

文章编号:1671-6833(2003)04-0055-04

火灾后新老砼粘结加固劈拉性能的神经网络模拟

郭进军¹, 张雷顺¹, 李平先¹, 杨光煜²

(1. 郑州大学环境与水利学院, 河南 郑州 450002; 2. 天津财经学院信息系, 天津 300222)

摘 要: 遭受火灾的混凝土建筑物采用混凝土修补加固后的性能因受许多不定量因素的影响而变得非常复杂. 在试验的基础上, 采用人工神经网络对新老混凝土粘结面的劈拉强度进行了模拟和预报, 程序计算结果与试验结果吻合很好, 进而对不同因素组合下的粘结强度进行了预报. 结果表明: 采用人工神经网络方法对该课题的模拟预报是准确有效的, 得到了多种因素对新老混凝土粘结劈拉强度的影响规律, 以利于对试验结果的补充与分析.

关键词: 新老混凝土粘结; 人工神经网络; 劈拉强度

中图分类号: TU 525.58 **文献标识码:** A

0 引言

采用混凝土本体材料对火灾后砼建筑物进行粘结加固是一个经济有效的方法, 其关键问题便是新老砼粘结面的质量, 当火伤混凝土与新混凝土的粘结质量能够保证时, 粘结构件就可以良好地参与工作, 目前这方面的研究还基本上处于空白. 新老混凝土粘结面的性能很容易受诸如火伤的温度、降温方式、界面粗糙度、界面剂的种类及新混凝土强度等许多因素的影响而变化较大, 试验表明在多种因素的共同影响下, 粘结面的劈拉强度浮动较大, 利用一般的数值方法不能满意地表达试验结果的规律.

人工神经网络具有强大的联想能力、高度的鲁棒性与大规模的平行分布计算能力, 同时具有较强的多维非线性映射能力, 能够通过对样本的分析处理确定输入输出量之间的非线性关系, 正适合处理规律性复杂的非线性问题^[1]. 目前, 有关新老混凝土粘结问题的认识还不统一, 将人工神经网络引入新老混凝土粘结强度的计算分析尚未见到, 本文尝试利用人工神经网络对火灾后新老混凝土粘结加固劈拉性能进行计算模拟和预报, 旨在减小试验工作量, 节省经费, 同时可在有限的模拟点上得到一些规律性的认识. 为此, 本文编制了 BP 人工神经网络算法程序进行计算模拟, 计算结果表明采用该法是准确可靠的, 能为科学研究

和工程应用提供一条新的解决途径.

1 试验简介

试验中的老混凝土设计强度为 C35, 18 个月龄期, 根据混凝土结构加固技术规范第 2.2.4 条规定^[2], 新混凝土设计强度为 C40, 均采用 42.5[#]普通硅酸盐水泥. 劈拉试件采用 150 mm×150 mm×150 mm 的立方体粘结试件. 老混凝土部分先放入箱式电阻炉中加热, 温度从常温到 900℃分 9 个温度段, 采用快速加热, 达到设定温度后, 恒温 1h 后取出. 降温方式采用喷水冷却和空气中自然冷却两种.

在新老混凝土粘结试件浇筑之前, 老混凝土的表面处理分为 I 型面、II 型面、III 型面三种情况, 分别为自然刷毛面、人工轻凿面、人工凿毛面 (粗糙度较大), 凿毛后露出的仍是火烧层. 界面剂采用无界面剂、水泥净浆、掺 10%U 型膨胀剂的水泥净浆 (以下简称水泥膨浆) 三种界面剂情况, 涂刷厚度约为 2~3 mm.

试验得到了 60 个新老混凝土粘结劈拉试件在不同温度、降温方式、粗糙度、界面剂和新混凝土强度情况下的劈拉强度^[3], 这些试验结果将被作为神经网络预报的样本.

