

文章编号: 1000-5013(2007) 04-0418-04

型钢混凝土柱位移延性系数的 BP 网络预测

杨 勇, 张志伟, 郭子雄

(华侨大学 土木工程学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 通过对 61 根型钢混凝土柱试验数据的整理, 利用神经网络原理建立 5-6-1 型反向传播(BP)神经网络模型, 分析不同参数对型钢混凝土柱位移延性系数的影响. 分析及预测结果表明, 学习样本和测试样本的预测值与实验值之比的均值分别为 1.000 6, 0.998 0; 标准差分别为 0.020 3, 0.059 6, 预测值与试验值吻合良好. 当轴压力系数增加到 0.42 以后, 位移延性的变化较小; 体积配箍率增加到 1.9% 后, 位移延性的增长减缓; 当剪跨比小于 1.5 时, 型钢混凝土柱的延性系数随剪跨比的增加而提高; 但当剪跨比大于 1.5 时, 随着剪跨比的增加, 型钢混凝土柱位移延性系数有所降低.

关键词: 型钢混凝土柱; 反向传播神经网络; 位移延性; 预测; 抗震性能

中图分类号: TU 378.302; TP 183

文献标识码: A

随着我国超高层建筑的发展, 建筑高度不断增加, 传统的钢筋混凝土结构已不能适应发展需要. 超高层建筑结构底部柱子所受的轴向压力很大, 如采用钢筋混凝土柱, 为满足规范关于抗震框架柱轴压比限值要求, 柱子截面势必较大, 这不仅减少使用面积, 而且往往形成不利于结构抗震的短柱. 在工程实践中虽然采用了加密箍筋等措施, 但结构试验发现, 这对提高短柱延性的效果不大. 框架柱截面增大, 相应抗侧刚度增大, 吸收的地震能量也随之增加, 反而加重了框架的破坏, 实际的震害也说明了这一点. 如 1995 年初发生的日本阪神大地震, 短柱剪切破坏相当严重, 混凝土剥落、箍筋外露拉脱, 有不少建筑是整层破坏倒塌, 损失惨重. 大量试验表明, 型钢混凝土框架柱由于型钢分担了混凝土的部分轴力, 可以有效减小柱混凝土部分轴压比, 提高框架柱的抗震性能^[1-2]. 根据我国目前的经济条件, 有针对性地在超高层建筑结构底部数层采用型钢混凝土柱, 可较好地解决超高层建筑底部柱子在高轴压力下的抗震问题. 延性是表征变形能力的一个重要参数, 是指结构、构件或构件截面在承载能力没有显著下降的情况下承受变形的能力^[3]. 本文在文[4-10]试验的基础上, 利用神经网络模型对型钢混凝土柱位移延性进行学习 and 预测, 对基于人工神经网络的抗震性能评估进行探讨.

1 网络的训练及评估

1.1 BP 网络结构

本文采用 3 层前馈反向传播(BP)网络结构来建立预测位移延性的网络模型, 输入层节点数由位移延性的主要影响因素决定. 大量试验结果表明, 影响构件位移延性的主要因素有轴压比、体积配箍率、剪跨比、配钢率及混凝土强度等. 因此, 本文选取网络模型为输入层 5 个节点, 分别为混凝土强度 X_1 、剪跨比 X_2 、轴压力系数 X_3 、体积配箍率 X_4 、配钢率 X_5 , 输出层为 1 个节点, 即位移延性系数 Y . 隐层节点数根据最终误差最小及网络稳定的原则进行调整. 网络中变换函数为 Tansig, 训练算法采用 Matlab 6.1 中的自带函数 Trainbr. 经过试算, 发现隐含层节点数为 6 时, 网络效果最好, 因此, 该网络为 5-6-1 型, 如图 1 所示.

收稿日期: 2006-12-16

作者简介: 杨 勇(1976-), 男, 副教授, 博士后, 主要从事工程抗震与防灾的研究. E-mail: yyhnp2004@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50478120); 中国博士后科研基金资助项目(2005037062); 福建省自然科学基金资助项目(E0540006); 福建省青年科技人才创新项目(20051032).

