

# BP神经网络在高层结构体系选择中的应用

郑浩 王全凤

(华侨大学土木工程系, 福建 泉州 362011)

**摘要** 提取高层建筑结构选型的主要控制因素, 以此建立基于 BP(Back-Propagation) 神经网络的高层建筑结构体系选择的数学模型. 分别采用传统的 BP 算法、改进的带动量自适应学习率 BP 算法, 以及 L-M (Levenberg-Marquart) 算法, 进行高层建筑结构体系选择的研究. 研究表明, 传统的 BP 算法和改进的带动量自适应学习率 BP 算法, 无法适应土木工程中大规模的数据结构. 而采用 L-M 算法神经网络, 较传统 BP 算法快  $10^2 \sim 10^3$  倍, 并且精度高, 可以较好地解决高层建筑结构体系选型问题.

**关键词** 高层建筑, 结构体系选择, 人工神经网络, 传统 BP 算法, 改进的带动量自适应学习率 BP 算法, L-M 算法

**中图分类号** TU 972 TP 183

**文献标识码** A

工程实践经验表明, 高层建筑设计能否做到安全、经济、合理, 关键在于选定的结构方案是否恰当<sup>[1]</sup>. 因此, 结构选型阶段的决策是极其重要的. 结构选型不仅是结构问题, 而是一个综合性的科学问题, 是一个多目标的、有着许多不确定影响因素的综合性决策问题, 具有强烈的软科学色彩, 它需要充分利用专家的经验<sup>[2]</sup>. 正因为结构选型是一个非常复杂的决策问题, 具有强烈的综合性, 包含大量不确定性(随机性、模糊性和未确定性)信息, 用传统的准则法或者数学规划化对此问题进行建模和求解很难奏效<sup>[3]</sup>. 由于基于人工神经网络的知识处理具有集约特征, 即知识的获取、表示和推理合为一体. 它们都是通过神经网络的学习训练实现的, 从而可以充分利用样本性知识, 而样本性知识相对来说是最容易获得. 本文介绍一种基于 BP 神经网络的方法, 进行高层建筑结构体系的选择.

## 1 人工神经网络中高层建筑结构体系选择的控制因素

结构初步设计是结构设计的第一步. 在高层建筑结构初步设计中, 最重要的内容便是结构体系的选择. 这种选择是受诸多条件和因素制约的, 如结构总高、层数、建筑功能、平面形状、基础条件、基本风压值、抗震设防烈度和场地土性质等. 高层建筑结构体系的选择影响因素有其多样性. 为了使神经网络结构不至于繁杂, 在确定高层建筑结构体系的选择影响因素时, 本

文重点提取 4 种起决定作用的控制因素(结构总高、设防烈度、场地土性质、建筑功能),以确定人工神经网络的输入节点的个数.神经网络的输入节点选择(每个输入节点代表高层结构体系的选择一种控制因素),可考虑以下 4 个主要因素.(1) 高层建筑结构总高.(2) 设防烈度.(3) 场地土性质.(4) 高层建筑结构的功能,分别是公寓、旅馆、办公楼、公共建筑和综合楼.

从结构体系来看,我国目前最常见的结构型式是框架结构、剪力墙结构、框架-剪力墙结构、框架-筒体结构和筒中筒结构.本文将这 5 种结构型式作为神经网络输出的结构型式,由此确定神经网络有 5 个输出节点.神经网络的输出节点选择有 5 种,以系数最大的结构体系作为最后的选择体系.(1) 剪力墙结构的选取系数.(2) 框架-剪力墙结构的选取系数.(3) 框架-筒体结构的选取系数.(4) 筒中筒结构的选取系数.(5) 框架结构的选取系数.在确定了神经网络的输入、输出节点之后,本文选取 50 个典型的已建高层建筑数据,以此建立人工神经网络的教师样本,进行人工神经网络的训练.

