第33卷 第2期
2011年6月

西 北 地 震 学 报
NORTHWESTERN SEISMOLOGICAL JOURNAL

Vol. 33 No. 2
June, 2011

基于MATLAB神经网络方法的多层砖房震害预测

姜 伟[1]，马令勇[2]，刘功良[2]

(1. 黑龙江八一农垦大学工程学院，黑龙江 大庆 163319；
2. 大庆石油学院土木建筑工程学院，黑龙江 大庆 163318)

摘 要：提出利用MATLAB人工神经网络工具箱建立基于贝叶斯正则算法的BP神经网络模型，以地震区多层砖房震害调查数据为因子的震害预测方法。神经网络模型输入震害因子包括建筑的层数、施工质量、房屋整体性等，输出值为建筑物在地震作用下的破坏程度。结果表明，本方法可以对多层砖房的震害样本进行预测并达到较理想的效果。

关键词：MATLAB；人工神经网络；震害预测；贝叶斯正则化算法；多层砖房

中图分类号：P315.941 **文献标识码**：A **文章编号**：1000－0844(2011)02－0155－04

Earthquake Damage Prediction of Multistory Masonry Building Based on MATLAB Neural Network Method

JIANG Wei[1], MA Ling-yong[2], LIU Gong-liang[2]

(1. *Engineering College, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Heilongjiang, Heilongjiang Daqing* 163319, *China*;
2. *The Architecture Engineering Department of Daqing Petroleum Institute, Heilongjiang Daqing* 163318, *China*)

Abstract: Using the MATLAB artificial neural network toolbox to establish BP neural network model based on Bayesian regularization algorithm, a method of earthquake damage prediction for multistory masonry building based on the survey data of earthquake damage from earthquake events is proposed. The input earthquake damage factors include building story number, construction quality and house integrity. The output value is building's destructiveness under seismic action. The result shows that the method can predict earthquake damage of multistory masonry building with good achievement.

Key words: MATLAB; Artificial neural network; Earthquake damage prediction; Bayesian regularization algorithm; Multistory masonry building

0 引言

中国是个地震多发国家[1]，强烈地震造成了巨大的建筑破坏和生命财产损失，如1976年唐山7.8级地震。其重要原因是20世纪70年代以前建造的房屋抗震能力差。而在1995年日本神户7.5级地震仅仅造成千人死亡，其主要原因是神户市在20世纪80、90年代建造的房屋抗震能力较好而且对以前建造的房子进行了加固。因此如果我们能够在地震前预测出不同城市的建筑物的震害程度与其空间分布，并且采取必要的措施对建筑物进行加固，对未来建造的建筑物提高抗震性能，可以有效地减小震害。唐山地震以来我国的科研工作者就已经认识到震害预测的重要性，提出了震害预测的方法，如陶谋立提出树状图分析法[2]、常业军等人提出的结构易损性分析方法[3]、徐敬海等提出的建筑物震害预测模糊震害指数法[4]。但进行建筑物震害预测工作时，根据《地震灾害预测及其信息处理系统技术规范》规定："对于城市的一般建筑物，抽样率一般以占该类建筑总面积的8%～11%为宜"。如果应用传统的

收稿日期：2010-03-11
基金项目：黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11513015)
作者简介：姜 伟(1980－)，男，博士，讲师，辽宁瓦房店人，现从事防震减灾研究.

震害预测方法，对于大中城市来说，这样的抽样率意味着巨大的现场调查工作，势必耗费大量的人力与物力资源。我国需要进行震害预测的城市约占全国城市的半数以上，在保证宏观预测精度和可靠性的情况下加速城市的震害预测工作，减少国家投资，就成为众所关心的课题。为此本文提出了一种用城市已有的房屋震害普查资料，把房屋的破坏等级划分为5类：基本完好、轻微损坏、中等破坏、严重破坏和倒塌，相对应的震害指数分档为(0～0.10)、(0.11～0.30)、(0.31～0.55)、(0.56～0.85)、(0.86～1)，并引入MATLAB神经网络对建筑物震害预测的方法。由于多层砖房在地震作用下破坏较为严重，所以本文以多层砖房为例来应用MATLAB神经网络模型对其震害进行预测。

