

基于 ICBP 神经网络的深基坑支撑轴力预测

朱旭芬, 袁宝远, 冯建伟

(河海大学土木工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要:依据 ICBP 神经网络理论建立了深基坑支撑轴力预测模型, 对支撑轴力进行预测, 并分析支撑轴力的变化趋势. 以润扬大桥南汉南锚锭深基坑为例进行了实例分析, 结果表明这种方法是可行的, 可较准确地预测基础支撑轴力值.

关键词:深基坑; 支撑轴力; 神经网络

中图分类号: TP183; TU473.1+2

文献标识码: A

文章编号: 1006-764X(2004)07-0036-03

近 10 年来, 大型工程的兴建和地下空间的开发大大促进了基坑工程的发展. 基坑开挖面积愈来愈大, 深度愈来愈深. 目前, 基坑开挖时, 往往采用各种围护结构, 以有效地防止和阻止基坑周围土体及其周围环境过大的沉降和位移, 钢筋混凝土结构支撑是一种常用的结构措施.

根据目前的深基坑开挖和现场监测资料及现场经验, 对于有支撑的基坑开挖, 其支撑轴力的变化是较能反映基坑及其周围环境稳定状况的重要物理量^[1]. 因此, 如果能对其进行准确分析预测, 分析轴力变化趋势, 就可以及时发现不稳定征兆, 以确保基坑开挖安全. 支撑轴力受诸多因素的影响, 侧向荷载(包括水土压力、地面超载), 竖向荷载的偏心, 混凝土的收缩, 温度, 立柱的沉降与隆起等. 支撑轴力与各影响因素之间存在着极其复杂的非线性关系, 而所有的这些因素还不能完全按理论计算进行考虑, 试图通过建立完全正确的力学模型进行数值分析是困难的. 近年来, 神经网络理论得到了飞速发展, 特别是 BP 网络, 其良好的非线性映射能力、自学习性能等许多优良的特性在很多领域获得成功地应用, 已逐渐成为智能岩土力学这个新兴学科的重要工具, 引起了岩土工程界的重视. 本文应用改进了的 BP 神经网络(即 ICBP)理论, 建立神经网络预测模型来预测支护结构的支撑内力.

1 神经网络原理

1.1 神经网络预测建模方法

地下工程数值预测问题大体上可分为两类^[2]:
①把各影响因素同物理量的关系用神经网络隐式表

达. 预测时, 由已知外界影响因素推断此时的物理量. 该法的前提为能找到影响因素, 而且这些因素是可测的. 这种要求对于岩土工程问题过于严格, 因而应用并不多. ②利用前一时期数据来预测后一阶段系统的状态. 前者属于函数逼近问题, 后者属于时间序列预测问题. 这两类问题用神经网络都可以较好地加以解决. 本文采用的是后一种方法.

在时间序列预测中, 前馈网络是最常用的网络. 在目前该网络预测的情形下, 从数学角度看, 网络成为输入输出的非线性函数. 记一个时间序列为 $\{x_n\}$, 其预测可用式(1)描述:

$$x_{n+k} = f(x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-m+1}) \quad (1)$$

时间序列预测方法即是用神经网络来拟合函数 $f(x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-m+1})$ 然后预测未来值.

1.2 ICBP 网络的基本原理

ICBP 网络是在 BP 网络的基础上通过附加一特殊项所得^[3], 它比 BP 网络具有更强的泛化和表达能力, 能在时间序列预测应用中取得良好效果.