2 BP 神经网络

BP (Back-Propagation) 神经网络模型, 即多层

收稿日期:2003-07-19; 修订日期:2003-08-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(59778045)

作者简介:郭进军(1972-), 男, 河南省鲁山县人, 郑州大学讲师, 大连理工大学博士研究生, 主要从事混凝土结构加固方面的研究.

前馈式误差反传播神经网络模型,其网络结构如图 1 所示.它由输入层、隐含层和输出层三个神经元层次组成,图中的节点代表神经元,同一层神经元之间无权数连接,前一层节点与后一层节点则有充分的权数连接^[4].BP 网络的分析过程由工作信号的正向传播与误差信号的反向传播两个过程组成.正向传播由输入层开始,经隐含层处理后传向输出层,与期望输出比较后产生误差矢量,转入反向传播,由输出层反向到输入层,在此过程中误差进行逐步修改,获得各神经元的参考误差.这两个过程反复进行一直到网络输出误差,减小到可接受的程度为止.本文BP 神经网络采用S 形函数为激活函数.

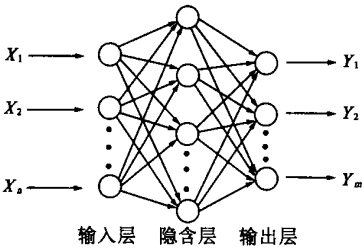


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 Back-propagation neural network

3 新老混凝土粘结劈拉强度预测模型

3.1 网络模型的建立

神经网络的拓扑结构是由输入和输出的单元

数所确定.本文主要考察温度(25 ℃~800 ℃)、冷却方式、粗糙度、新混凝土强度和界面剂对粘结劈拉强度的影响,因此输入层的单元数定为 5 个,输出层的单元数为 1,即粘结面的劈拉强度.为了减小计算次数,提高分析速度,输入样本数据要先进行数据的归一化处理,为此,在多次计算的基础上,本文建议按公式(1) 对目标值 y 进行非线性归一化处理:

$$y' = 1 - e^{[0.163 + 1.735(y - y_{min}) / (y_{max} - y_{min})]} \quad (1)$$

计算表明,采用式(1) 对数据进行预处理,不仅运算速度快,预报效果好,而且模拟和预报的精度也有较大的提高.隐含层的单元数依据计算量小且满足精度要求的原则由程序自动选择,经过调整优化后,选择网络结构为 5—6—1,学习率为 0.1,网络误差为 0.002 5.

3.2 网络的模拟与预报

将试验中的 32 个试件作为模拟样本,8 个作为预报样本.BP 神经网络的分析计算结果见表 1.其中: H 代表平均灌砂深度;冷却方式中,1 代表喷水冷却,2 代表自然冷却;界面剂中,1 代表无界面剂,2 代表水泥净浆,3 代表水泥膨浆; f_{st}^t 为粘结劈拉强度试验值,MPa; f_{st}^c 为劈拉强度模拟计算值,MPa.从表中数据可知,网络计算值与试验值吻合很好,精度较高,已具备了预测粘结劈拉强度的能力.

表 1 新老砼粘结劈拉强度与神经网络分析结果

Tab. 1 New-old concrete bonding splitting tensile strength and results of neural network

