

文章编号 1000-5013(2003)01-0048-08

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, 高层建筑结构设计能否做到安全、经济、合理, 关键在于选定的结构方案是否恰当^[1]. 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^[2]. 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^[3]. 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过于繁杂, 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^[1].

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1000次后的网络误差为0.030697.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1000次以后的总体

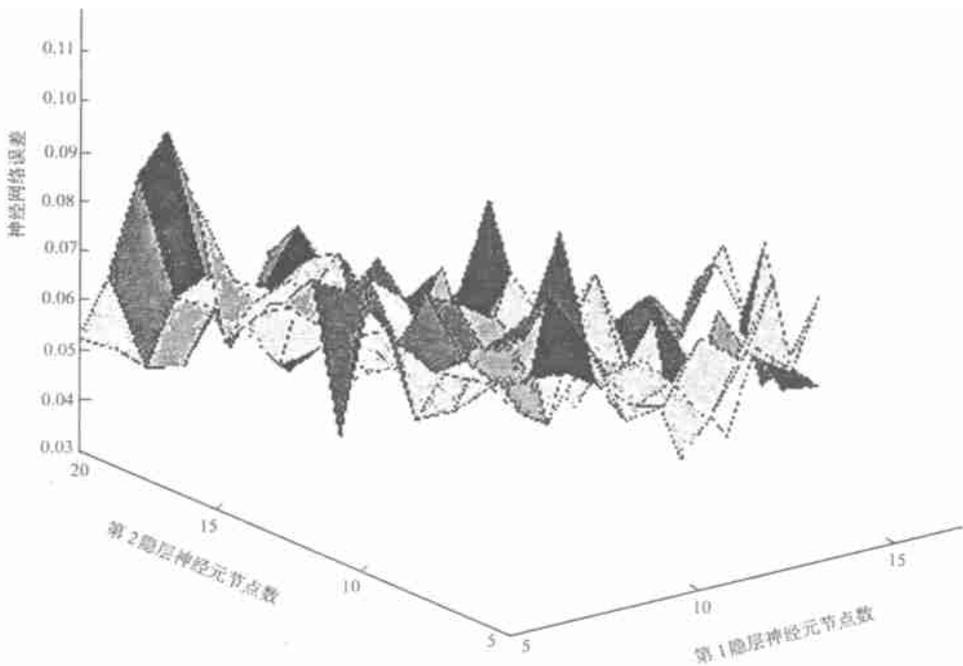


图1 双隐层网络误差随隐层节点数变化的曲线

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1000次后的网络误差为0.02194.同样迭代1000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

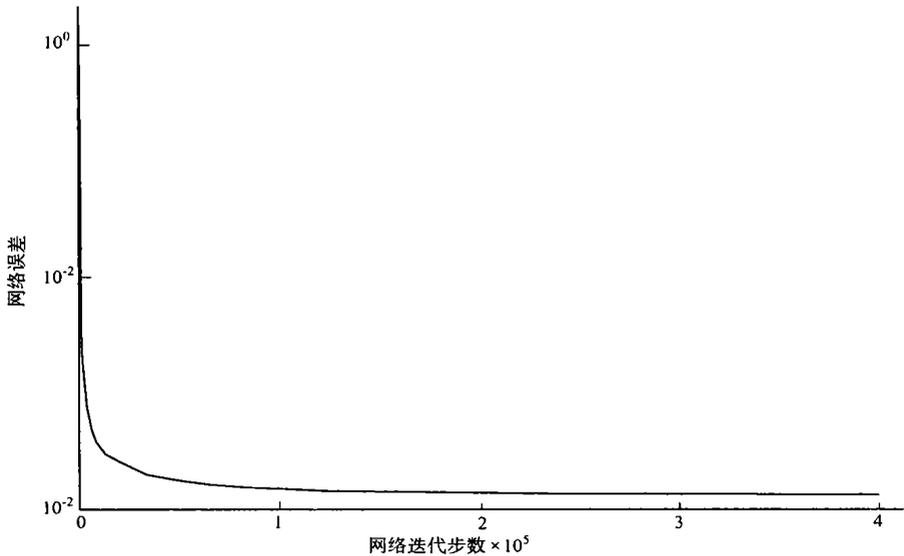


图 2 普通 BP 算法误差曲线图

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 η 为0.1,动量改变因子 α 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