## 2 BP 神经网络的建立与训练和预测

### 2.1 BP 神经网络数学模型的建立

神经网络的每一个输入节点对应样本的一个特征,而输出层节点数等于类别数,一个输出节点对应一个类.在训练阶段,如果输入训练样本的类别标号是  $i$ ,则训练时的第  $i$  个节点期望输出设为 1,而其余输出节点均为 0.在识别阶段,当一个未知类别的样本作用到输入端时,考察各输出节点的输出,并将这个样本的类别判定为与输出值最大的那个节点对应的类别.这就是用神经网络进行模式识别的最基本方式<sup>[8]</sup>.

$P$  为神经网络的输入样本,共 50 个样本.每个样本有 4 个输入节点,分别代表样本的一个重要特征.它们是结构总高、设防烈度、场地土性质和建筑功能(1 为公寓,2 为旅馆,3 为办公,4 为公共,5 为综合). $T$  为神经网络的教师样本,有 5 个输出节点.由(1 0 0 0 0), (0 1 0 0 0), (0 0 1 0 0), (0 0 0 1 0) 和 (0 0 0 0 1) 组成,分别代表高层建筑最常用的 5 种结构形式.即(1 0 0 0 0) 为剪力墙结构, (0 1 0 0 0) 为框架-剪力墙结构, (0 0 1 0 0) 为框架-筒体结构, (0 0 0 1 0) 为筒中筒结构, (0 0 0 0 1) 为框架结构.由于篇幅原因,以下仅对样本文件的输入和输出作部分举例,即

BP 神经网络输入为

$P = [$	50.9	8	2	1	108.0	7	2	2	...	剪力墙结构
	58.7	8	3	2	65.5	8	2	3	...	框架-剪力墙结构
	140.0	7	2	3	100.0	7	3	5	...	框架-筒体结构
	246.0	7	2	3	155.0	8	2	5	...	筒中筒结构
	35.5	7	2	2	25.0	8	2	1	...	框架结构]

而对应的神经网络输出模式为

$T = [$	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	...	剪力墙结构
	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	...	框架-剪力墙结构
	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	...	框架-筒体结构
	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	...	筒中筒结构
	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	...	框架结构]

## 2.2 BP神经网络的数据变换处理

BP神经网络中非线性函数的值域一般都在 $[0 \sim 1]$ 或 $[-1 \sim 1]$ 之间, 这样将要求输入变量及输出变量都要位于这个区间之间. 当神经网络的输入向量确定后, 检查变量的分布情况, 必要时还要对这些数据进行变换处理, 以利于网络的学习. 对于变量是连续值型的, 比较常用的归一化处理方法是

$$X^* = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}},$$

式中 $X$ 为真实值,  $X_{\min}$ ,  $X_{\max}$ 分别为真实值中的最小值和最大值,  $X^*$ 为归一化后的值. 考虑到BP算法中Sigmoid的函数值在接近0, 1的时候, 曲线比较平缓, 变化速度非常缓慢. 为减少网络学习时间, 建议将输入及输出数据变换在 $[0.1, 0.9]$ 或 $[0.2, 0.8]$ 之间. 这样Sigmoid函数在该区间内变化梯度比较大, 网络收敛时间大大缩短, 改善了网络的性能. 为了加速网络的训练速度, 将数据尽可能变换到Sigmoid函数梯度变化比较大的区间中. 本文的所有数据在预处理时, 均将数据变换在 $[0.2, 0.8]$ 区间.

## 2.3 BP人工神经网络的网络结构确定

首先考虑在采用单隐层的前提下, 寻找网络隐层最佳节点数. 分析由程序所得结果, 隐层的单元节点数为26时, 网络误差下降最快, 迭代1 000次后的网络误差为0.030 697. 当考虑采用双隐层结构时, 图1为当第1, 2隐层采用不同节点数时, 网络在计算1 000次以后的总体

