

神经网络在负温钢纤维混凝土强度预测中的应用

刘永胜¹ 徐冬梅²

(1. 中国科学技术大学力学与机械工程系, 安徽合肥 230027; 2. 安徽省建设监理有限公司, 安徽合肥 230022)

【摘要】 利用 BP 网络对负温钢纤维混凝土的实验所得到的抗压强度、抗折强度、抗拉强度、抗剪强度进行了仿真预测。误差检测表明, BP 网络可成功地建立非线性的强度模型, 准确地预测负温钢纤维混凝土的强度, 表明了神经网络在负温钢纤维混凝土强度预测中的可行性。

【关键词】 神经网络; 负温; 钢纤维混凝土; 强度; 预测

【中图分类号】 YU 528; TP 183

Application of Neural Network in Predicting the Strength of the Steel Fiber Reinforced Concrete at Minus Temperature

Liu Yongsheng¹ Xu Dongmei²

(1. Department of Mechanics and Mechanical Engineering, University of Science and Technology of China, Hefei Anhui 230027;

2. Anhui Province Construction Supervision Company Limited, Hefei Anhui 230022 China)

【Abstract】 The BP neural network is established to predict the compressive strength; the flexural strength, the tensile strength and the shear strength of steel fiber reinforced concrete at minus temperature. The checking results show that the BP network could predict the strengths successfully by establishing the appropriate non-linear model and studying.

【Key Words】 neural network; minus temperature; steel fiber reinforced concrete; strength; prediction

0 引言

人工神经网络(ANN)的研究始于 20 世纪 40 年代。近年来,在各个行业、各种研究领域中都获得了飞快的发展。在混凝土领域,强度作为主要的性能指标,长期以来一直受到人们的高度重视。普通混凝土的强度可以用以水灰质量比为单因素的线性函数加以表达,即鲍罗米公式。但对于负温钢纤维混凝土,其强度影响因素非常复杂,线性函数根本无法满足其特有的非线性规律。神经网络对非线性函数具有任意逼近和自学习能力,对于那些已具有大量经验基础的系统尤其有效。研究表明^[1,2],混凝土强度可以通过神经网络进行预测,并能取得良好的预测精度。本文根据 BP 网络的非线性逼近功能,利用负温钢纤维混凝土的温度、钢纤维掺量体积分数、水灰质量比等重要因素作为输入量,建立负温钢纤维混凝土强度预测模型,对负温钢纤维混凝土的抗压强度、抗弯强度、抗剪强度和抗折强度进行了仿真预测,并通过误差检测表明了神经网络对负温钢纤维混凝土强度预测的可行性。

1 BP 网络的工作原理^[3,4]

神经网络的种类很多,反向误差传播算法(back propagation,以下简称 BP 网络)是应用最广泛、效果最好的一种。它与其他传统模型相比,有更好的持久性和适时预报性。BP 网络由输入层、隐含层、输出层组成(见图 1)。输入层和输出层的单元数是由具体问题的输入层参数和输出层参数来确定的,而隐含层的单元数则由具体问题的复杂程度、误差下降情况等来确定。如果隐含层的作用函数采用连续函数(如 Sigmoid 函数),则网络输出可以逼近一个连续函数。BP 网络间连接权在网路的学习中不断得到修正,使输入层与隐含层之间、隐含层与输出层之间的两组权所构成的网络能实现学习样本中输入参数与输出参数间特定映射关系,权的分布体现了各输入分量在输入矢量中所占特征强度的分布。BP 网络具有非常好的非线性逼近功能。事实证明:一个单隐含层和非线性兴奋函数组成的 BP 网络能逼近任意复杂的决策边界。

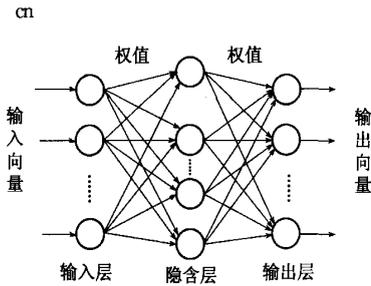


图1 BP网络模型图

BP网络的算法可归纳如下:

1) 选定一种合理的网络结构。2) 将所有可调参数(权和阈值)随机地定为任意小的正数。3) 给出学习样本的输入向量和输出向量。4) 前向计算实际输出,由下式

$$f(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + e^{-(\text{net}_j - \theta_j)}} \quad (1)$$

式中: net_j 为处理单元的输入; θ_j 为阈值。最终得到输出层的实际输出。5) 反高权值调整。利用下式从输出层向输入层进行反向权值调整

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_i O_j \quad (2)$$

式中: $W_{ij}(t)$ 是 t 时刻层 P 中处理单元 i 与层 $P-1$ 中处理单元 j 之间新的连接权值; δ_i 为层 P 中处理单元 i 的误差项; O_j 为层 $P-1$ 中处理单元 j 的输出值; η 为比例系数,称为学习速度, $0.1 \leq \eta \leq 1$ 。

6) 返回第2步,重复上述过程直到误差满足要求为止。

2 BP网络预测负温钢纤维混凝土强度

2.1 网络结构

根据负温钢纤维混凝土强度的影响因素^[5-7]分析,确定建立以温度($^{\circ}\text{C}$)、钢纤维掺量体积分数(%)以及水灰质量比作为输入矢量、混凝土预测强度作为输出矢量的网络模型。其中 x_1 为温度、 x_2 为钢纤维掺量的体积分数、 x_3 为水灰质量比、 t_1 为实测抗压强度、 t_2 为实测抗折强度、 t_3 为实测抗拉强度、 t_4 为实测抗剪强度、 r_1 为预测抗压强度值、 r_2 为预测抗折强度、 r_3 为预测抗拉强度值、 r_4 为预测抗剪强度值。经过多次调试,建立了抗压强度和抗拉强度的3-5-1网络模型。抗折强度和抗剪强度3-10-1和3-8-1网络结构模型。输入层和隐含层均采用双曲线正切S型传递函数,输出层采用线性传递函数。网络采用Levenberg-Marquardt算法进行训练。

2.2 网络的训练与仿真

利用负温钢纤维混凝土的强度试验中实测的数据,对所建网络进行有教师的学习训练。先对原始数据进行规范化处理,建立合适的网络模型,然后采用Levenberg-Marquardt规则对网络进行训练。样本集见表1。

抗压强度经过6个单位时间的训练、抗折强度经过3个单位时间的训练、抗拉强度经过5个单位时间的训练、抗剪强度经过4个单位时间的训练,得出仿真结果(见表2)。

表1 训练样本集

序号	x_1	x_2	x_3	t_1	t_2	t_3	t_4	r_1	r_2	r_3	r_4
1	0	1.2	0.42	7.2	4.42	1.62	3.80	7.203 1	4.460 4	1.628 8	3.965 7
2	-5	1.2	0.42	7.8	7.43	1.94	3.86	7.827 8	7.345 5	1.939 7	3.881 5
3	-10	1.5	0.40	10.0	9.61	2.48	3.96	9.998 3	9.609 1	2.502 8	3.940 8
4	-10	2.0	0.42	10.4	8.72	2.72	4.12	9.956 3	8.631 2	2.657 4	4.203 1
5	-20	1.2	0.42	17.5	9.87	2.90	6.46	17.592 2	9.876 5	2.884 9	6.463 8

表2 网络仿真集

序号	x_1	x_2	x_3	t_1	t_2	t_3	t_4	r_1	r_2	r_3	r_4
1	-10	1.2	0.42	12.7	9.57	2.71	5.91	12.505 7	9.566 5	2.687 6	5.916 9
2	-15	1.2	0.42	16.4	9.66	2.80	6.10	16.032 4	9.770 6	2.852 2	6.308 7

3 BP网络应用的检验

以相对误差作为检验单个样本训练和仿真准确性的量度,单项总标准差作为单项总体训练和仿真的准确性量度,其公式为

$$E_r = \frac{|r_i - t_i|}{t_i} \quad (3)$$

$$E_t = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (r_i - t_i)^2} \quad (4)$$

式中: E_r 为相对误差; E_t 为总标准差; r_i 为强度训练或仿真值; t_i 为实测强度值; n 为样本个数。

(下转第232页)