1.2 网络的学习和预报

上面所建立的网络模型,其学习所采用的 61 个样本来自文[4-10]试验研究所得到的结果,其中,50 个样本作为学习样本,另外 11 个样本作为测试样本,用于测试完成学习后的网络模型的预测性能.将学习样本进行归一化处理后提交给网络,使其按照给定的学习算法反复学习,直至系统误差满足要求,网络完成学习.表 1 列出了神经网络学习结果,其中 f_c , λ , n , ρ_v , ρ_s , μ_{exp} , μ_c 分别为混凝土强度、剪跨比、轴压力系数、体积配箍率、配钢率、位移延性系数的实验值及位移延性系数的预测值.学习样本的预测值与实验值之比的均值 $\bar{x}=1.0006$,标准差 $s=0.0203$,两者符合很好,说明网络达到了预期的学习效果.在网络模型完成学习后,将另外 11 个测试样本提交给网络模型进行位移延性系数预测性能的测试,所得结果如表 2 所示.由表 2 可知,测试样本的预测值与实验值之比的均值 $\bar{x}=0.988$,标准差 $s=0.0596$,两者吻合也较好.只是由于构件试验本身的离散性较大,以及样本数量相对较少,造成了某些试件的预报值与实验值偏差较大.这可以通过今后学习样本数目的增加来改进.