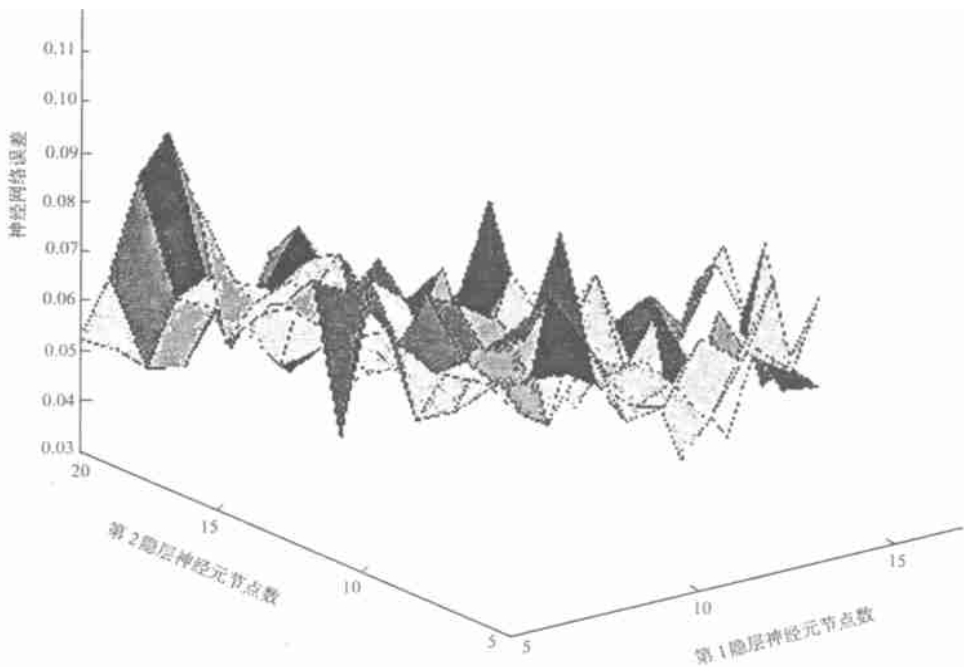


图1 双隐层网络误差随隐层节点数变化的曲线

误差值. 参照图1并分析由程序所得结果, 当采用双隐层网络时, 第1隐层的单元数为16, 第2隐层单元数为15, 网络误差下降最快, 迭代1 000次后的网络误差为0.021 94. 同样迭代1 000次, 采用双隐层的网络误差远小于采用单隐层的网络误差. 故在本文的BP神经网络各算法

中,均采用双隐层的 BP 神经网络,网络结构为 5-16-15-5.

2.4 BP 人工神经网络的训练、结果分析

分别对所采用 3 种算法的 BP 神经网络的训练结果进行分析、比较,最后用待预测的样本 S 进行预测结果校验.待预测的样本 S 为

$$S = \begin{bmatrix} 84.0 & 7 & 2 & 4 & 65.0 & 7 & 2 & 1 & 70.4 & 7 & 2 & 3 & 120.0 & 7 & 2 \\ 3 & 210.0 & 7 & 2 & 5 & 160.0 & 7 & 2 & 5 & 30.0 & 8 & 2 & 1 & 80.0 & 7 & 2 & 2 \end{bmatrix}$$

2.4.1 传统 BP 算法 网络结构采用 5-16-15-5 学习率( $\eta=0.1$ ).此种网络结构下,网络在总体趋势上能够比较平缓下降,不至于产生较大振荡.在实际计算中,传统 BP 算法收敛速度非常慢,运算次数达到数 10 万次,耗时数小时,消耗大量系统资源和时间,并且常常陷入局部极小,网络误差较大.即使训练得以进行,但是训练结果往往不理想,导致整个网络学习的失败.本文最后所选取的网络就是在经过大量运算,从中挑选出预测效果较好的网络.从图 2(训练