ICBP 神经网络共分为输入层、隐含层(中间层)和输出层 3 层, 如图 1 所示. 假设网络有 N_o 个输出结点, N_h 个隐结点. 输入模式维数为 N_i . 输入层与隐含层之间的权值阵为 V , 隐含层与输出层之间的权值为 W . 网络输入为 $x_0, x_1, \dots, x_{N_i+1}$. ICBP 神经网络同 BP 神经网络一样, 学习过程主要由 4 部分组成:

a. 输入模式顺传播. 输入模式由输入层经中间层向输出层传播计算. ①从输入层到中间层. 第 j 个隐结点的激活输出为

$$h_j = \sigma(r_j) = \sigma(r_j(x, v)) = \sigma\left(\sum_{k=0}^{N_i} v_{jk}x_k + v_{jN_i+1}x_{N_i+1}\right)$$

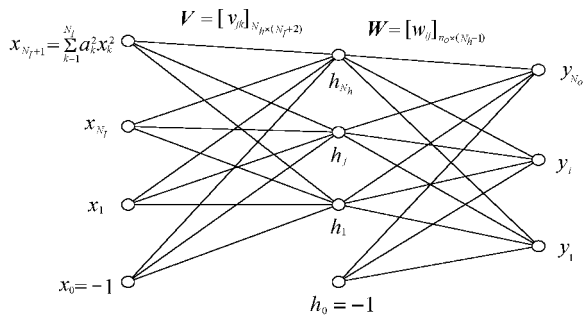


图1 ICBP3 层网络模型

$$(j = 1, \dots, N_h) \quad (2)$$

式中: v_{jk} 为输入层单元 k 与隐含层单元 j 之间的权值. 输入向量 x 为 N_I 维, 添加的一扩充新输入 x_{N_I+1}

$= \sum_{k=1}^{N_I} a_k^2 x_k^2$, 这样相当于常规的神经元输入中多了一个平方和项, 同时控制 v_{jN_I+1} 的值为 $+1$ 或 -1 . σ 为传递函数, 在此处取 sigmoid 函数. ②从中间层到输出层. 网络的第 i 个输出为

$$y_i = f\left(\sum_{j=0}^{N_h} w_{ij} h_j\right) \quad (i = 1, \dots, N_o) \quad (3)$$

式中: f 为传递函数, 此处取线性函数; w_{ij} 为输出层单元 i 与隐含层单元 j 之间的权值; h_j 为第 j 隐结点的激活输出值.

b. 输出误差逆传播 输出的误差由输出层经中间层传向输入层. 设网络期望输出 o_i ($i = 1, \dots, N_o$), 其与实际输出间的误差为

$$E = \sum_{i=1}^{N_o} (o_i - y_i)^2 \quad (4)$$

式中: E 为网络期望输出与实际输出的误差; y_i ($i = 1, \dots, N_o$) 为实际输出. 对于 ICBP 型网络可自然地采用误差反向传播学习法, 可得权矩阵修正公式, 从而输出层与隐含层间连接权调整量为

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta [o_i(t) - y_i(t)] h_j(t) \quad (i = 1, \dots, N_o; j = 0, \dots, N_h) \quad (5)$$

式中: η 为学习率.

隐含层与输入层间连接权调整量为

$$\Delta v_{jk}(t) = \eta \left\{ \sum_{i=1}^{N_o} [o_i(t) - y_i(t)] w_{ij} \right\} h_j(t) \cdot [1 - h_j(t)] x_k(t) \quad (j = 1, \dots, N_h; k = 0, \dots, N_I) \quad (6)$$

a_k 的修正公式为

$$\Delta a_k = 2\eta \sum_{j=1}^{N_h} \left\{ \sum_{i=1}^{N_o} [(o_i - y_i) w_{ij}] \cdot h_j(1 - h_j) v_{jN_I+1} \right\} a_k x_k^2 \quad (k = 1, \dots, N_I) \quad (7)$$

c. 循环记忆训练 模式顺传播与误差逆传播的计算过程反复交替循环进行.

d. 学习结果判别 判定全局误差是否趋向极小值.

2 网络建模及训练

本文采用提前一步的预测方法, 分多步预测未来各时间点的值. 设 $X(i)$ 为 i 时刻所测得的支撑轴力, 则可以根据时间序列 X_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 以构造出 $N - p$ 个样本^[4] (见表1).

