

# 使用人工神经网络进行我国大陆 强震时间序列预测

王 炜<sup>1</sup>, 谢 端<sup>2</sup>, 宋先月<sup>1</sup>, 赵利飞<sup>1</sup>

(1. 上海市地震局, 上海 200062; 2. 中国科学技术大学  
地球与空间科学系, 安徽 合肥 230026)

**摘要:** 使用人工神经网络对中国大陆最大地震时间序列进行预测, 预测次年的中国大陆最大地震震级, 结果表明该方法具有较好的预报效果. 还表明中国大陆强震活动除了与强震时间序列本身有关外, 还与全球的强震活动、太阳黑子活动等有着密切的非线性关系.

**关键词:** 地震时间序列; 人工神经网络; 太阳黑子

**中图分类号:** P315.75   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1000-0844(2002)04-0315-05

## 0 引言

目前在地震活动大形势的分析中, 主要是根据一些与大形势有关的相关因素进行预报, 如根据太阳黑子、地球自转速率等环境因子; 根据全球或中国大陆的强震活动; 根据日本海沟、台湾等某些相关地区的地震活动; 根据东北深震或某些特定事件; 通过与历史上发生过的地震序列对比分析等进行预报. 所用的方法主要是根据某一个或几个相关因素进行类比分析、相关分析或进行某种定性的分析描述. 但这类分析方法带有很大的不确定性, 使用各种预报因子或同一预报因子在不同时段进行预报所得到的结论往往是不一致的, 有时甚至是矛盾的. 表明这些预报用的相关因子与实际结论之间有着很明显的非线性关系.

地震时间序列预测是目前常用的预测方法之一. 大量的研究表明, 地震的孕育与发展是一个非线性动力学系统, 地震时间序列具有很强的非线性. 即使混沌时间序列在内部也有着确定的规律性<sup>[1,2]</sup>, 它产生于非线性, 表现出在时延状态空间中的相关性, 从而使得系统具有某种记忆能力. 但又很难用解析方法把这种规律性表达出来, 而这种信息处理方式正是人工神经网络所具备的.

在以往的研究中人们大多是使用统计方法, 如线性预测方法、周期图方法、可公度性预测方法、最大熵谱方法、门限自回归方法等. 尽管这些方法的科学原理不一致, 但都是使用地震时间序列本身进行预测, 通常它们的内符及外推检验误差偏大. 本文使用神经网络则可以建立起地震时间序列预测的模型, 确立地震震列前后之间地震的非线性关系, 从而对地震时间序列进行预测. 这是本文的第一种时间序列预测方法.

收稿日期: 2001-04-12

基金项目: 地震科学联合基金(100028)

作者简介: 王 炜(1947-), 男(汉), 江苏南京人, 研究员, 主要从事地震预报及其研究工作.

众所周知,中国地震活动是与全球地震活动密切联系的,尤其是板块边界的强震活动,它反映了板块运动的情况.一些学者曾研究过西太平洋地震带、欧亚地震带以及日本海沟地震、台湾地震及某些特定地区地震与中国大陆强震的关系,表明中国大陆强震与全球强震活动之间具有一定的关系,并同样具有较强的非线性.因此本文的第二种预测方法在前述地震时间序列模型的基础上,增加神经网络的一些输入单元,如全球强震活动、太阳黑子活动等.

## 1 地震时间序列预测方法 1

BP神经网络模型是目前使用最广泛的神经网络模型之一.它具有多层感知机结构,除具有输入层和输出层以外,还可含有一个或多个隐层.BP学习算法是一种多层前馈网络所使用的监控式学习算法,其基本思想为:使用梯度搜索技术,使网络的实际输出与期望输出均方差最小.网络的学习过程是一种误差边向后传播边修正权系数的过程,包含前馈计算阶段和反向调整权系数阶段,其基本算法见文献[5~7].

