

BP神经网络的灌芯砌体的本构模型研究

杨荣华¹, 麦高波²

(1. 厦门理工学院建筑工程系, 福建 厦门 361005; 2. 厦门住宅建设集团有限公司, 福建 厦门 361004)

[摘要] 利用反向传播神经网络(BP神经网络)的模拟能力来代替传统的方法, 建立灌芯砌体的本构模型, 对比模拟结果, 并与传统方法进行比较. 从模型的预测值和试验值可以看出, 训练后的模型具有较高的学习精度和较好的泛化能力, 可以保证在结构问题中的应用.

[关键词] BP神经网络; 本构模型; 灌芯砌体

[中图分类号] TU 12 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1008-3804(2006)03-0048-04

0 引言

在当代材料本构研究当中, 必须考虑诸如: 塑性屈服、微裂纹、脆性断裂、损伤局部化和应变软化等复杂性, 目的就是希望构造本构模型能够尽量包含一定的非局部效应的影响. 传统的模型一般都包括数学规则和表达式, 虽能在一定程度上反映上述复杂特性, 但是, 这种传统的方法存在以下几个方面的局限性: (1) 它依赖于回归方法, 使用不同的回归公式可以得到完全不同的数学形式, 这将导致模型的形式繁多和不一致性; (2) 当输入输出变量多, 作用复杂时, 建立模型具有很大的困难; (3) 回归公式代入人为的影响和相应的局限性, 一般无法再现试验数据, 可重复性差.

近十年迅速发展的神经网络技术是智能科学中的前沿热点, 已经在许多领域内得到成功应用. 它为研究材料的本构模型提供了一条完全不同于以往的方法和途径. 本文正式基于神经网络的方法建立灌芯砌体混凝土的本构模型.

1 人工神经网络模型及其方法

人工神经网络是模仿人脑的神经细胞和神经系统, 用大量的人工神经元按照一定的拓扑结构相互连接而组成的一种信息处理系统. 主要应用于非线性建模与非线性预测, 系统辨识与系统控制, 模式识别与故障诊断, 线性规划与组合规划等.

人工神经网络是1943年心理学家 W. McCulloch 和数理逻辑学家 W. Pitts 首先提出来的. 他们建立了一个简单的人工神经网络模型^{[1](P20)}, 其神经元的输入和输出关系为:

$$y_i = \text{sign}\left(\sum_j \omega_{ji} x_j - \theta_j\right)$$

其中输入和输出均为二量值, ω_{ji} 为固定的权值, 该网络可以实现一些简单的逻辑关系. 随后经过几代的逐步深入研究, 形成了一系列的人工神经网络理论与模型, 主要代表的有感知器、线性神经网络、BP神经网络、加速BP神经网络、径向基函数网络、自组织竞争人工神经网络和回归网络等. 本文主要用BP神经网络^[2].

BP神经网络模型是目前比较成熟且应用较为广泛的一种神经网络模型, BP神经网络由输入层、

一层或多层隐层、输出层组成见图 1, 各层之间用传递函数联系, 网络通过输入数据和输出数据不断学习, 修改网络权值与阈值, 使误差函数沿着负梯度方向下降。但是 BP 神经网络容易收敛于局部最小点, 而且收敛速度较慢, 难以对隐层的个数及其节点数进行定量确定, 需要试算。

传递函数一般为 Sigmoid 型函数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

计算步骤:

1) 网络内部的前向计算过程:

(a) 输入层节点 i 输入 $x_i \quad i = 1, 2, \dots, n$

(b) 隐层节点 j 的输出:

$$y_j = f(\text{net}_j)$$

$$\text{net}_j = \sum_i \omega_{ji} x_i + \theta_j$$

式中: θ_j —隐层节点 j 的阈值; ω_{ji} —隐层节点 j 与输入层节点 i 之间的连接权值;

(c) (输出层节点 l 的输出):

$$y_l = f(\text{net}_l)$$

$$\text{net}_l = \sum_j \omega_{lj} y_j + \theta_l$$

式中: θ_l —隐层节点 j 的阈值; ω_{lj} —隐层节点 j 与输出节点 l 之间的连接权值;