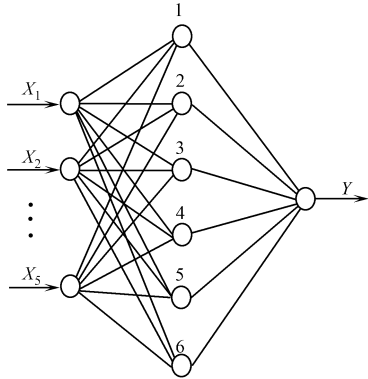


图 1 神经网络结构
Fig. 1 Structure of neural network

表 1 神经网络学习结果

Tab.1 Analysis results of the BP neural network

编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x	编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x
1	67.5	2.000	0.46	2.20	4.52	4.71	4.85	1.030	26	84.9	2.00	0.28	1.60	6.11	3.88	3.89	1.003
2	67.5	2.000	0.42	2.20	4.52	5.41	5.37	0.993	27	66.4	1.00	0.36	0.80	6.11	2.36	2.31	0.979
3	69.0	2.000	0.36	2.20	4.52	6.26	6.24	0.997	28	67.3	1.00	0.36	1.20	6.11	2.48	2.51	1.012
4	67.5	2.000	0.46	1.60	4.52	4.18	4.09	0.979	29	70.4	1.00	0.36	1.60	6.11	2.62	2.66	1.015
5	67.4	2.000	0.36	1.60	4.52	5.50	5.45	0.991	30	67.3	1.50	0.36	1.20	6.11	3.10	3.15	1.016
6	67.5	2.000	0.52	1.20	4.52	2.96	2.97	1.003	31	70.4	1.50	0.36	1.60	6.11	3.26	3.25	0.997
7	67.5	2.000	0.46	0.80	4.52	3.11	3.07	0.987	32	66.4	2.50	0.36	0.80	6.11	3.00	2.93	0.977
8	65.3	2.000	0.36	0.80	4.52	4.29	4.33	1.009	33	65.3	2.50	0.36	1.20	6.11	3.27	3.38	1.034
9	67.5	1.500	0.46	2.20	4.52	4.44	4.49	1.011	34	73.1	2.50	0.36	1.60	6.11	3.73	3.68	0.987
10	68.6	1.500	0.42	2.20	4.52	4.88	4.83	0.990	35	84.9	2.00	0.36	0.80	6.11	2.30	2.41	1.048
11	67.5	1.500	0.36	2.20	4.52	5.53	5.46	0.987	36	84.4	2.00	0.36	1.20	6.11	2.94	2.81	0.956
12	64.5	1.500	0.46	1.60	4.52	3.81	3.86	1.013	37	84.4	1.00	0.36	1.20	6.11	2.13	2.12	0.995
13	64.5	1.500	0.36	1.60	4.52	4.95	4.75	0.960	38	70.5	1.75	0.40	0.66	3.58	3.29	3.28	0.997
14	64.5	1.500	0.42	1.20	4.52	3.75	3.74	0.997	39	67.1	1.75	0.20	1.32	3.58	5.36	5.37	1.002
15	67.5	1.500	0.36	1.20	4.52	4.32	4.33	1.002	40	67.5	1.75	0.40	0.66	3.58	3.21	3.23	1.006
16	68.4	1.500	0.42	0.80	4.52	3.21	3.28	1.022	41	70.6	3.00	0.60	0.66	4.45	2.43	2.44	1.004
17	64.5	1.500	0.30	0.80	4.52	4.57	4.53	0.991	42	73.1	3.00	0.40	1.32	3.58	3.72	3.71	0.997
18	64.5	1.500	0.46	1.60	4.52	4.01	3.86	0.963	43	68.7	3.00	0.20	1.32	3.58	5.22	5.23	1.002
19	67.5	1.500	0.46	1.60	6.37	4.32	4.34	1.005	44	36.9	1.75	0.40	0.66	3.58	3.84	3.81	0.992
20	68.6	1.500	0.30	1.60	3.01	3.3	3.30	1.000	45	33.6	2.00	0.40	0.66	3.58	3.43	3.40	0.991
21	64.5	1.500	0.30	1.60	4.52	4.4	4.75	1.080	46	33.6	2.00	0.40	0.66	3.58	3.35	3.40	1.015
22	67.5	1.500	0.30	1.60	6.37	4.78	4.69	0.981	47	33.6	2.00	0.30	0.66	3.58	3.60	3.59	0.997
23	81.8	2.000	0.20	0.80	6.11	3.94	3.87	0.982	48	33.6	2.00	0.60	0.66	3.58	2.70	2.72	1.007
24	81.8	2.000	0.20	1.20	6.11	4.23	4.27	1.010	49	23.0	2.00	0.20	0.66	3.58	4.32	4.33	1.002
25	83.1	2.000	0.20	1.60	6.11	4.66	4.67	1.002	50	23.0	2.00	0.50	0.66	3.58	3.40	3.40	1.000

表 2 神经网络预测结果

Tab.2 Prediction results of the BP neural network

编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x	编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x
1	67.4	2.000	0.52	1.60	4.52	3.45	3.46	1.003	7	66.4	1.50	0.36	0.80	6.11	2.97	2.94	0.990

续表

Continued table

编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x	编号	f_c/MPa	λ	n	$\rho_v/(\%)$	$\rho_s/(\%)$	μ_{exp}	μ_c	x
2	67.4	2.00	0.46	1.20	4.52	3.56	3.57	1.003	8	84.4	2.00	0.36	1.60	6.11	3.62	3.20	0.884
3	67.4	2.00	0.42	0.80	4.52	3.64	3.55	0.975	9	84.9	1.50	0.36	1.60	6.11	2.82	2.67	0.947
4	67.5	1.50	0.30	2.20	6.11	6.27	6.19	0.987	10	33.6	2.00	0.50	0.66	3.58	2.92	3.28	1.123
5	64.5	1.50	0.30	1.60	6.11	5.78	5.46	0.945	11	23.0	2.00	0.30	0.66	3.58	3.70	3.91	1.057
6	83.1	2.00	0.28	0.80	6.11	3.20	3.06	0.956									

