

# 基于 BP神经网络混凝土抗压强度预测

皮文山<sup>1</sup>, 周红标<sup>2</sup>, 胡金平<sup>3</sup>

(1. 淮阴工学院 总务基建处, 江苏 淮安 223003; 2. 淮阴工学院 电子与电气工程学院, 江苏 淮安 223003;

3. 兰州理工大学 电信学院, 兰州 730050)

**【摘要】** 在阐述 BP神经网络原理的基础上, 针对影响强度的主要因素, 建立了多因子混凝土抗压强度 3层 BP网络模型, 以每立方混凝土中水泥、高炉矿渣粉、粉煤灰、水、减水剂、粗集料和细集料含量及置放天数作为模型输入参数, 混凝土抗压强度值作为模型的输出, 对混凝土抗压强度进行了预测。实验结果表明, 所建 BP神经网络混凝土抗压强度预测模型最大误差绝对值都小于 20%, 平均误差为 7.33%, 模型具有较高预测精度。

**【关键词】** 混凝土; 抗压强度; BP神经网络; 预测

**【中图分类号】** TU528.1

**【文献标识码】** A

**【文章编号】** 1001-6864(2011)04-0014-03

## PREDICTION OF CONCRETE COMPRESSIVE STRENGTH BASED ON BP NEURAL NETWORK

PI Wen-shan<sup>1</sup>, ZHOU Hong-biao<sup>2</sup>, HU Jin-ping<sup>3</sup>

(1. Huaiyin Institute of Tech, Jiangsu Huai'an 223003, China; 2. Faculty of Electronic and Electrical Engineering Huaiyin Institute of Tech, Jiangsu Huai'an 223003, China;

3. College of Electrical and Information Engineering Lanzhou Univ of Tech, Lanzhou 730050, China)

**Abstract:** Aimed at the main facts of concrete compressive strength, a multi-factor 3-layer BP network model was set up using BP artificial neural network for the prediction of concrete compressive strength with cement blast furnace slag fly ash water superplasticizer coarse aggregate fine aggregate and age as the model input parameters and concrete compressive strength as the model output parameter. The results show that the maximum predicted error of BP neural network model is less than 20%, the average error is 5.99%, and the concrete compressive strength artificial neural network model has higher prediction accuracy.

**Key words:** concrete's compressive strength; BP neural network; prediction

近几年迅速发展的人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)是解决非线性问题的有效手段之一, 其具有容错、联想、推测、记忆、自适应、自学习和处理复杂多模式的功能<sup>[3]</sup>。神经网络预测运用较多的是 BP算法, 利用 BP可以不用了解混凝土复杂的硬化过程, 直接可通过训练样本建立混凝土抗压强度预测模型, 并以该模型对测试样本进行预测, 得到了测试样本的抗压强度值, 这为混凝土在建筑工程领域中的应用提供了理论依据<sup>[4]</sup>。

### 1 BP神经网络原理及算法

BP神经网络是一种多层前馈神经网络, 该网络的主要特点是信号前向传播, 误差反向传播。在前向传递中, 输入信号从输入层经隐含层逐层处理, 直至输出层。每一层的神经元状态只影响下一层神经元状态。如果输入层得不到期望输出, 则转入反向传播, 根据预测误差调整网络权值和阈值, 从而使 BP神经网络预测输出不断逼近期望输出。BP

神经网络预测前首先要训练网络, 通过训练网络使网络具有联想记忆和预测能力<sup>[5,6]</sup>。有人证明用一个三层网络即可模拟任意复杂的非线性问题, 因而在实际研究当中采用最多的也就是三层 BP网络结构模型<sup>[7]</sup>。

BP神经网络的训练过程包括以下几个步骤<sup>[8]</sup>:

步骤 1: 网络初始化。根据系统输入输出序列 (X, Y) 确定网络输入层节点数  $n$ 、隐含层节点数  $l$ 、输出层节点数  $m$ 。初始化输入层、隐含层和输出层神经元之间的连接权值  $\omega_{ij}$ 、 $\omega_{jk}$ , 初始化隐含层阈值  $a$ 、输出层阈值  $b$ 。给定学习速率和神经元激励函数。

步骤 2: 隐含层输出计算。根据输入向量  $X$ 、输入层和隐含层间连接权值  $\omega_{ij}$  及隐含层阈值  $a$  计算隐含层输出  $H_j$ 。

$$H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j\right) \quad j=1, 2, \dots, l \quad (1)$$

式中,  $l$  为隐含层节点数;  $f$  为隐含层激励函数, 该函数

有多种表达形式,本文采用 Sigmoid函数。

步骤 3:输出层输出计算。根据隐含层输出  $H_j$  连接权值  $\omega_k$  和阈值  $b$  计算 BP神经网络的预测输出  $O$ 。

$$O_k = \sum_{j=1}^n H_j \omega_{jk} - b_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

步骤 4:误差计算。根据网络预测输出  $O$  和期望输出  $Y$  计算网络预测误差  $e$ 。

$$e_k = Y_k - O_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

步骤 5:权值更新。根据网络预测误差  $e$  更新网络连接权值  $\omega_{ij}$ ,  $\omega_{jk}$ 。

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k$$

$$i=1, 2, \dots, n \quad j=1, 2, \dots, l \quad (4)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式中,  $\eta$  为学习速率。