1 神经网络模型

人工神经网络具有信息的分布存储并行处理、自学习以及特有的非线性适应性信息处理能力的优点，克服了传统人工智能方法对系统模型的依赖，使之在神经专家系统、模式识别、智能控制、预测等领域得到成功应用。尤其是基于误差反向传播算法的多层前馈网络(简称BP网络)，可以以任意的精度逼近任意的连续函数，广泛应用在非线性建模、函数逼近、模式分类等方面。所以本文采用BP神经网络。但是BP网络有收敛速度慢，训练时间长等不足，经过实验提出了改进算法，效果良好。然而在应用BP网络解决实际问题中，选择多少层网络、每层多少个神经元节点、选择何种传递函数、何种训练算法等均无可行的理论指导，只能通过大量的实验获得，这无形增加了研究和编程计算的工作量。MATLAB提供了现成的神经网络工具箱，为解决这个问题提供了便利条件。

1.1 网络的拓扑结构

从建筑物的抗震理论可知，多层砖房震害影响因素有很多，一般来说有：房屋的层数、施工质量、砂浆标号、结构合理性、砖墙面积率、房屋整体性、场地条件、震峰值加速度、建筑物体型等。如果将这些因素全部作为网络输入来处理，将使模型变得极其复杂，也使网络学习过程变得困难。所以根据研究需要本文只选用了以下8个震害影响因子；房屋的层数 X_1、施工质量 X_2、砂浆标号 X_3、结构合理性 X_4、砖墙面积率 X_5、房屋整体性 X_6、场地条件 X_7、震峰值加速度 X_8。确定使用拥有一个隐含层的两层前馈神经网络(输入层不算层)。如图1所示。

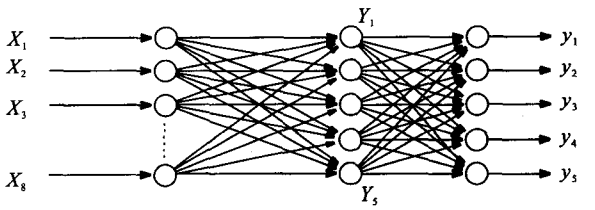

图1 BP神经网络模型

Fig. 1 BP neural network model.

1.2 贝叶斯正则化算法简介

标准的BP算法是基于梯度下降法，通过计算误差目标函数对网络权值及阀值的梯度进行修正，易陷入局部最小且训练时间较长. MATLAB提供了多种改进的神经网络工具函数，本文首先选用快速训练前向网络并且可提高BP神经网络推广能力的方法，通过比较本文采用了贝叶斯正则化算法。

贝叶斯正则化算法通过修正神经网络的训练性能函数来提高其推广能力，在MATLAB环境中采用trainbr训练函数来实现。一般情况下，神经网络的训练性能函数采用均方误差 mse，即

$$mse = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_I)^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(t_i - a_i)^2 \qquad (1)$$

式中 mse 为均方误差；N 为样本数；t 为期望输出；a 为网络实际输出。在贝叶斯则化算法中，网络性能函数经改进变为如下形式：

$$mse = \gamma \cdot mse + (1-\gamma) \cdot msw \qquad (2)$$

式中 mse 为改进后的误差函数；γ 为比例系数；msw 为网络所有权值平方和的平均值，$msw = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\omega_i)^2$，$\omega_i$ 为连接权；其它参数同式(1)。

由式(2)可知，贝叶斯正则化算法不仅能保证网络训练误差尽可能小，而且使网络的有效权值尽可能少，这实际上相当于自动缩小了网络的规模，发生过度训练的机会就会很小。贝叶斯正则化算法可以在网络训练过程中自适应地调节 γ 的大小，并使其达到最优。