取为 8 MPa, 入岩深度分别取为 0.2 m, 0.4 m, 0.6 m, 0.8 m, 1.0 m, 1.5 m, 2.0 m, 2.5 m, 3.0 m, 4.0 m, 5.0 m, 6.0 m, 共计 12 个样本值, BP 网络计算出的承载力变化趋势见图 9。

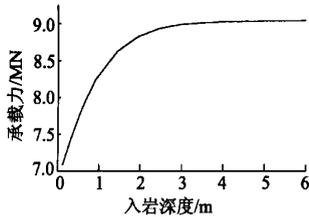


图 9 入岩深度对承载力的影响

从图 9 可看出:在嵌岩深度为 2.5 倍桩径(即 2.5 m)之前,嵌岩桩的承载能力随嵌岩桩的入岩深度的增加而增加得非常迅速,但是在 2.5 倍桩径之后,承载能力已基本不随嵌岩深度的增加而增加。可见,嵌岩深度并非越大越好,最佳的嵌岩深度可以取为 2.5~3 倍桩径。从图 9 的发展趋势来看,当嵌岩深度为 0 时,桩的承载力约为 6.5 MN。嵌岩段以上土层对嵌岩桩承载力是有很大贡献的。

5 结论

介绍了 BP 神经网络的基本原理,利用 Matlab 神经网络工具箱编制适合于预测嵌岩桩承载力应用

程序,运用给定的样本对网络进行了训练。在训练好的网络基础上,对在设计过程中能影响嵌岩桩承载能力的因素进行了分析。

在预测嵌岩桩承载能力的过程中,其影响因素的选择是很重要的,就以往的试验资料来看,嵌岩桩承载力的影响因素决不仅仅是本文所述的四项。但是本文只讨论了影响嵌岩桩承载能力的可控因素,对那些人为很难控制的影响因素没有进行讨论(比如桩端及桩周岩石的发挥程度等),这就使得分析出来的结果与实际情况有一定的差异。

参 考 文 献

- 1 Hornik K, Stinchcombe M. and White H. Universal. Approximation of an Unknown Mapping and Its Derivatives Using Multi-layer Feed-forward Networks. Neural Networks. 1990(3):551~560
- 2 Martin T Hagan, Howard B Deumth, Mark H Beale 著. 神经网络设计. 戴 葵等译. 北京:机械工业出版社. 2002. 9
- 3 闻 新著. MATLAB 神经网络应用设计. 北京:科学出版社. 2000
- 4 邹万杰, 韦立德. 改进的 BP 网络在嵌岩桩承载力预测中的应用. 广西工学院学报. 2003, 13(3):
- 5 谷安成. 嵌岩桩端承力的发挥程度问题. 人民珠江, 1997, 2

收稿日期:2005-07-12

(上接第 226 页)

通过检测,神经网络对样本仿真的相对误差在 0~0.05 的范围内波动,各训练总标准差和仿真总标准差均在 0.3 的范围内。

4 结论

根据负温钢纤维混凝土的强度影响因素,首次对复杂环境下的钢纤维混凝土建立了神经网络强度预测模型,并同时预测出钢纤维混凝土的抗压强度、抗折强度、抗拉强度以及抗剪强度。误差检测结果表明,本文的强度预测精度满足要求,说明了所建预测模型的合理性。

参 考 文 献

- 1 杨朝晖,刘浩吾,陆金池. 混凝土强度预测与设计的神经网络方法. 水力发电学报, 1997, 56(1): 33~40

- 2 田继平,刘 幸,李 昕. 应用神经网络预测混凝土的强度. 建筑技术开发, 2004, 31(6): 50~52
- 3 思科技产品研发中心编著. Matlab6. 5 辅助神经网络分析与设计. 北京:电子工业出版社, 2003. 64~69
- 4 沈 清,胡德文,时 春. 神经网络应用技术. 北京:国防科技大学出版社. 1993. 23~30
- 5 隋永芹,陈建兵. 道路钢纤维混凝土力学性能及耐磨耗性能的研究. 东北公路, 2001, 24(3): 19~21
- 6 张彦春,胡晓波,白成彬. 钢纤维混凝土高温后力学强度研究. 混凝土, 2001(9): 50~53
- 7 王海涛,王 丰,韩菊红. 环境条件对钢纤维混凝土强度的影响. 河南科学, 2004, 22(4): 522~524

收稿日期:2005-06-27