

文章编号: 1000-5013(2008)03-0427-05

复杂高层转换层结构的智能选型

林煌斌, 王全凤, 张云波

(华侨大学 土木工程学院, 福建 泉州 362021)

摘要: 分析复杂高层建筑结构转换层选型的主要控制因素, 建立基于人工神经网络的复杂高层建筑结构转换层选型的数学模型. 针对性地收集国内外 62 个带转换层复杂高层结构工程实例, 分别采用 BP(Back-Propagation) 算法和 L-M(Levernberg-Marquart) 算法进行复杂高层建筑结构转换层选型的研究. 设计一种基于人工神经网络的复杂高层建筑转换层结构的智能选择, 使单一设计人员通过向人工神经网络输入若干复杂高层建筑结构转换层的基本信息, 便可在方案阶段解决高层建筑结构转换层结构型式选择.

关键词: 高层建筑; 转换层; 结构选型; 人工神经网络

中图分类号: TU 973+.1

文献标识码: A

复杂高层抗震理论和实践在近几年取得很大的进展, 但也存在一些悬而未解的问题. 复杂高层结构弹塑性时程分析方法、结构性能评价, 以及其选型工作一直是抗震研究的重要内容, 带转换层高层建筑型式对高层整体综合性能的影响起着关键的作用. 目前对高层转换层结构优化型设计的研究, 主要集中在对某具体型式参数优化等方面, 对型式优化的研究相对较少, 尚未形成系统成熟的转换层选型理论和方法. 工程实践中, 主要依据专家经验对性能优劣的判断进行型式优选. 近几年来, 结构选型工作不断受到重视, 并在理论上涌现出许多方法. 对于复杂高层转换层结构智能选型, 国内外并没有相关的文献. 本文设计一种基于人工神经网络的复杂高层建筑转换层结构的智能选择.

1 转换层选型的控制因素

复杂高层转换层结构选择受诸多条件和因素制约, 如建筑总高、建筑总层数、高层结构型式、转换层承担总层数、转换层上下建筑功能、转换层跨度、转换层所在层数、结构材料、建筑平面形状、基础条件、基本风压值、抗震设防烈度和场地土性质等. 在分析并确定高层建筑转换层结构体系的选择影响因素的主次关系后, 神经网络的输入节点选择(每一输入节点代表复杂高层转换层结构选型的选择一种控制因素)有以下 5 个主要因素. (1) 复杂高层建筑总层数. (2) 高层结构型式. 分剪力墙结构、框架剪力墙结构、框架筒体结构、框支剪力墙结构、框架结构、钢框架结构. (3) 转换层跨度. (4) 转换层上承担总层数. 取选转换层所在楼层和总层数比. (5) 转换层上下建筑功能. 分别取高层公寓、高层旅馆、高层办公、高层公共建筑、高层综合楼.

常见的复杂高层转换层结构从结构型式上, 可分为梁式转换层、桁架转换层、厚板转换层、箱形转换层、柱式等其他转换层^[1-4]. 将该类别分别作为神经网络输出的结构型式, 神经网络的输出节点选择有 5 种, 以系数最大的结构型式作为最后选择型式. 在确定神经网络的输入、输出节点之后, 选取 62 组典型的已建带转换层高层建筑数据^[5-8], 作为教师样本进行人工神经网络的训练. 该实例包括国内 56 栋高层(其中, 北京市 7 栋、广东省 12 栋、上海市 5 栋、重庆市 11 栋, 其他省市 21 栋), 国外高层建筑 6 栋, 10 组作为仿真预测样本. 建立的高层转换层结构实例库, 隐含着工程师解决结构方法设计问题时, 所使用的知识和经验与相关规范规定等方面的信息.

收稿日期: 2007-11-09

作者简介: 林煌斌(1981-), 男; 通信作者: 王全凤(1945-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事结构工程的研究. E-mail: qfwang@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50578066); 福建省自然科学基金资助项目(E0410023)

2 网络的建立

2.1 数学模型

采用最实用的人工神经网络,分析比较普通BP(Book Propagation)算法和L-M(Levernberg-Marguart)算法.神经网络的每一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^[8].