表1 样本输入输出向量

样 本	输入层向量	输出层向量
第一个样本	$X_1, \dots, X_{p-1}, X_p$	X_{p+1}
第 $i - p$ 个样本	$X_{i-p}, \dots, X_{i-2}, X_{i-1}$	X_i
第 $N - p$ 个样本	$X_{N-p}, \dots, X_{N-2}, X_{N-1}$	X_N

将所构造的 $N - p$ 个样本带入如图1所示的网络中进行学习训练, 学习训练后即可得稳定的网络结构、连接权和 a_k 值. 这就建立了基于神经网络的支撑轴力时间序列预报模型. 将待预测的样本的输入向量代入网络, 利用已获得的稳定网络结构、连接权和 a_k 值可对该样本进行预测.

3 预测实例

润扬长江公路大桥南汉悬索桥的南锚碇位于镇江市五摆渡村, 周围为居民房屋及耕地, 其地基岩土体由第四系松散层和基岩组成. 第四系松散层厚度约为 $27.9 \sim 29.9$ m, 由亚黏土、淤质亚黏土、淤质亚黏土与粉砂互层、粉砂夹淤质亚黏土、含砾中粗砂组成. 地下水埋深较浅, 混合水位标高 $1.91 \sim 2.59$ m; 基岩主要为花岗岩, 岩体界面有一定的起伏, 其强风化层顶标高平均约为 $-24.60 \sim -25.74$ m. 基坑尺寸为长 69 m, 宽 51 m, 深 29 m, 其顶面标高 3.0 m, 底面标高 -26.0 m. 围护结构为 $\Phi 1.5$ m 的钢筋混凝土钻孔灌注桩形成的排桩体, 排桩外侧为冻结止水帷幕, 采用 6 层钢筋混凝土内支撑结构保持基坑稳定. 在工程施工过程中, 每道支撑均设有钢筋应力计对支撑轴力进行监测, 并用神经网络分析其变化趋势. 本文以第二道支撑和第五道支撑的轴力预测为例.

在训练过程中, 对于第二道支撑, 采用 $N_I = 10$, $N_h = 12$, $N_o = 1$, $\eta = 0.22$, 以 2002 年 3 月 11 日 ~ 4 月 11 日的监测数据对网络进行训练, 然后对 2002 年 4 月 12 日至 5 月 1 日的支撑轴力进行预测. 在预测过程中, 每得到一个监测数据, 就将其放入训练网络的样本中, 同时去掉时间最早的一个数据, 保持样本数目不变. 所得结果如图2所示.

对于第五道支撑, 采用 $N_I = 10$, $N_h = 15$, $N_o = 1$,

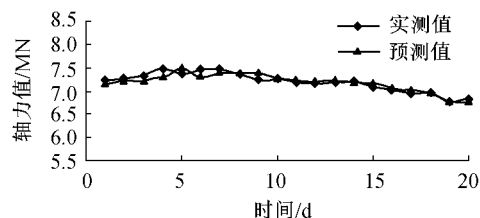


图2 第二道支撑轴力实测值与预测值比较

$\eta = 0.18$, 以 2002 年 4 月 22 日 ~ 5 月 4 日的监测数据对网络进行训练, 对 2002 年 5 月 5 ~ 19 日的支撑轴力值进行预测, 在预测过程中, 每得到一个监测数据, 就将其放入训练网络的样本中, 也即随着时间的推移, 样本数越来越多, 结果如图 3 所示。

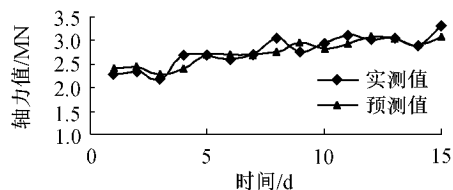


图3 第五道支撑轴力实测值与预测值比较

在 ICBP 神经网络训练过程中, 收敛速度明显比普通的 BP 神经网络快, 训练所需时间缩短二分之一以上。

由图 2 和图 3 可以看出, 对于比较平缓的数据, 预测结果和实测结果拟合的很好, 最大误差不超过 2.5%, 平均误差为 0.9%, 而对于波动较大的数据, 预测结果和实测结果拟合的效果稍微差一些, 最大误差为 10%, 平均误差为 4.3%, 这样的结果在工程实际中是可以接受的。

