对粘土层中桩的内摩阻进行了评估; 鄢泰宁(1999)在桩基检测中应用了 ANN; Miu(1999)利用 ANN 预测了非饱和土的特征参数; Nietal(1996)、陈新民(2001)和 Lin(2002)利用 ANN 对边坡的稳定性问题进行了研究; C. H. JUANG 等(2001)应用 ANN 方法研究了土的三轴原位测试; 刘贵应(2002)在隧道围岩的稳定性识别中应用了 ANN; Diao(2002)用 ANN 辨识岩体力学参数。

ANN 应用到基坑变形研究的时间较晚。Goh A. T. C(1995)用 ANN 预测了基坑支护中地下连续墙的侧向位移; 李立新(1997)在基坑的非线性位移反分析中应用了 ANN; 孙海涛(1998)用 ANN 初步研究和预报了深基坑变形; 陈华根(2001)在基坑底板混凝土测温中应用了 ANN; 李庆来(2001)将 ANN 和概率判别的方法应用到深基坑开挖施工中, 并在 Pi-Sigma 模型基础上编制了相应的计算机软件 DFIF (Deep Excavation Information Feedback Construction, V1.5) 系统; 周瑞忠(2001)以模拟基坑开挖的有限元程序为正演工具, 以 BPN 为反演工具, 并通过样本的映射关系将正演和反演过程有机结合, 用来解决基坑位移反分析问题; 王旭东、

J. C. Jan 和 Shin-Lin Hung 等(2002)用 ANN 预测了深基坑模型和基坑变形; 袁金荣(2002)利用 ANN 和模糊控制(FC)理论, 采用预测控制的思想, 建立了一套集基坑施工变形预测和控制于一体的智能化施工控制系统, 该系统由神经网络预测器和模糊控制器组成。神经网络预测器对基坑变形进行连续滚动的多步预测, 模糊控制器根据预测结果对施工参数进行决策控制; 韦立德(2003)和高广运(2002)在深基坑开挖预测中将遗传算法和 ANN 结合, 着重分析了误差在网络中的前向传播与可控制性, 首次提出了工程应用中网络的初值稳定性问题; 倪立峰等(2002)应用 Elman 动态递归 ANN 进行实时建模预报, 并结合一种改进的在线学习算法描述了基坑变形的动态特性; 李惠强和贺可强等(2002)根据基坑变形的基本特征用 ANN 建立了深基坑变形的实时预报模型, 编制了用于预报的 ANN 程序, 对实际基坑变形监测数据进行了建模预报; 赵其华(2002)利用时间窗口的 ANN 多步滚动预测技术研究了深基坑中地下连续墙施工变形的预测问题; 曹红林(2003)构造了一个小波神经网络模型, 并利用其对深基坑周围地表的沉降量进行了预测。

## 3 ANN 方法在基坑工程研究中的发展方向的研究

### 3.1 BPN 算法自身的改进

在基坑工程研究中应用最广的 BPN 存在着自身的限制和不足, 主要包括: 收敛速度慢; 存在局部极值; 隐层节点个数选择无理论参考, 仅凭经验选取; 网络运行为单向传播, 没有反馈和泛化能力差。基于此, 出现了一些旨在改善 BPN 学习效果的方法。其中一个方法是通过发展更有效的学习算法去缩短学习时间。Moller(1993)研制了一个比例共轭梯度算法去加快学习速度; Adeli 和 Hung(1994)建立了一个自适应共轭梯度神经网络(Ad-CGN)学习算法, 并将其应用到了结构工程当中。Sanossian 和 Evans(1995)用一个基于梯度的启发式算法去加速神经网络。另一个方法是利用平行算法去缩短计算时间。例如, Adeli 和 Hung(1993)提出了一个实时 Ad-CGN 学习算法去解决大规模模式识别问题, 他们的算法在缩短 BPN 计算时间方面取得了一些进展。此外, 通过合理选择代表性框架来表示训练的输入输出模式可以极大地改善神经网络的工程应用性能。Gunaratnam 和 Gero(1994)讨论了 BPN 应用于结构设计时训练样本的输入输出模式对 BPN



# 基于雨水资源化利用的城市排水系统优化设计

刘武艺,邵东国,贺新春

(武汉大学水资源与水电工程国家重点实验室,湖北武汉 430072)