P 为神经网络的输入样本,共62个样本,每个样本有5个输入节点.这5个节点分别代表样本的一个重要特征,分别是建筑总层数、转换层上下建筑功能(其中,1代表公寓,2代表旅馆,3代表办公,4代表公共,5代表综合)、转换层上承担总层数、转换层跨度、高层结构型式(其中,1代表剪力墙结构,2代表框架剪力墙结构,3代表框架筒体结构,4代表框支剪力墙结构,5代表框架结构,6代表钢框架结构). T 为神经网络教师样本,有5个输出节点(10000),(01000),(00100),(00010)和(00001)组成,分别代表高层转换层建筑最常用梁式转换层结构、桁架转换层结构、厚板转换层结构、箱形转换层结构、柱式等其他转换层结构.

2.2 输入输出模式

表1中, $P_{i,1}$ 是建筑总层数; $P_{i,2}$ 是转换层上下建筑功能; $P_{i,3}$ 是转换层上承担总层数; $P_{i,4}$ 是转换层跨度; $P_{i,5}$ 是高层结构型式.限于篇幅,没有列出全部 P 和 T 的数值.

表1 样本输入 P 和输出 T
Tab.1 Sample input P output T

序号	$P_{i,1}$	$P_{i,2}$	$P_{i,3}$	$P_{i,4}$	$P_{i,5}$	$T_{i,1}$	$T_{i,2}$	$T_{i,3}$	$T_{i,4}$	$T_{i,5}$
001	33	3	0.27	9.60	2	1	0	0	0	0
002	57	3	0.12	7.50	4	1	0	0	0	0
003	25	3	0.16	8.90	2	0	1	0	0	0
004	25	3	0.16	8.90	2	0	1	0	0	0
005	18	3	0.39	25.60	6	0	1	0	0	0
006	38	3	0.18	10.00	4	0	0	1	0	0
007	28	1	0.21	9.00	4	0	0	1	0	0
008	21	3	0.24	28.00	1	0	0	1	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
050	26	3	0.50	11.16	3	0	0	0	1	0
051	29	1	0.17	11.10	4	0	0	0	0	1
052	29	2	0.24	12.00	2	1	0	0	0	0
053	37	3	0.19	20.00	3	0	0	0	0	1
054	12	1	0.25	7.50	2	0	0	0	0	1
056	34	3	0.24	10.80	4	1	0	0	0	0
057	53	3	0.72	9.30	2	0	0	0	0	1
058	31	3	0.16	9.30	4	1	0	0	0	0
059	6	3	0.33	24.00	2	0	0	0	0	1
060	17	5	0.82	32.00	5	0	0	0	0	1
061	18	3	0.22	16.80	2	0	0	0	0	1
062	25	1	0.16	7.20	4	1	0	0	0	0

2.3 网络结构的确定

在确定人工神经网络结构时,要确定网络的层数、各层的神经元数和激活函数.在采用单隐层的前提下,寻找网络隐层最佳节点数.隐层中的神经元采用双曲正切S型(Sigmoid)传递函数,S型激活函数所划分的区域是一个非线性的超平面组成的区域,比较柔和、光滑的任意界面,分类比线性划分精确、合理.该网络容错性较好,激活函数是连续可微,可严格利用梯度法进行推算.输出层的神经元采用纯线形

变换函数(Purelin), 迭代 19 步, 逼近误差 SSE(Sum Squared Error) 为 0.008 6, 但输出的预测结果与实际偏差太大导致不能使用, 如图 1 所示. 图 1 中, $\Sigma\sigma$ 为总均方差值, n 为步长.