试件编号	$T/^\circ\text{C}$	冷却方式	H/mm	界面剂	新砼强度/MPa	f_{st}^t/MPa	f_{st}^c/MPa	f_{st}^c/f_{st}^t
T1-1	25	1	0.519	3	50.2	1.897	1.932	1.018
T1-2	25	1	0.699	3	50.2	2.01	1.995	0.993
T1-3	25	1	0.976	3	50.2	2.123	2.037	0.959
T2-1	200	1	0.798	3	50.2	2.109	1.977	0.937
T2-2	200	1	0.641	3	50.2	1.87	1.93	1.032
T3-1	300	1	0.946	3	53.4	1.971	1.942	0.985
T3-3	300	1	0.805	3	53.4	1.952	1.906	0.976
T4-1	400	1	0.866	3	50.2	1.944	1.95	1.003
T4-2	400	1	1.111	3	50.2	1.928	1.989	1.032
T4-3	400	1	0.566	3	50.2	1.912	1.832	0.958
T5-1	500	1	0.601	3	51.1	1.741	1.802	1.035
T5-3	500	1	0.882	3	51.1	2.061	1.917	0.930
T6-1	600	1	0.791	3	51.1	1.918	1.87	0.975
T6-2	600	1	1.061	3	51.1	1.927	1.935	1.004
T7-1	700	1	0.624	3	53.4	1.818	1.715	0.943
T7-2	700	1	1.034	3	53.4	1.866	1.873	1.004
T8-2	800	1	0.951	3	53.4	1.553	1.838	1.184

续表

试件编号	$T/^{\circ}\text{C}$	冷却方式	H/mm	界面剂	新砼强度/MPa	$f_{\text{st}}^{\text{t}}/\text{MPa}$	$f_{\text{st}}^{\text{c}}/\text{MPa}$	$f_{\text{st}}^{\text{c}}/f_{\text{st}}^{\text{t}}$
T8-3	800	1	1.118	3	53.4	1.945	1.874	0.963
T-3Ca-1	300	2	0.915	3	53.4	1.962	2.012	1.025
T-3Ca-2	300	2	0.801	3	53.4	1.854	1.996	1.077
T-5Ca-1	500	2	0.905	3	51.1	2.207	2.004	0.989
T-5Ca-2	500	2	0.812	3	51.1	1.987	1.991	1.002
T-7Ca-2	700	2	0.945	3	53.4	2.020	1.978	0.979
T-7Ca-3	700	2	0.801	3	53.4	2.223	1.951	0.878
T-S1-1	500	1	1.082	3	47.6	1.971	2.013	1.021
T-S1-2	500	1	0.849	3	47.6	1.786	1.981	1.109
T-S3-1	500	1	0.740	3	56.0	1.602	1.785	1.114
T-S3-2	500	1	0.970	3	56.0	2.014	1.864	0.926
T-11-1	500	1	0.882	1	51.1	1.448	1.46	1.008
T-11-3	500	1	0.734	1	51.1	1.407	1.424	1.012
T-12-1	500	1	0.812	2	51.1	1.774	1.743	0.983
T-12-3	500	1	0.854	2	51.1	1.976	1.759	0.890

说明 $f_{\text{st}}^{\text{c}}/f_{\text{st}}^{\text{t}}$ 的平均值为 0.998;样本方差为 0.061;变异系数为 0.061 6.

表 2 是用训练好的网络,对 8 组试验数据进行预测的结果.预报值和试验值吻合的非常好,因此本文编制的神经网络模型程序能够较好地预测粘结面的劈拉强度,精度满足工程应用的要求.

表 2 BP 网络预报结果

Tab.2 The prediction results of BP network

试件编号	$T/^{\circ}\text{C}$	$f_{\text{st}}^{\text{t}}/\text{MPa}$	$f_{\text{st}}^{\text{c}}/\text{MPa}$	$f_{\text{st}}^{\text{c}}/f_{\text{st}}^{\text{t}}$
T3-2	300	1.969	1.936	0.983
T5-2	500	1.901	1.898	0.998
T7-3	700	1.914	1.854	0.969
T-3Ca-3	300	1.764	1.837	1.041
T-7Ca-1	700	2.098	1.988	0.948
T-S3-3	500	1.846	1.835	0.994
T-11-2	500	1.392	1.448	1.040
T-12-2	500	1.772	1.705	0.962

说明 $f_{\text{st}}^{\text{c}}/f_{\text{st}}^{\text{t}}$ 的平均值为 0.992;样本方差为 0.032;变异系数为 0.0325.