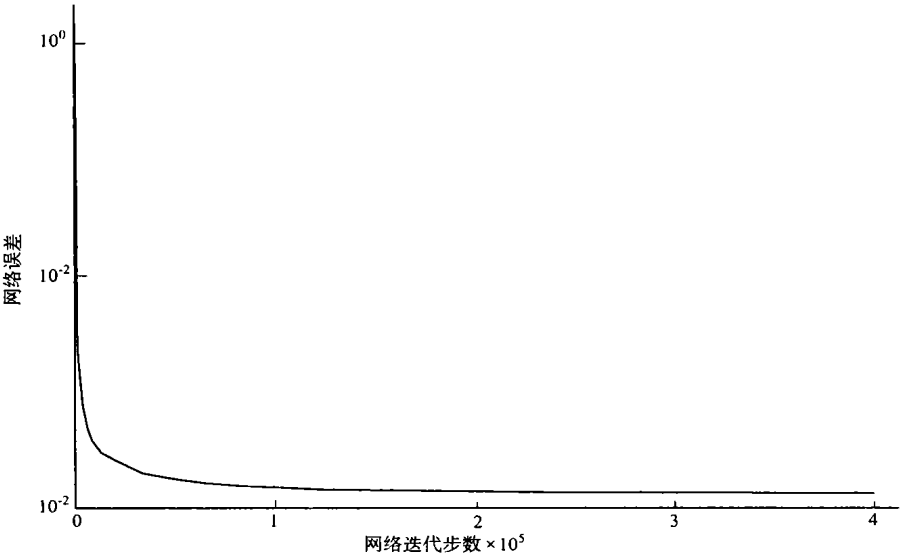


图 2 普通 BP 算法误差曲线图

时间为 200 min) 可以看到,网络运行 40 余万次后,网络误差仍未达到预定的均方差 0.01. 实际均方差为 0.011 752 9,比 L-M 算法的均方差大 2 个数量级.传统 BP 神经网络收敛速度慢,并且由于其自身的缺陷,网络隐层单元数和隐层数没有明确的理论选取方式,而完全靠设计者的经验.种种缺陷表明,该算法在结构体系的选择的神经网络中不能胜任,必须进行合理改进.采用 BP 神经网络的普通 BP 算法,总共有 8 个样本待预测.样本预测的结果,如表 1 所示.

表 1 样本的预测结果

第 1 个预测样本原始数据	84	7	2	4	-
第 1 个预测样本预测结果	0.003 2	0.991 2	0.011 3	0.005 6	- 0.010 8
第 1 个预测样本,该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 2 个预测样本原始数据	65	7	2	1	-
第 2 个预测样本预测结果	1.029 3	0.012 5	- 0.019 2	0.0010	- 0.024 5
第 2 个预测样本,该建筑可采用剪力墙结构					

续表

第 3 个预测样本原始数据	70.4	7	2	3	—
第 3 个预测样本预测结果	0.000 3	1.014 0	— 0.011 2	— 0.000 9	— 0.008 1
第 3 个预测样本, 该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 4 个预测样本原始数据	120	7	2	3	—
第 4 个预测样本预测结果	— 0.000 1	0.139 4	0.869	— 0.010 7	— 0.001 2
第 4 个预测样本, 该建筑可采用框架-筒体结构					
第 5 个预测样本原始数据	210	7	2	5	—
第 5 个预测样本预测结果	— 0.003 8	— 0.002 7	0.002 6	0.994 2	0.009 4
第 5 个预测样本, 该建筑可采用筒中筒结构					
第 6 个预测样本原始数据	160	7	2	5	—
第 6 个预测样本预测结果	0.001 9	0.005 6	— 0.050 6	1.049 3	— 0.006 5
第 6 个预测样本, 该建筑可采用筒中筒结构					
第 7 个预测样本原始数据	30	8	2	1	—
第 7 个预测样本预测结果	— 0.009 6	0.008 7	— 0.000 2	0.001 5	1.008 6
第 7 个预测样本, 该建筑可采用框架结构					
第 8 个预测样本原始数据	80	7	2	2	—
第 8 个预测样本预测结果	1.125 8	0.020 6	— 0.015 3	— 0.002 4	— 0.126 8
第 8 个预测样本, 该建筑可采用剪力墙结构					

2.4.2 改进的带动量自适应学习率 BP 算法 常用的改进 BP 算法是加入了动量项的 BP 算法,增大学习速率而又不导致振荡. 本文采用带动量的自适应学习率 BP 算法,就是在每个加权调节量上加上一项正比例于前次加权变化量的值. 由于动量项的加入,可使网络在训练过程中尽量避免陷入局部极小,获得更优解. 并且,网络的学习率随着误差曲面的变化而进行调整,从而大大提高网络的学习速度和收敛速度. 网络结构采用 5-16-15-5, 学习率初选值  $\eta$  为 0.1, 动量改变因子  $\alpha$  为 0.9. 训练误差曲线,如图3所示(训练时间为32 min,训练步数为48 590