监测所得的数据可分为确定性和随机性两部分, 对于确定性部分, 是可以利用 ICBP 神经网络建立的预测模型对其进行预测的, 对于随机的干扰, 是无法预测的, 但可以考虑其影响。由预测和实测数据的比较可以看出, 在发生变化的起初, 预测效果较差, 主要是因为受到干扰因素的影响, 比较难模拟, 但随着训练的增多, 拟合程度变好, 说明该网络模型有较强的自适应能力。

4 结 论

a. 利用润扬大桥南汊南锚锭深基坑工程现场实测资料, 采用 ICBP 神经网络可以较为准确地预测基坑支撑轴力值, 预测值与实测值吻合得较好, 具有较高的可信度。

b. ICBP 神经网络是在普通的 BP 神经网络基础上通过附加一特殊项所得, 在网络训练过程中, 收敛速度有了很大提高, 预测精度也有一定的提高。

c. 用神经网络在基于时间序列的基础上预测支撑轴力时, 随着训练数据量的增加, 在一定范围内

求解精度也将随之提高。

d. 利用 ICBP 神经网络建立的预测模型对支撑轴力进行预测时, 对数据的要求较低, 不必要要求数据为平稳、零均值和正态分布的时间序列, 因此同利用自回归预测模型相比, 具有较强的适应性。

参考文献:

- [1] 李永盛. 高层地下室基坑混凝土变形实测分析 [M]. 上海: 同济大学出版社, 1997. 235 ~ 247.
- [2] 高玮, 郑颖人. 岩土工程监测位移预测的神经网络建模研究 [J]. 岩土工程师, 2002, 14(1): 8 ~ 12.
- [3] 张本柱, 陈松灿. 改进的 CBP 网络与矢量量化网络的等价 [J]. 数据采集与处理, 2001, 16(3): 291 ~ 294.
- [4] 张玉祥. 岩土工程时间序列预报问题初探 [J]. 岩土力学与工程学报, 1998, 17(5): 552 ~ 558.

(收稿日期 2004-07-26 编辑 熊水斌)

(上接第 26 页) 又紧密结合工程实际, 具有十分重要的理论意义和实用价值。为了在潮汐水力模型中产生与原型相似的非恒定和交变的流速, 需要采用特殊设备。采用有效的控制设备和先进的量测技术是确保试验精度和成果质量、缩短试验周期的必备手段。本试验中采用了 TIDE2000 潮汐控制系统, 实现了生潮和水位、流速等数据采集的自动化控制。试验中对潮汐控制采集系统总结出一套行之有效的操作规程, 对测试手段和试验方法提出了改进, 确保了这套控制设备与量测仪器的正常运转, 提高了试验成果的精度和质量, 满足了潮汐水力模拟的试验要求。测试手段和方法的改进, 有利于对弯道水流进行研究深入, 对复杂水流条件下弯道水流运动规律的认识也会逐渐提高, 将对实际工程具体问题的解决起到更好的促进作用。

参考文献:

- [1] 刘杰, 乐嘉钻. 潮汐河口物理模型试验数据采集和处理方法 [J]. 水运工程, 2000(11): 4 ~ 6.
- [2] 虞邦义, 武锋, 吕列民. 河工模型量测与控制技术研究进展 [J]. 水动力学研究与进展 A 辑, 2000(1): 84 ~ 91.
- [3] 刘明明, 吕家才, 傅宗甫. 水位流速自动控制及采集系统原理与应用 [J]. 河海大学学报(自然科学版), 2000, 28(2): 88 ~ 91.
- [4] 珠江水利委员会科学研究所. 新型潮汐模型自动控制系统开发应用研究研制报告 [R]. 广州: 珠江水利委员会科学研究所, 2002.
- [5] 孙东坡, 李国庆. 火/核电厂取排水口附近河段模型试验研究报告 [R]. 郑州: 华北水利水电学院, 2002.
- [6] 林俊, 吴化良, 何启莲. HMMC 水力物理模型计算机测控系统及其应用 [J]. 中国水利, 2003(8): 57 ~ 58.

(收稿日期 2004-06-16 编辑 高建群)