4 扩展计算预报

利用训练好的网络可以在一些假定的参数组合下预测粘结面的劈拉强度.为考察新混凝土强度对新老混凝土粘结面劈拉强度的影响,设定以下参数组合:老混凝土经历温度取 500℃和 700℃;喷水冷却,界面剂为水泥膨浆,界面粗糙度取 0.800 mm,新混凝土强度分别取 30,35,40,45,50,55 MPa.网络预报值见表 3.可以看到,随着新混凝土强度的提高,粘结面的劈拉强度在缓慢增加,但提高幅度很小,500℃时从 30~55 MPa 仅

提高了 1.53%,700℃时则提高了 1.5%.这说明在该强度范围内提高后浇混凝土的强度不能有效提高粘结面的强度,这与试验现象是符合的^[3].

为考察粗糙度对粘结面的劈拉强度的影响,设定以下参数组合:老混凝土经历温度取 500℃和 700℃,喷水冷却,界面剂为水泥膨浆;新混凝土强度取 50 MPa;界面粗糙度分别取 0.500,0.750,1.000,1.250 mm.网络计算预测结果见表 4.可以看到,提高粗糙度能够显著地提高粘结面的劈拉强度,500℃时劈拉强度在粗糙度为 1.250 mm 时比 0.50 mm 时提高了 23%,700℃时提高了 20%,这是符合实际客观规律的.

表 3 基于新砼强度的劈拉强度预测结果

Tab.3 Prediction results based on new concrete strength

新砼	劈拉强度/MPa	
	500℃	700℃
C30	1.898	1.900
C35	1.908	1.909
C40	1.915	1.917
C45	1.920	1.924
C50	1.924	1.926
C55	1.927	1.928

表 4 基于粗糙度的劈拉强度预测结果

Tab.4 Prediction results based on roughness

粗糙度/mm	劈拉强度/MPa	
	500℃	700℃
0.500	1.725	1.760
0.750	1.882	1.886
1.000	1.995	1.998
1.250	2.122	2.116

5 结论

利用人工神经网络对火灾后新老混凝土粘结劈拉强度进行模拟和预报是准确而又简便的方法,精度较高,能够满足工程设计和应用的要求,从而可以大大减小试验工作量,节省大量经费和时间.今后通过增加样本的数量可以不断完善BP网络的预测能力,提高预测的准确性和精度,扩大预报的范围.

参考文献:

[1] 邢文训,谢金星. 现代优化计算方法 [M]. 北京:清华大学出版社,1999.
[2] CECS 25:90,混凝土结构加固技术规范 [S].
[3] 郭进军,宋玉普,张雷顺. 混凝土高温后进行粘结的劈拉强度试验研究 [J]. 大连理工大学学报,2003,43 (2):213~217.
[4] 陈 明. 神经网络模型 [M]. 大连:大连理工大学出版社,1995.

Simulation to Splitting Tensile Strength of New-old Concrete Bonding Reinforcement After Fire with Neural Net work

GUO Jin-jun¹, ZHANG Lei-shun¹, LI Ping-xian¹, YANG Guang-yu²

(1.College of Environmental & Hydraulic Engineering ,Zhengzhou University ,Zhengzhou 450002,China ; 2.Information Department , Tianjin Finance &Economy Institute , Tianjin 300222, China)

Abstract : The property of the strengthened concrete buildings after fire with concrete material is very complex due to many non-quantitative factors ' influences . Based on the experiment , the paper makes use of artificial neural network to simulate and predict splitting tensile strength of new-old concrete bonding interface .The calculation results of the program are in good agreement with the test . Furthermore , the bonding strengths under some different factors combination are predicted . The results indicate that the neural network method is accurate and effective on simulation and prediction . By neural network , some influencing regularities of several factors on new-old concrete bonding splitting tensile strength are obtained , which is helpful to supplement and analyze the test results .

Key words : new old concrete bonding artificial neural network splitting tensile strength