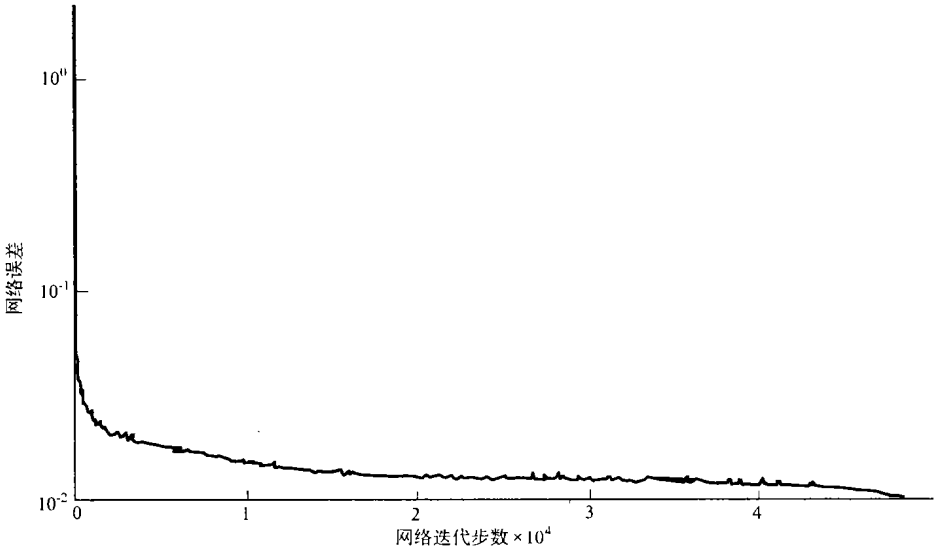


图3 改进的带动量自适应学习率 BP 算法误差曲线图

步,目标均方差为 0.01,实际均方差为 0.009 999 5)。从图 3 可以看见,误差在训练前期下降较快,在后期趋于平缓.但是在最后阶段,网络误差还是有个加速下降阶段.整个下降的过程中,误差不是光滑下降,而是伴有小幅度的振荡.这正是网络在训练过程中,学习率随着误差曲面的变化而进行调整,从而导致网络训练误差产生小波动.由于网络结构和待解决问题的复杂性,其误差收敛速度差强人意,在网络训练中仍要消耗较多的时间.采用改进的带动量自适应 BP 算法,总共有 8 个样本待预测.样本预测的结果,如表 2 所示.

表 2 样本的预测结果

第 1 个预测样本原始数据	84	7	2	4	—
第 1 个预测样本预测结果	— 0.022 0	0.957 9	0.043 1	0.041 3	— 0.010 8
第 1 个预测样本,该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 2 个预测样本原始数据	65	7	2	1	—
第 2 个预测样本预测结果	1.066 4	— 0.018 7	— 0.000 5	— 0.020 3	— 0.020 0
第 2 个预测样本,该建筑可采用剪力墙结构					
第 3 个预测样本原始数据	70.4	7	2	3	—
第 3 个预测样本预测结果	0.017 1	1.015 7	— 0.035 6	— 0.014 6	0.011 2
第 3 个预测样本,该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 4 个预测样本原始数据	120	7	2	3	—
第 4 个预测样本预测结果	— 0.017 7	0.071 0	0.949 3	— 0.023 8	0.024 0
第 4 个预测样本,该建筑可采用框架-筒体结构					
第 5 个预测样本原始数据	210	7	2	5	—
第 5 个预测样本预测结果	— 0.005 6	— 0.004 4	0.032 3	0.989 0	— 0.001 7
第 5 个预测样本,该建筑可采用筒中筒结构					
第 6 个预测样本原始数据	160	7	2	5	—
第 6 个预测样本预测结果	— 0.001 5	0.021 6	— 0.046 7	1.019 1	0.002 8
第 6 个预测样本,该建筑可采用筒中筒结构					
第 7 个预测样本原始数据	30	8	2	1	—
第 7 个预测样本预测结果	0.005 2	0.047 6	0.008 7	— 0.017 6	0.977 4
第 7 个预测样本,该建筑可采用框架结构					
第 8 个预测样本原始数据	80	7	2	2	—
第 8 个预测样本预测结果	1.0210	0.3768	— 0.3251	— 0.0290	— 0.0475
第 8 个预测样本,该建筑可采用剪力墙结构					