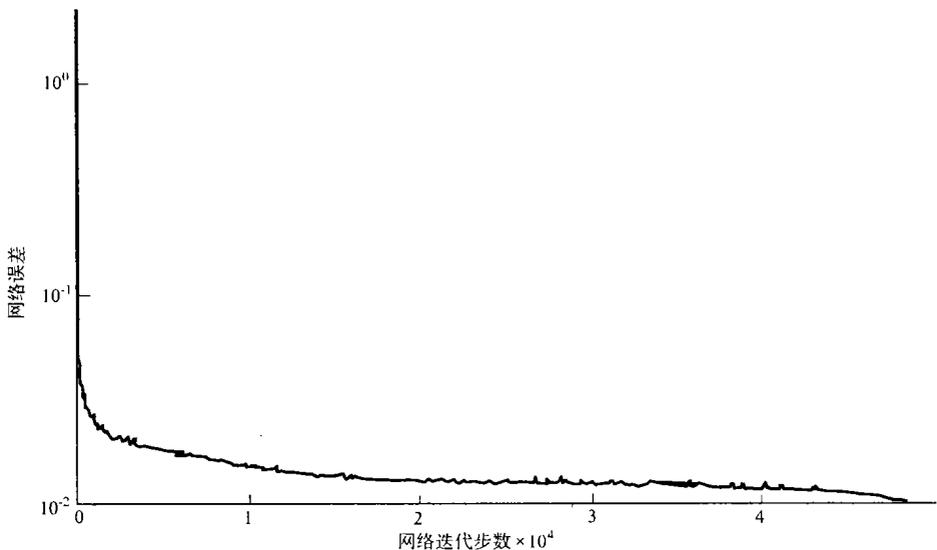


图3 改进的带动量自适应学习率BP算法误差曲线图

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 λ 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 1.68×10^{-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。

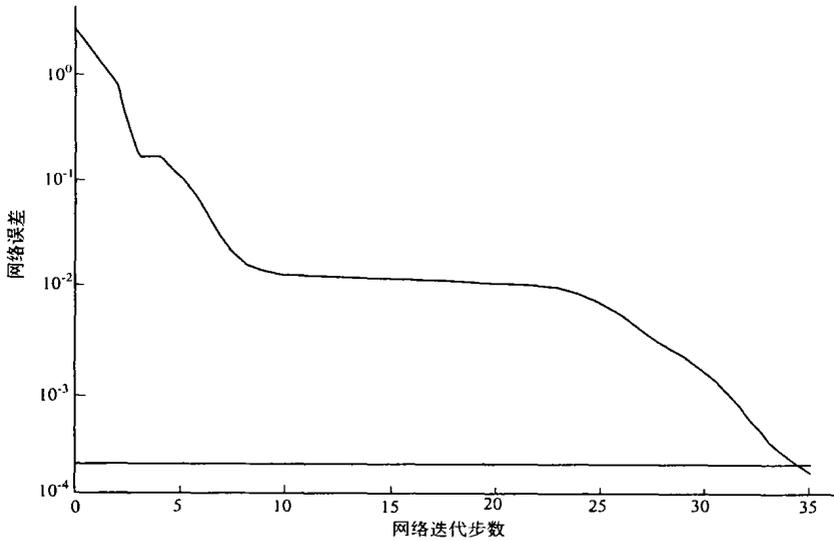


图4 L-M 算法误差曲线图

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	-0.0076	0.9979	0.0065	0.0121	-0.0039
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	1.0113	-0.0101	0.0089	-0.0085	-0.0005
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	-0.0035	0.9936	-0.0015	-0.0023	0.0012
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	0.0681	-0.0444	0.9880	-0.0089	-0.0043
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	-0.0106	0.0261	-0.0028	0.9908	-0.0036
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	-0.0535	0.0440	-0.0234	1.0338	-0.0022
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	-0.0036	-0.0025	0.0003	-0.0010	1.0087
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	1.0717	-0.1024	-0.0628	0.0028	-0.0096
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 levenberg-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