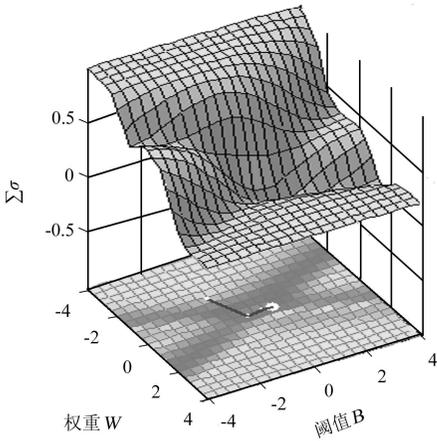


图 1 计算机误差曲面

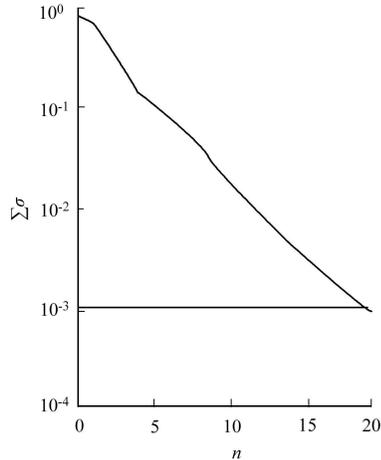


图 2 单隐含层网络训练中的误差记录

Fig. 1 Error surface of Network

Fig. 2 Error records of network training with the single hidden layer

考虑采用双隐层结构时, 第 1, 2 隐层中的神经元采用双曲正切 S 型(Sigmoid) 传递函数, 输出层的神经元采用纯线性变换函数(Purelin). 由程序结果可知, 当采用双隐层网络时, 经多次调整, 第 1 隐层的单元数为 25, 第 2 隐层单元数为 20, 网络误差下降最快. 采用双隐层的样本预测结果准确性高于采用单隐层. 因此, 本文的人工神经网络算法均采用双隐层的 BP 神经网络, 网络结构为 5-25-20-5.

3 网络的训练和预测

3.1 BP 神经网络

在神经网络训练中, 其本身有许多不确定因素(如初始权值、阈值取值的随机性), 每次初始化网络时都是随机的, 而且训练终止时的误差也不完全相同, 训练后的权值和阈值也不完全相同. 每次训练后的结果略有不同, 经过训练得到的神经网络并不一定具有良好的预测效果. 因此, 需要利用训练后的网络对未参加训练的样本进行预测, 再根据专家经验对网络的预测效果进行检验. 当网络对预测样本给出的结构型式不合理时重新训练, 直到检验样本得到满意答案. 在工程设计中, 可以直接调用训练后的网络结构, 输入 5 项控制因素, 用于高层建筑转换层结构选型的预测. 本文分别采用普通 BP 和 L-M 算法神经网络的训练, 结果进行分析、比较, 最后用待预测样本 S 进行预测结果校验. S 样本集转换层型式 01~ 10 分别是桁架式、桁架式、板式、梁式(托柱)、梁式、梁式、梁式、梁式、箱形、斜柱式^[5-8], 如表 2 所示.

表 2 预测样本 S

Tab. 2 Prediction samples S

序号	$S_{i,1}$	$S_{i,2}$	$S_{i,3}$	$S_{i,4}$	$S_{i,5}$
01	53	3	0.11	17.20	3
02	30	3	0.27	10.74	6
03	38	3	0.24	8.40	4
04	20	3	0.35	23.40	2
05	13	5	0.38	8.60	5
06	26	2	0.23	9.00	2
07	15	1	0.07	7.20	4
08	47	3	0.74	8.20	3
09	26	3	0.50	11.16	3
10	24	1	0.04	7.50	2

3.2 普通 BP 算法

网络结构采用 5-25-20-5, 学习率 $\eta=0.01$, 该网络在总体趋势上能够比较平缓下降, 除在 220 步左右有较强烈的振荡, 在其他步时没有产生较大振荡. 在实际计算中, 普通 BP 算法收敛速度非常慢, 运算次数达到数 1 500 次, 总体误差值为 0.9 (网络误差在前 100 次迭代中下降较快, 在此以后误差曲线下降趋于平缓). 网络误差仍未达到预定的均方差 0.01, 网络误差较大, 消耗大量系统资源和时间, 且常陷入局部极小. 即使训练得以进行, 但因为结果不理想, 导致整个网络学习的失败, 如图 3(a) 所示. 普通 BP 网络收敛速度慢, 且由于 BP 神经网络自身缺陷, 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, 该算法在结构选型的神经网络中必须进行合理改进.