2) 误差的反向传播过程

实际输出与期望输出模式建立是误差沿连接通道反向传播, 逐层修改各层单元间的连接权值, 采用梯度下降法调整权值。

(a) 对于输出层与隐层之间的权值 ω_{lj} 有:

$$\omega_{lj}(k+1) = \omega_{lj}(k) + \eta \delta_l y_j$$

$$\delta_l = (y_l - \hat{y}_l) \cdot f'(\text{net}_l)$$

(b) 对于隐层与输入层之间的权值 ω_{ji} 有

$$\omega_{ji}(k+1) = \omega_{ji}(k) + \eta \delta_j x_i$$

$$\delta_j = f'(\text{net}_j) \sum_l \delta_l \omega_{lj}$$

式中: η —学习因子。

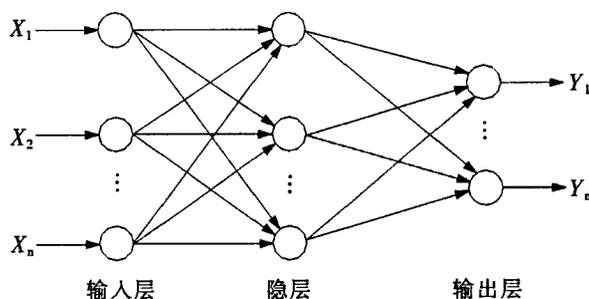


图 1 BP 神经网络的拓扑结构

2 灌芯砌体本构模型的建立

2.1 问题的提出

砌体受压的本构关系是描述砌体受压应力—应变的数学表达式, 由于得出砌体受压本构关系的过程中带有经验性和某些假定, 因此不同研究人员得到不同的本构关系。多年来, 国内外学者在这方面做了大量工作, 提出了许多本构关系表达式, 归纳起来有函数型, 指数函灵敏型, 多项式型和有理分式型等, 提出的砌体受压本构关系虽多, 但是由于材料、施工、试验等的变异性, 这些模式都有一些局限性。现在用得较多的公式为施楚贤提出的砌体应力—应变关系^[3]: $\varepsilon = -\frac{1}{\zeta \sqrt{f_n}} \ln(1 - \frac{\sigma}{f_m})$, 杨

伟军教授在此基础上通过实验取 $\zeta = 500$, 灌芯砌体受压本构关系为: $\varepsilon = -\frac{1}{500 \sqrt{f_{cm}}} \ln(1 - \frac{\sigma}{f_{cm}})$ 。但用

此公式的计算值与实验值的差别还是较大。

2.2 样本的获取

通过杨伟军等人所做砌体试验中获得数据总共为 31 个, 利用前 26 个数据为网络的训练数据, 后 5 个数据为网络的检验数据。试验中采用的砌块尺寸为 190 mm × 390 mm × 590 mm。试件制作与试验按照《砌体基本力学性能试验方法》的规定进行。由于采用的试验是在普通压力机上的试验结果, 很难得出受压应力—应变曲线的下降段, 从所做试验的数据来看, 在应力较大时, 试件表现出明显的塑性性质, 与未灌芯砌体相比, 非线性更为明显, 所以, 利用神经网络分析该本构模型也只局限于上升阶段。

2.3 网络结构设计

影响灌芯砌体抗压强度、应力及应变的因素很多, 如单块砌体抗压强度, 砂浆强度, 空心砌体抗压强度, 灌芯率, 试验设备的技术指标、试验环境等, 为使训练的结果更为精确, 采用网络结构宜为简单, 在忽略这些因素的基础上, 利用试验中已得到 f_{cm} , σ 和 ε 的数据进行网络分析。采用 3 层 BP 神经网络, 把 f_{cm} (灌芯砌体抗压强度), σ (应力) 作为输入层, ε (应变) 为输出层, 从而得到 σ - ε 的本构关系, 网络的隐层由试算决定。从 5~20 中选用, 以 2~4 为间隔, 从小到大选用, 经样本训练, 得到隐层为 8 层。隐层神经元为 Sigmoid 型, 输出层为 Purelin 型^[4], BP 神经网络结构为 2-8-1。