步骤 6:阈值更新。根据网络预测误差  $e$  更新网络节点阈值  $a$ ,  $b$ 。

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \quad j=1, 2, \dots, l \quad (6)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad k=1, 2, \dots, m \quad (7)$$

步骤 7:判断算法迭代是否结束,若没有结束,返回步骤 2。

## 2 实验结果及分析

### 2.1 混凝土抗压强度实验数据说明

本实验研究采用了 UC1 的 Concrete Compressive Strength

数据集<sup>[9]</sup>,该数据是由台湾中华大学叶怡成教授领导的小组在实验研究中获取的。数据集中包含了 1030 组数据,每组数据由 9 个参数组成,其中输入参数 8 个,输出参数 1 个。前 7 个输入参数是每立方混凝土中各配料的含量,包括水泥、高炉矿渣粉、粉煤灰、水、减水剂、粗集料和细集料,第 8 个输入参数是置放天数,输出参数是混凝土抗压强度。

### 2.2 BP神经网络预测模型建立

(1) 输入输出数据预处理:由于输入向量由水泥、高炉矿渣粉、粉煤灰、水、减水剂、粗集料、细集料和置放天数组成,各数据分量具有不同的物理意义,为避免输入或输出向量中数值大的分量绝对误差大,数值小的分量绝对误差小,对输入、输出向量分别进行归一化处理。函数形式如下:

$$x_k = (x_k - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}) \quad (8)$$

式中,  $x_{min}$  为数据序列中的最小数;  $x_{max}$  为序列中的最大数,可以用 MATLAB 自带的 `mapminmax` 函数完成,形式如下:

$$[inputn \quad inputps] = \text{mapminmax}(input\_train, 0, 1)$$

形式对输入的训练集 `input_train` 作了  $[0, 1]$  归一化。在完成数据预处理后就可进行训练数据和测试数据的划分,对于 1030 组实验数据,随机选取 1000 组作为训练数据集,用其余 30 组作测试集来验证建立的 BP神经网络预测模型的预测准确度。表 1 所示的为训练集中选取的 8 组数据的输入、输出向量,为跟原始数据对照说明问题,表中所列参数未经归一化处理。

表 1 8 组训练数据输入和输出向量

序号	水泥	高炉	粉煤灰	水	减水剂	粗集料	细集料	置放	抗压
1	213.5	0	174.24	159.2	11.6	1043.6	771.90	28	44.6
2	349.0	0	0	192.0	0	1056.0	809.00	28	33.6
3	446.0	24.0	79.00	162.0	11.6	967.0	712.00	56	61.0
4	362.6	189.0	0	164.9	11.6	944.7	755.80	7	55.8
5	172.3	13.6	172.30	156.8	4.1	1006.3	856.40	3	21.2
6	349.0	0	0	192.0	0	1056.0	809.00	3	15.8
7	193.5	290.2	0	185.7	0	998.2	704.30	7	17.2
8	213.7	0	174.74	154.7	10.1	1053.5	776.35	3	17.5

(2) 网络拓扑结构设计:网络的拓扑结构设计是指确定网络的输入层节点数、隐含层数、隐含层节和输出层节点数。因为本文采用常用的 3 层网络结构,故隐含层数为 1。输入层节点数是由样本的输入向量决定的,由于混凝土抗压强度实验数据有 8 个输入,因此输入层节点数为 8。隐含层节点数的选取一般是首先根据参考公式来确定节点数的大概范围,然后用试凑法确定最佳的节点数。经过多次实验,反复试算,最终确定隐含层节点数为 6。输出只有 1 个量,即混凝土抗压强度,因此输出层节点数为 1。在 MATLAB 可用 `newff` 函数建立 BP神经网络模型,形式如下:

$$\text{net} = \text{newff}(\text{m\_inmax}(inputn), [6, 1], \{ 'tansig', 'purelin' \}, 'trainlm')$$

式中 `inputn` 是训练集归一化后的输入向量, 6 表示隐含层节点数。隐含层和输出层传递函数分别采用 `tansig` 和 `purelin` 训练函数采用 `trainlm`。学习步数设为 100 步,学习目标设定为 0.0001,学习率设定为 0.1。

(3) 网络训练:用 `train` 函数进行预测,形式如下:

$$[net \quad tr] = \text{train}(\text{net} \quad inputn \quad outputn)$$

式中输入的 `net` 是 (2) 中初始化得到的 BP 网络模型,即待训练网络; `inputn` 和 `outputn` 分别是训练集归一化后的输入向量和输出向量;返回的 `net` 是训练好可用来进行预测的 BP 网络。最后对网络进行训练和测试。