3.3 L-M 算法

L-M 算法是专门用于误差平方和最小化的方法^[9-13], 其在运算速度和收敛性方面有杰出性能. L-M

算法训练速度比梯度下降法要快得多,但需要消耗计算机更多的内存资源.随着计算机硬件技术高速发展,L-M 算法发展和推广也得到快速的发展.图 3(b)中显示误差在训练中急速下降,迭代 6 次后的网络

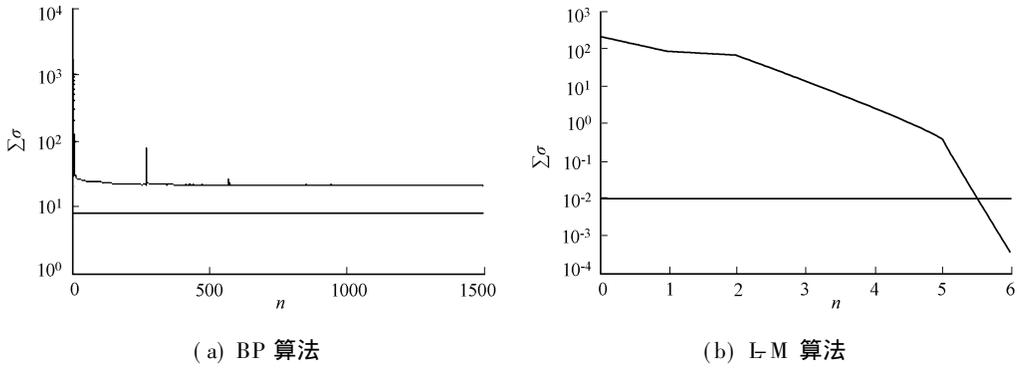


图 3 两种算法的误差记录

Fig. 3 Error records of BP and L-M algorithms

误差(SSE)为 3.618×10^{-4} ,远小于预定的均方差 0.01.综合该算法在训练时间、训练效果方面的突出表现,取 6 组工程实例(限于篇幅未列出所有数据)^[6-10],通过预测结果来判断由 L-M 算法构建的神经网络的稳定性和可行性.预测计算结果如表 3 所示.L-M 算法在 BP 神经网络中速度比前不同 BP 算法

表 3 L-M 算法预测结果

Tab. 3 L-M algorithm predict results

项目	输入和输出数据				
第 1 个预测样本原始数据	53	3	0.11	17.20	3
样本预测结果	0.803 9	1.006 6	- 0.237 8	- 0.081 1	0.178 0
工程原类型和预测结果评价	适合采用桁架式,可以采用梁式转换层				
第 2 个预测样本原始数据	30	3	0.27	10.74	6
样本预测结果	- 0.231 3	1.037 4	0.006 0	0.001 0	0.044 6
工程原类型和预测结果评价	适合采用桁架式转换层				
第 3 个预测样本原始数据	38	3	0.24	8.40	4
样本预测结果	0.955 7	0.022 3	- 1.002 7	- 0.011 9	- 0.021 5
工程原类型和预测结果评价	适合采用板式和桁架式转换层				
第 4 个预测样本原始数据	20	3	0.35	23.40	2
样本预测结果	1.091 6	1.121 5	0.079 8	1.083 5	0.129 6
工程原类型和预测结果评价	适合采用桁架式、梁式和箱型转换层				
第 5 个预测样本原始数据	13	5	0.38	8.60	5
样本预测结果	1.098 2	- 0.050 1	- 0.108 6	0.042 7	0.013 9
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式转换层				
第 6 个预测样本原始数据	26	2	0.23	9.00	2
样本预测结果	- 1.149 8	- 0.324 6	0.075 2	- 0.033 6	- 0.024 0
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式转换层				
第 7 个预测样本原始数据	15	1	0.07	7.20	4
样本预测结果	0.951 9	- 0.426 2	0.115 3	- 0.054 3	- 0.092 7
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式转换层				
第 8 个预测样本原始数据	47	3	0.74	8.20	3
样本预测结果	0.972 0	0.236 4	- 0.201 1	- 0.072 8	- 0.099 5
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式转换层				
第 9 个预测样本原始数据	26	3	0.50	11.16	3
样本预测结果	- 0.911 0	- 0.560 1	0.516 7	- 0.901 0	- 0.085 2
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式、箱形、桁架式转换层				
第 10 个预测样本原始数据	24	1	0.04	7.50	2
样本预测结果	- 1.077 5	- 0.012 2	0.150 4	- 1.002 3	- 0.536 9
工程原类型和预测结果评价	适合采用梁式、箱形、桁架式、斜柱式转换层				