2 多层砖房震害样本的采集

本文选用的8个震害因子具体的参数取值如下：

(1) 房屋的层数：房屋的层数越高，其破坏率越大，该参数取实际层数为输入参数。

(2) 施工质量：取值为：优为10，中为8，差为6，同时考虑年代的影响，即每5年减0.5；

(3) 砂浆标号：按实际取值；

(4) 结构的合理性：直接采用综合评判的隶属

度作为该参数的取值；

(5) 砖墙面积率：按公式：砖墙面积率＝砖墙净面积率/建筑面积，来确定；

(6) 房屋的整体性：房屋的整体性内容有楼屋盖形式，圈梁构造柱和地梁基础情况，房屋的完好状态等，取值为以上几个部分分数之和(表 1)。

表 1　房屋整体性取值表

部位	取值
楼盖	现浇 5，预制 4，木屋盖 3
屋盖	现浇 5，预制 4，木屋盖 3
圈梁、构造柱	有圈梁增加 1，有构造柱再增加 1
地下室	有地下室或筏式基础加 1
伤裂	有伤裂减 1～2

(7) 场地条件：Ⅰ类土取 10，Ⅱ类土取 8，Ⅲ类土取 6，地形地貌不利减 1～2，地下水位较高减 1；

(8) 地震动峰值加速度：按实际峰值加速度大小，以重力加速度 g 为单位取值：0.05、0.1、0.15……。

3　神经网络建立与训练

本文从《唐山大地震震害》[5]的多层砖房震害资料中随机选择了多层砖房不同程度破坏的实例，共 30 个样本，如表 2。将 25 个样本所对应的 8 个震害因子作为网络的输入向量 $P=[K_1\cdots\cdots K_{25}]$，输出即为砖房的破坏程度，将其量化为：基本完好 $y_1=[1,0,0,0,0]$、轻微破坏 $y_2=[0,1,0,0,0]$、中等破坏 $y_3=[0,0,1,0,0]$、严重破坏 $y_4=[0,0,0,1,0]$、毁坏 $y_5=[0,0,0,0,1]$，输出为 $T=[T_1,\cdots\cdots,T_{25}]$，$B=[K_{10},\cdots\cdots,K_{30}]$ 为预测样本。

表 2　多层砖房震害因子取值

K	X_0	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
1	中等	2	10	25	0.50	8.2	8	6	0.2
2	严重	2	10	10	0.40	10.0	8	7	0.25
3	中等	3	10	10	0.30	11.5	9	8	0.25
4	轻微	2	10	35	0.45	9.7	9.5	7	0.15
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	中等	3	10	10	0.44	6.0	9	7	0.15
27	倒塌	3	10	25	0.40	10	10	8	0.3
28	倒塌	2	10	25	0.40	9.0	10	7	0.25
29	完好	2	10	10	0.50	9.0	12	10	0.2
30	轻微	4	10	10	0.50	9.0	9	9	0.15

3.1　建立网络

本文采用 MATLAB 人工神经网络工具箱中的 *newff* 函数来建立 BP 神经网络。*newff* 函数的格式为

$$net=newff(PR,[S_1,S_2\cdots\cdots S_n],\{TF_1\ TF_2\cdots\cdots TF_n\},BTF)$$

其中 PR 为输入向量的最大值与最小值；$[S_1,S_2\cdots\cdots S_n]$中的各元素分别表示各层神经元的数目；$\{TF_1\ TF_2\cdots\cdots TF_n\}$中各元素分别表示各层神经元采用的传递函数；$BTF$ 表示神经网络训练时所使用的训练函数。本文网络模型中 PR 为 minmax(P)；隐含层和输出层的神经元个数分别为 5 和 5；各层神经元传递函数分别为 tansig 函数与 purelin 函数，因为用贝叶斯正则算法训练 BP 网络所以 BP 网络的训练函数为 trainbr；由于输入数据的大小差别较大，为了保证网络的训练速度与精度先对 P 归一化处理，处理方法为调用工具箱里的 premnmx 函数把数据归一化到－1～1 之间。所以网络建立如下：

```
[Pn,minP,maxP]= premnmx(P);
Net= newff(mainmax(P),[5,5]{'tansig','purelin'});
%采用贝叶斯正则算法
net,trainfcn='trainrb'
%设置训练参数
net.trainparam.epochs=2000;
net.trainparam.goal=1e-3;
%将网络初始化
net=init(net)
```