2.4 学习算法及改进

采用 BP 神经网络, 由于 BP 神经网络有收敛速度慢, 而且容易陷于局部极小值的缺陷。可采用改进的 L-M (Levenberg-Marquardt)^{[1](P20)} 优化方法, 从而提高学习速度并增加算法的可靠性。该网络的学习因子为 0.01。

2.5 网络训练与检验

样本 1~26 组数据做为训练样本, 并对样本进行归一化处理。27~31 组数据为检验样本。其训练误差曲线如图 2:

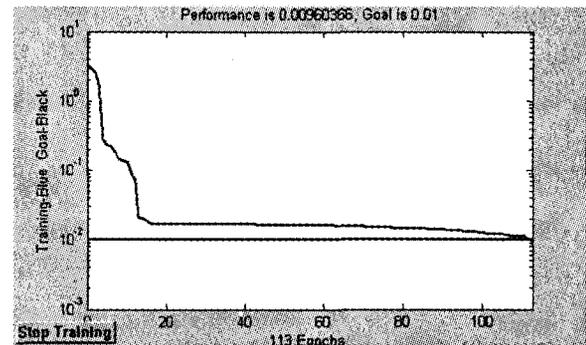


图 2 误差变化曲线

2.6 检验结果分析

检验数据结果见表 1:

表 1 检验结果

编号	t_1 (目标值)	a (仿真值)	e (误差)	相对误差 (%)	ε ($\times 10^{-3}$)
1	0.136	0.149 5	-0.012 5	9.19	0.114
2	0.212	0.206 5	0.005 5	2.5	0.258
3	0.567	0.540 7	0.026 3	4.6	0.427
4	1.233	1.193 8	0.039 2	3.17	0.988
5	2.212	2.038 3	0.173 7	7.8	1.871

注: ε 按公式计算 $\varepsilon = -\frac{1}{500} \frac{1}{\sqrt{f_{cm}}} \ln(1 - \frac{\sigma}{f_{cm}})$ ^[3]

从表 1 可知, 最大相对误差小于 10%, 满足工程的要求。同时, 与传统的公式计算方法比较, 用神经网络预测的结果具有优越性。但从相对误差来看, 有的误差仍然较大, 这说明网络对某些特征学习不够, 其原因主要是学习样本数量有限。随着样本数量和数据的不断积累, 误差必将不断缩小。

3 结论

神经网络法具有较强的适应能力和处理矛盾样本的能力,可以用来研究灌芯砌体的应力—应变关系,然而,为了真正替代现在广泛使用的数学模型,还有一些问题需解决:(1)必须收集大量的数据样本来对网络进行训练,才能给出更靠近观察到的实验现象的网络模型;(2)模型的网络结构可以采用自适用神经网络;(3)必须加深对神经网络结构内部运作方式的理解,弄清楚网络在做些什么.

[参考文献]

- [1] 许东,吴锋.基于MATLAB6.X系统分析与设计—神经网络[M].西安:西安电子科技大学出版社,2002.
- [2] 张立明.人工神经网络的模型及其应用[M].上海:复旦大学出版社,1994.
- [3] 杨伟军,施楚贤.混凝土砌块与配筋砌体剪力墙研究[M].北京:中国科学技术出版社,2002.
- [4] 飞思科技产品研究中心.MATLAB6.5辅助神经网络分析与设计[M].北京:电子工业出版社,2003.

A Study of the Constitutive Model of Grouted Block Masonry Base on the BP Neural Network

YANG Rong-hua¹, MAI Gao-bo²

(1. Architectural Engineering Department, Xiamen University of Technology, Xiamen 361005, China;

2. Xiamen Residential Construction Group, Xiamen 361004, China)

Abstract: The BP model of artificial neural network is applied for the construction model of grouted block masonry instead of traditional methods in the paper. Comparative study suggests that using the BP model to model the behavior of grouted block masonry results in greater study accuracy and better generalizing competence. The predicted results are in the good agreement with the measured ones.

Key words: BP Neural Networks; constitutive model; grouted block masonry