(4) 网络预测:将归一化的测试数据输入到已训练好的网络,利用 `sim` 函数进行预测,形式如下:

$$an = \sin(\text{net\_input\_test})$$

式中返回的是归一化后的 30 个测试样本的预测抗压强度值。因此还必须对其进行反归一化,形式如下:

$$BPoutput = \text{mapminmax}(\text{reverse\_an\_outputs})$$

BPoutput 就可用来与测试数据的实际输出作比较,来验证 BP 神经网络预测模型的准确性。

(5) 模型预测性能评价指标。对模型预测性能的评价指标包括:相对误差 K、预测值和实测值的均方根误差 RMSE 和 Nash-Sutcliffe 效率指数 E。其中 K 的表达式为:

$$K = (\text{output\_test} - BPoutput) / BPoutput$$

其中 output\_test BPoutput 分别是实测输出和预测输出。

表 2 8 个测试样本输入向量、实测输出、预测输出和误差百分比

序号	水泥 /kg·m <sup>-3</sup>	高炉 矿渣粉	粉煤灰 /kg·m <sup>-3</sup>	水 /kg·m <sup>-3</sup>	减水剂 /kg·m <sup>-3</sup>	粗 集料	细 集料	置放 天数	抗压强度 /MPa		误差 百分比 %
									实测	预测	
1	190.0	190.0	0	228.0	0	932.0	670.0	365	53.69	48.61	10.45
2	277.0	0	0	191.0	0	968.0	856.0	28	25.96	24.62	5.44
3	251.3	0	118.2	188.4	5.75	1028.4	757.7	100	43.58	39.71	9.75
4	289.0	134.0	0	195.0	6	924.0	760.0	28	46.24	44.20	4.62
5	164.0	0	200.0	181.0	13	849.0	846.0	28	15.08	18.56	-18.75
6	146.0	230.0	0	202.0	3	827.0	872.0	28	33.06	30.75	7.51
7	427.5	47.5	0	228.0	0	932.0	594.0	270	43.01	41.67	3.22
8	342.0	38.0	0	228.0	0	932.0	670.0	90	50.45	52.26	-3.46

表 2 给出了 8 个测试样本输入向量、实测输出、预测输出和误差百分比,模型对 30 个测试样本预测结果见图 1。

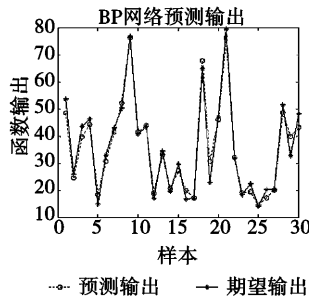


图 1 BP 神经网络预测

通过图 1 可以看出,建立的 BP 模型很好地预测了混凝土测试样本的抗压强度,预测值和实测值吻合度较高,满足了实际应用。预测误差百分比如图 2 所示。通过图 2 可以看出,其中 29 个测试样本的相对误差绝对值都小于 20%,尤其是第 9、17、22、27 个测试样本的相对误差绝对值都小于 1%,只有第 19 个测试样本相对误差绝对值达到了 25.33%,30 组样本误差和为 69.81,平均误差为 7.33%。

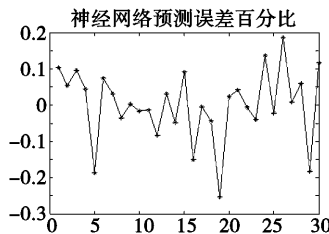


图 2 BP 神经网络预测误差

土抗压强度进行预测。预测结果与实测结果相对误差绝对值都在 20% 以内,平均误差只有 7.33%。表明 BP 神经网络能有效应用于混凝土抗压强度的预测,并可通过增加训练样本的方式来提高网络预测准确度和泛化能力。

参考文献

[1] 李红,彭涛.基于 BP、RBF 神经网络混凝土抗压强度预测[J].武汉理工大学学报,2009,31(8):33-36.  
 [2] 廖小辉,黄新,施俊玲,等.基于 BP 网络的再生混凝土抗压强度的预测模型[J].南京林业大学学报(自然科学版),2010,34(5):105-108.  
 [3] 季韬,林挺伟,林旭健.基于人工神经网络的混凝土抗压强度预测方法[J].建筑材料学报,2005,8(6):676-681.  
 [4] 张敏,钟志友,杨乐.基于 BP 神经网络的果蔬导热率预测模型[J].农业机械学报,2010,41(10):117-121.  
 [5] 陈博,欧阳竹.基于 BP 神经网络的冬小麦耗水预测[J].农业工程学报,2010,26(4):81-86.  
 [6] 邓霞,董晓华,薄会娟.基于 BP 网络的河道径流预报方法与应用[J].人民长江,2010,41(2):56-59.  
 [7] 宰松梅,郭冬冬,温季.神经网络在土壤含盐量预测中的应用[J].中国农村水利水电,2010,(10):33-35.  
 [8] MATLAB 中文论坛编著. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010.  
 [9] I-Cheng Yeh. Modeling of strength of high performance concrete using artificial neural networks[J]. Cement and Concrete Research 1998, 28(12):1797-1808.

[收稿日期] 2010-11-26

[作者简介] 皮文山(1968-),男,江苏淮安人,工程师,从事水电管理方面的研究。

3 结语

混凝土抗压强度的发展机理非常复杂,利用 MATLAB 提供的神经网络工具箱建立强度的预测模型,进而对混凝土