2.4.3 L-M 算法 Levenberg-Marquart 算法(简称为 L-M 算法),是专门用于误差平方和最小化的方法. L-M 算法的训练速度比梯度下降法要快得多,但是需要消耗计算机更多的内存资源.在网络训练过程中,随着误差的改变而改变,曲线图也呈振荡形式,每次迭代增大或减小 10 倍,以加速权值的改变,初始值  $\lambda$  为 0.01. 训练误差曲线,如图 4 所示(训练时间为 50 s,训练步数为 35 步,目标均方差为 0.000 2,实际均方差为  $1.68 \times 10^{-4}$ ).从误差曲线可以看到,网络误差在短短的 35 步训练中急速下降,下降趋势非常明显.本文研究结论是, L-M 算法在 BP 神经网络中,具有普通 BP 算法和改进的动量 BP 算法无法比拟的优势,速度比前两种 BP 算法快  $10^2 \sim 10^3$  倍左右,训练结果比较理想.采用 BP 神经网络的 L-M 算法,总共有 8 个样本待预测.样本预测的结果,如表 3 所示.

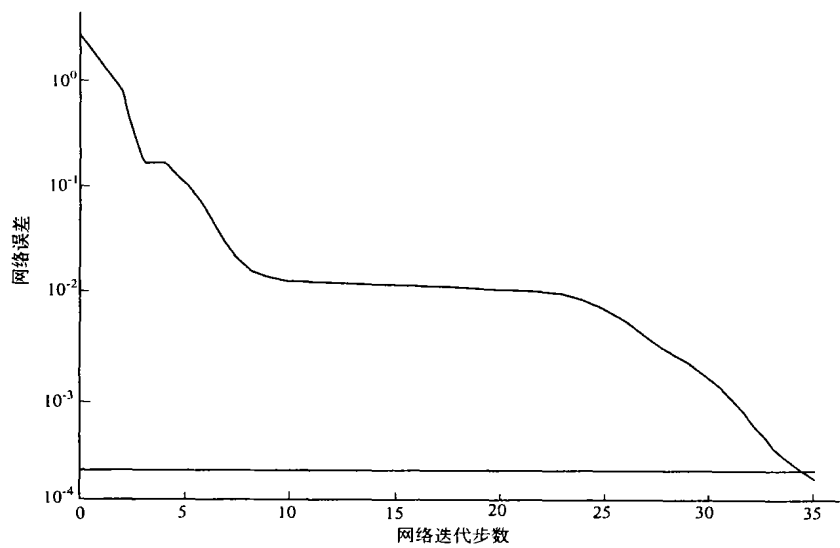


图 4 L-M 算法误差曲线图

表 3 样本的预测结果

第 1 个预测样本原始数据	84	7	2	4	—
第 1 个预测样本预测结果	- 0.007 6	0.997 9	0.006 5	0.012 1	- 0.003 9
第 1 个预测样本, 该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 2 个预测样本原始数据	65	7	2	1	—
第 2 个预测样本预测结果	1.011 3	- 0.010 1	0.008 9	- 0.008 5	- 0.000 5
第 2 个预测样本, 该建筑可采用剪力墙结构					
第 3 个预测样本原始数据	70.4	7	2	3	—
第 3 个预测样本预测结果	- 0.003 5	0.993 6	- 0.001 5	- 0.002 3	0.001 2
第 3 个预测样本, 该建筑可采用框架-剪力墙结构					
第 4 个预测样本原始数据	120	7	2	3	—
第 4 个预测样本预测结果	0.068 1	- 0.044 4	0.988 0	- 0.008 9	- 0.004 3
第 4 个预测样本, 该建筑可采用框架-筒体结构					
第 5 个预测样本原始数据	210	7	2	5	—
第 5 个预测样本预测结果	- 0.010 6	0.026 1	- 0.002 8	0.990 8	- 0.003 6
第 5 个预测样本, 该建筑可采用筒中筒结构					
第 6 个预测样本原始数据	160	7	2	5	—
第 6 个预测样本预测结果	- 0.053 5	0.044 0	- 0.023 4	1.033 8	- 0.002 2
第 6 个预测样本, 该建筑可采用筒中筒结构					
第 7 个预测样本原始数据	30	8	2	1	—
第 7 个预测样本预测结果	- 0.003 6	- 0.002 5	0.000 3	- 0.001 0	1.008 7
第 7 个预测样本, 该建筑可采用“框架结构”					
第 8 个预测样本原始数据	80	7	2	2	—
第 8 个预测样本预测结果	1.071 7	- 0.102 4	- 0.062 8	0.002 8	- 0.009 6
第 8 个预测样本, 该建筑可采用剪力墙结构					

### 3 结论

为了实现基于人工神经网络的结构体系的选择, 本文试图寻找一种高速、快捷、有效的神经网络形式及其算法. 在比较了传统 BP 算法、改进的带动量自适应学习率 BP 算法和 L-M 算法神经网络之后, 得出以下 3 点结论. (1) 在解决高层建筑结构体系选择的问题中, 引入人工神经网络可以达到预期效果. 只要掌握了该高层建筑的基本信息(结构总高、设防烈度、场地土性质和建筑功能要求), 就可以充分运用神经网络高度的非线性、高度的容错性和鲁棒性、自学习及实时处理等特点. 同时, 可以利用神经网络存储专家的设计经验, 在建筑结构设计的前期阶段, 得知该高层建筑适合选取哪种结构型式. (2) 传统 BP 算法及改进的带动量自适应学习率 BP 算法, 由于其网络本身算法的局限性, 在计算过程中需要大规模的反复迭代, 将消耗大量时间和资源. 即便这样, 网络的训练效果并不是十分理想, 误差较大. (3) BP 神经网络的 L-M 算法的训练速度比梯度下降法要快得多, 虽需要消耗计算机更多的内存资源, 但具有传统 BP 算法和改进的带动量自适应学习率 BP 算法无法比拟的优势. 采用该算法的网络训练速度快(速度比前两种 BP 算法快  $10^2 \sim 10^3$  倍左右)、精度高, 训练结果比较理想, 应该大力推广.