3 型钢混凝土柱位移延性系数

如上所述, 型钢混凝土柱位移延性系数的神经网络模型的预测效果良好, 可以用来分析各种参数变化对柱位移延性的影响, 这只需要给该神经网络模型输入相应的假定参数即可. 由于内插比外推的效果好, 为了确保预报的可靠性, 这些假定的参数必须处在网络学习时所采用的样本空间范围内. 即 $23.0 \leq f_c \leq 84.9$, $1.0 \leq \lambda \leq 3.0$, $0.2 \leq n \leq 0.6$, $0.66 \leq \rho_v \leq 2.2$, $3.01 \leq \rho_s \leq 6.11$. 图 2 是利用该神经网络所得的一个分析结果, 它表明了在一组其他参数都相同的情况下, 体积配箍率(ρ_v)与型钢混凝土柱位移延性系数(μ)的关系. 图 1 中, 曲线 1~5 的轴压力系数 n 分别为 0.25, 0.30, 0.35, 0.40, 0.45, 剪跨比 $\lambda=2.0$, 混凝土强度 $f_c=65\text{ MPa}$, 配钢率 $\rho_s=5.0\%$. 从图 2 网络预测的结果表明, 型钢混凝土柱的位移延性随体积配箍率的增加而提高, 但配箍率增加到 1.9% 后位移延性的增长减缓. 图 3 是轴压力系数(n)与型钢混凝土柱位移延性系数(μ)的关系曲线. 图 3 中, 剪跨比 $\lambda=1.5$, 混凝土强度 $f_c=65\text{ MPa}$, 配钢率 $\rho_s=4.0\%$, 曲线 1~5 的体积配箍率 ρ_v 分别为 1.0%, 1.3%, 1.6%, 1.9%, 2.2%. 由此可见, 型钢混凝土柱的位移延性系数随轴压力系数的增大而降低, 但轴压力系数增加到 0.42 后, 位移延性的变化较小. 图 2, 3 曲线的变化趋势与文[9]的试验结果吻合较好.

考察剪跨比的变化对型钢混凝土柱位移延性的影响, 给网络预测模型提交一组参数. 当柱轴压力系数 $n=0.42$, 混凝土强度 $f_c=65\text{ MPa}$, 体积配箍率 $\rho_v=1.3\%$, 配钢率 $\rho_s=4.0\%$ 时, 考察剪跨比 λ 分别为 1.0, 1.25, 1.50, 1.75, 2.0, 2.2 的预测结果, 如图 4 所示. 当剪跨比小于 1.5 时, 型钢混凝土柱的延性系

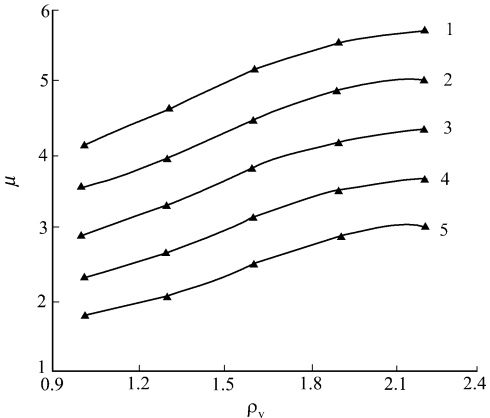


图 2 体积配箍率与位移延性系数的关系

Fig. 2 Relationship between the stirrup ratio per unit volume and displacement ductility factor

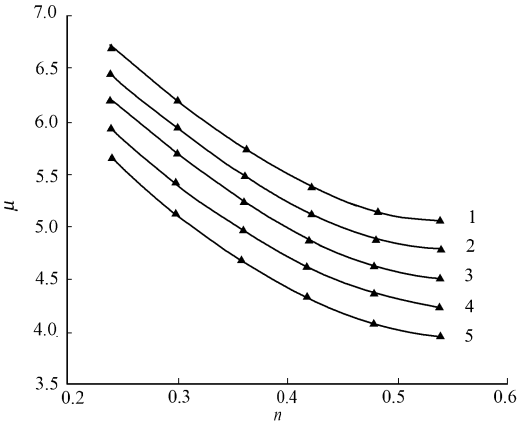


图 3 轴压力系数与位移延性系数的关系

Fig. 3 Relationship between the axial compression ratio and displacement ductility factor