3.2　神经网络训练

对已经建立的神经网络调用贝叶斯正则算法进行训练。

```
[net,tr] = train(net,Pn,T);
```

下面给出网络部分训练结果。图 2 给出了相应的训练过程变化曲线。

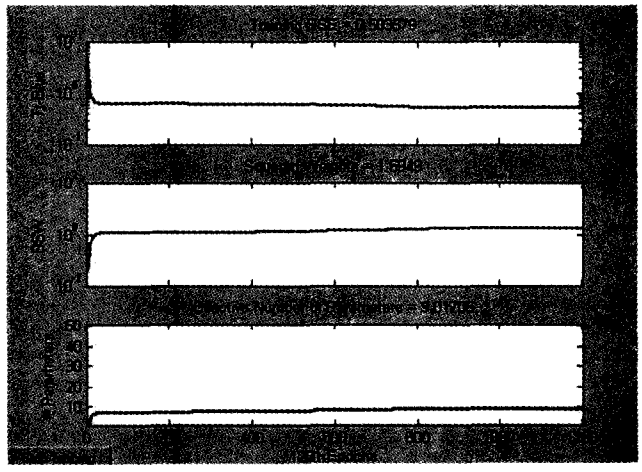

图 2　贝叶斯正则化算法的训练过程

Fig. 2　Training process of Bayesian regularization algorithm.

TRAINBR, Epoch 1200/2000, SSE 0.503579/0.001, SSW 1.6949, Grad 2.18e−001/1.00e−010, #Par 9.02e+000/51

TRAINBR, Epoch 1201/2000, SSE 0.503579/0.001, SSW 1.6949, Grad 2.18e−001/1.00e−010, #Par 9.02e+000/51

TRAINBR, Maximum MU reached.

由变化曲线图可见当网络训练到1201步时网络性能已达标,此网络已可以使用。

4 神经网络预测与结果分析

调用函数sim进行仿真:

$$a = \mathrm{sim}(\mathrm{net}, \mathrm{Bn})$$

因为输入向量与输出向量已经进行归一化处理,所以应将预测结果 a 进行反归一化处理,预测的结果与实际结果对比如表3所示。

表3 BP神经网络预测结果

K	实际结果	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	预测结果
10	完好	0.978	0.008	0.094	0.056	0.001	完好
11	轻微	0.074	0.897	0.041	0.012	0.156	轻微
12	完好	0.946	0.003	0.021	0.014	0.028	完好
13	完好	0.982	0.946	0.020	0.234	0.197	不好区分
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
27	倒塌	0.263	0.131	−0.348	0.425	0.931	倒塌
28	倒塌	0.153	0.681	0.268	0.541	0.987	倒塌
29	完好	0.876	0.050	0.562	0.201	0.142	完好
30	轻微	0.910	0.235	0.259	−0.010	0.431	完好

从表3可看出,20个预测样本中仅有样本13预测结果不好区分,样本30预测结果错误,正确率达到90%。如果增加样本的数量预测的结果将会更准确。说明在样本充足的条件下用贝叶斯正则算法的BP神经网络模型对多层砖房的震害进行预测是可行的。

5 结论

根据本文的预测结果可知利用贝叶斯正则算法的BP神经网络模型对多层砖房的震害样本进行训练,能达到理想的效果,与传统的易损性概率分析法、强度判别法、模糊类比法等多层砖房震害预测方法相比更方便、实用与准确。本文仅对多层砖房进行预测,但思路可以用于其它不同结构形式的建筑物,只要有足够的建筑物震害样本,就可以通过本文的思路建立相应的MATLAB神经网络模型来进行震害预测。

[参考文献]

[1] 赵文津. 就汶川地震失报探讨地震预报的科学思路——再论李四光地震预报思想[J]. 中国工程科学,2009,11(6):4-15.

[2] 吴育才. 单层厂房震害预测方法的补充[J]. 工程抗震,1988(1):35.

[3] 徐敬海,刘伟庆,等. 建筑物震害预测模糊震害指数法[J]. 地震工程与工程振动,2002,22(6):84-88.

[4] 常业军,吴曙光,张坤勇. 底层框架砖房的震害预测方法[J]. 四川建筑科学研究,2001,27(2):51-53.

[5] 刘恢先,主编. 唐山大地震震害(第2册)[M]. 北京:地震出版社,1986.