快 $10^2 \sim 10^3$ 倍左右,训练结果比较理想,可以在工程设计选型中运用和推广。

4 结束语

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,但具有普通 BP 算法无法比拟的优势。采用该算法的网络训练速度快(速度比普通 BP 算法快 $10^2 \sim 10^3$ 倍左右),精度高,训练结果比较理想,应该得到工程界的大力推广和使用。L-M 算法人工神经网络能较好地表征与利用专家知识、经验,能更好地满足结构选型多性能、多层次的性能评价需要。今后的工作主要是继续完善高层建筑转换层结构实例的数据库,并探索该工程实例库中的定量与模糊型规则的挖掘过程与方法,研究基于 Apriori 等算法的关联分析方法的应用。

参考文献:

- [1] 包世华,方鄂华. 高层建筑结构设计[M]. 2版. 北京:清华大学出版社,2000.
- [2] 彭伟. 高层建筑结构设计原理[M]. 成都:西南交通大学出版社,2004.
- [3] 高立人,方鄂华,钱稼华. 高层建筑结构概念设计[M]. 北京:中国计划出版社,2005.
- [4] LIN T Y, STOTESBURY S D. Structural concepts and systems for architects and engineers[M]. New York: Van Nostrand Reinhold Press, 2001.
- [5] 李玉荣. 型钢混凝土梁式转换框架结构的试验和理论研究[D]. 杭州:浙江大学,2005.
- [6] 姚时章,汪新琛,华福湘,等. 高层建筑设计图集[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2000.
- [7] 江欢成,丁朝辉,杜刚,等. 重庆某超限高层结构优化设计[J]. 建筑结构,2004,34(6):3-6.
- [8] 蒋运权. 斜柱局部转换结构在上江城工程中的应用研究[D]. 重庆:重庆大学,2004.
- [9] 阎平凡,张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [10] 郑浩. 基于人工神经网络的高层建筑结构选型[D]. 泉州:华侨大学,2000:5.
- [11] 闻新,周露,王丹力,等. Matlab神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2001.
- [12] 闻新,周露,李翔,等. Matlab神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2003.
- [13] 高隼. 神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2003.

Form-Intellectual Selection of Transfer Story Structure in Complicated Tall Building Based on Artificial Neural Network

LIN Huang-bin, WANG Quan-feng, ZHANG Yun-bo

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

Abstract: The primary control factors in structure selection of transfer story in complicated tall building are analyzed, and the mathematical model is established based on artificial neural network (ANN). 62 domestic or foreign tall buildings with transfer story are collected, using traditional back propagation (BP) algorithm and Levenberg-Marquett (L-M) algorithm respectively, the complicated tall buildings with transfer story are investigated. The intelligent model to select the structure of transfer story in tall building is established. The model can help the engineers obtain the optimal structure of transfer story by inputting the essential information into artificial neural network.

Keywords: tall building; transfer story; structure selection; artificial neural network

(责任编辑: 陈志贤 英文审校: 方德平)