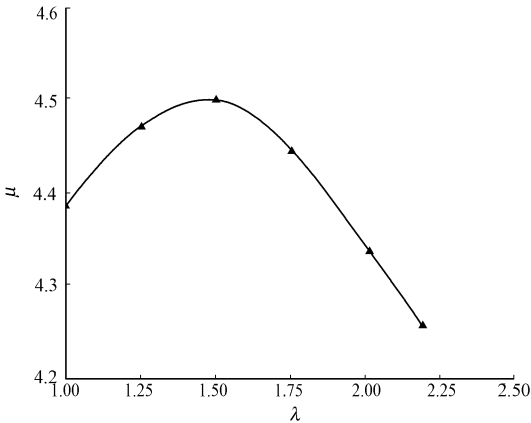


图 4 剪跨比与位移延性系数的关系曲线

Fig. 4 Relationship between the shear span ratio and displacement ductility factor

数随剪跨比的增加而提高;但当剪跨比大于 1.5 时,随着剪跨比的增加,型钢混凝土柱位移延性系数反而降低.

4 结束语

本文建立的网络模型进行学习和预测所得的学习样本,网络模型的学习和预测的整体精度较高.但是,由于构件试验本身的离散性较大及模型样本数相对较少,造成了某些试件的预测值与实验值偏差较大,这可以通过今后学习样本数目的增加来改进.

参考文献:

[1] MUNOZ P R, THOMAS C T. Behavior of biaxially loaded concrete encased composite columns[J]. Journal of Structural Engineering (ASCE), 1997, 123(9): 1 163-1 171.

[2] 叶列平, 方鄂华, 周正海, 等. 骨混凝土柱的轴压比限值[J]. 建筑结构学报, 1997, 18(5): 43-50.

[3] 沈聚敏, 周锡元, 高小旺, 等. 抗震工程学[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2000.

[4] 牟星之, 姜维山, 赵鸿铁. 型钢混凝土短柱抗震性能的试验研究[J]. 西安冶金建筑学院学报, 1991, 23(3): 266-276.

[5] 李俊华, 赵鸿铁, 薛建阳. 型钢高强混凝土柱延性的试验研究[J]. 西安建筑科技大学学报, 2004, 36(4): 383-386.

[6] 李俊华, 薛建阳, 赵鸿铁. 型钢高强混凝土柱抗震性能的试验研究[J]. 世界地震工程, 2004, 20(4): 94-99.

[7] 贾金青, 关 萍. 低周反复荷载作用下 SRHC 短柱延性的试验研究[J]. 工业建筑, 2002, 32(9): 18-20.

[8] 贾金青, 徐世焱, 赵国藩. 配箍率对钢骨高强混凝土短柱轴压力系数限值影响的试验研究[J]. 土木工程学报, 2002, 35(6): 39-43.

[9] 贾金青, 徐世焱. 钢骨高强混凝土短柱轴压力系数限值的试验研究[J]. 建筑结构, 2003, 24(1): 14-18.

[10] 蒋东红, 王连广, 刘之洋. 高强钢骨混凝土框架柱的抗震性能[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2002, 23(1): 67-70.

Prediction of Displacement Ductility Factor of Steel Reinforced Concrete Columns Based on BP Network

YANG Yong, ZHANG Zhi-wei, Guo Zhi-xiong

(College of Civil Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

Abstract: Based on the test data of 61 steel reinforced concrete columns, a model with 5 input layers, 6 implicit layers and 1 output layer (5-6-1) is developed to analyze the influence of various parameters on displacement ductility by the principle of back propagation (BP) neural network. The ratio of prediction value to experimental value is 1.000 6 for the learning samples, 0.998 0 for the testing samples; the standard deviation is 0.020 0 and 0.059 6 respectively, indicating that the prediction results conform well to the test results. When the axial compression ratio increases more than 0.42, the variation of the displacement ductility ratios is small; when the stirrup ratio per unit volume increases more than 1.9%, the displacement ductility increases slowly; with increasing the shear span ratio λ , the displacement ductility increases for $\lambda < 1.5$, decreases for $\lambda > 1.5$.

Keywords: steel reinforced concrete column; BP network; displacement ductility ratios; prediction; seismic performance

(责任编辑: 黄仲一)