**摘要:**为解决城市日益突出的水资源危机以及现有雨洪排水系统所导致的城市水涝、城市生态环境恶化等一系列严重环境问题,提出了基于雨水资源化利用的城市雨洪排水系统优化设计方法,采取相应的工程措施,将汛期雨水“先就地利用,后排出,再蓄积调节利用”。该方法可以达到节约城市生活饮用水资源并减轻防洪压力的目的。

**关键词:**雨水资源化;城市排水系统;就地利用;蓄积调节利用;郑州市

**中图分类号:**TU992.03 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-7716(2005)02-0110-04

## 0 前言

城市化高速发展,使得城市人口及财产密度加大。因此,在城市雨洪排水系统规划设计过程中要基于两方面综合考虑,既应保证城市雨洪排水系统的正常运行以保障城市功能的发挥及城市安全,又应充分利用雨水资源以补给城市水源。

## 1 基于雨水资源化高效利用的城市雨洪排水系统优化设计模型与方法

### 1.1 城市雨洪排水系统设计的总体思想

收稿日期:2004-10-17

作者简介:刘武艺(1981-),男,湖北人,武汉大学水电学院在读硕士研究生,主要从事水资源配置及高效利用方面研究。

性能的影响。上面提到 Hung 和 Lin(1994)在一个类似于牛顿第 2 定律的 L-BFGS 方法基础上利用非线性搜索算法研制了一个更有效的自适应性算法 L-BFGS。S. F. Masri(1999)在应用力学研究中用自适应随机搜索技术(ARS)训练了 BPN。对 BPN 的改进的算法还有许多,这些算法各有其优点,也都有需要改进的地方。因此,为了使 BPN 能更为高效快速,我们今后还需要做更多的研究工作。

### 3.2 BPN 混合优化算法

基坑工程变形预测方法较多,有回归分析法、模糊理论法、灰色预测法、时间序列分析法、遗传算法(GA)、有限元分析方法(FEM)和人工神经网络法(ANN)等。传统的数值算法,譬如 FEM,应用到岩土工程研究也已有将近 20 a 的历史。FEM 预测基室试验,由于有样品扰动、施工影响和原位环境变化等因素的存在,试验结果往往缺乏代表性。周围地面沉降的方法和土壤的本构特征密不可分。本构模型中的土壤参数主要来源于实验室。在确定岩土力

基于雨水资源化高效利用的城市雨洪排水系统优化设计就是在城市排水规划设计过程中把城市排水与雨水利用综合考虑,采取相应的工程措施,将汛期雨水“先就地利用,后排出,再蓄积调节利用”的高效利用过程。具体设计思路见图 1。

城区降雨首先经就地利用设施初次利用,主要包括:(1)居民小区建立屋顶集流水窖系统。该部分蓄积雨水可作为居民冲厕、沐浴等生活杂用水水源。(2)利用大型公共场地作为滞洪区,并建立蓄积雨水池。可适当降低大型运动场、广场、停车场等公共设施地面高程,在暴雨时将其作为滞洪区,让雨水排入相应蓄水池内。(3)下沉式绿地。适当降低花坛、绿地地面高程,不仅使得其表面降雨可以充分下渗,还可将附近的屋顶、路面等不透水面积上的雨水径流

学参数的各种方法中,反分析方法应用比较广泛。传统的反分析方法通常把有限元法和数学规划结合起来,通过优化方法不断修正土体的未知参数,使得一些现场实测值与相应的数值计算值差异达到最小。这些方法需要求解待识别参数对于现场实测值的敏度,计算工作量大,程序实现复杂。岩土材料应力应变关系的具有高度非线性,应用反分析方法求岩土力学参数相当复杂,于是我们可以考虑用反分析或者其他优化算法对实验室获得的土壤参数先进行优化以获得改正的土壤参数,然后建立起一个土壤模型用 FEM 进行计算,将计算得到的结果作为神经网络训练的输入样本。最后建立适当的 BPN 模型进行分析。遗传算法、模糊算法、有限元分析、灰色预测法、回归分析法和时间序列分析法等方法与 BPN 相比有其各自的特点和长处,因此应该大胆尝试将这些算法与 BPN 有机结合,以期达到取长补短、各显优势的效果,进而发现更有效的分析和研究基坑变形性状的 BPN 算法。