### 参 考 文 献

- 1 刘大海, 杨翠如. 高层建筑结构方案优选[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1996. 17 ~ 22
- 2 陶 忠, 王光远. 关于高层建筑结构选型设计的初步探讨[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 2000, 33(1): 20 ~ 25
- 3 王光远, 吕大刚. 论结构选型的若干关键问题[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 2000, (33): 1 ~ 7
- 4 边肇祺. 模式识别[M]. 第 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2000. 35 ~ 43

## Application of BP Neural Net to the Choice of Structural System for a High-Rise Building

Zheng Hao      Wang Quanfeng

(Dept. of Civil Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou, China)

**Abstract** In choosing structural system for a high-rise building, main control factors are drawn, and with which a mathematical model is formed on the basis of back-propagation (BP) neural net. In doing research on the choice of structural system for a high-rise, traditional Bp algorithm, improved algorithm with momentum adaptive accessibility and levernberg-Marquert (L-M) algorithm are adopted respectively. As indicated by results of research, L-M algorithm neural net should be adopted while the other two fail to fit massive data structure of civil engineering; L-M algorithm is  $10^2 \sim 10^3$  times faster than traditional BP algorithm and is high in accuracy, it solves the choice of structural system fairly well for a high-rise building.

**Keywords** high-rise building, choice of structural system, artificial neural net, traditional BP algorithm, improved algorithm with momentum adaptive accessibility, L-M algorithm