本文曾选择多种不同的神经网络输入元参数进行预测.尽管在选择不同输入参数情况下,神经网络对学习样本的内符检验通常都能全部通过,但是外推检验的效果却不理想.经过比较后,选择依次取前13年中我国大陆每年的最大地震震级  $M_{t+1}, M_{t+2}, \dots, M_{t+13}$  作为输入单元,预测第14年的我国大陆最大地震震级  $M_{t+14}$ , ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为输出单元.在神经网络的学习和检验中,对实际输入和输出参数还按式(1)进行了归一化处理:

$$X_i = (X_i - 5.0) / (9.0 - 5.0) \quad (1)$$

本文所用资料来自中国地震局震害防御司编纂的“中国历史强震目录”<sup>[3]</sup>和“中国近代地震目录”<sup>[4]</sup>,选取1900~2001年的中国大陆最大地震震级时间序列进行神经网络的学习与检验.为保证神经网络学习具有较多的样本,选取了1900~1989年的资料,共有学习样本为  $90 - 13 + 1 = 78$  个;而选取1990~2000年共11个样本作为待检验样本;预测1991~2001年的最大地震震级.通过对上述78个样本的学习,得到的BP神经网络的权系数对学习样本的内符检验效果很好,与实测值完全一致(图1);而对11个外推检验样本,如果取预测与实际最大震级之差小于等于0.6为报准,则有9个样本的检验结果正确,2个报错(1991年,1999年),报准率为0.82(表1).其中对2001年11月14日昆仑山口西8.1级地震也做出较好的预测.

使用同样方法,留出20和30个样本分别进行学习,然后作内符和外推检验.结果表明在这两种情况下内符检验全部正确,误差全部小于0.1,但外推检验效果较差.当外推检验样本为20时,有9个结果正确,11个报错,报准率为0.45;当外推检验样本为30时,则有16个结果正确,14个报错,报准率为0.53.表明当外推检验样本较多时,预测效果较差.

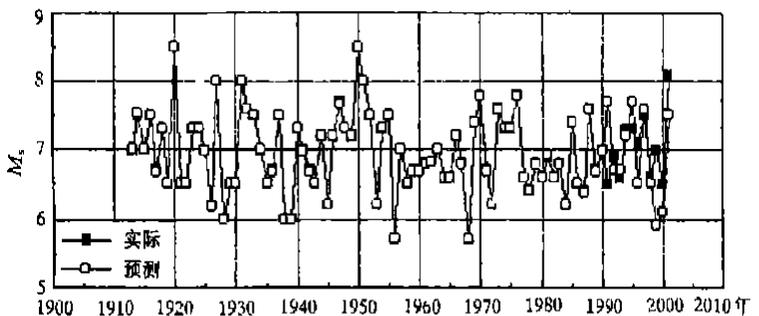


图1 中国大陆最大地震震级时间序列的内符检验及预测检验(预测方法1)

Fig. 1 The interior-test and forecasting-test for time serial of maximum earthquake magnitudes in China mainland (The forecasting method 1).

表 1 预测方法 1 的预测样本检验结果

预测年份	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001
最大地震震级	6.5	6.9	6.6	7.3	7.3	7.1	7.5	6.6	7.0	6.5	8.1
检验结果	7.7	6.7	6.7	7.2	7.7	6.5	7.6	6.5	5.9	6.1	7.5
预测与实际震级之差	-1.2	0.2	-0.1	0.1	-0.4	0.6	-0.1	0.1	1.1	0.4	0.6

## 2 地震时间序列预测方法 2

由前述可知, 时间序列预测方法 1 有一定的预测效果, 但当外推检验样本较多时效果不好. 表明该神经网络模型还不够理想, 不能较全面地反映输入和输出神经元在机理上的联系. 考虑到中国大陆强震活动还受到一些外界因素的影响, 如全球强震活动、太阳黑子等, 在方法 2 中除使用与方法 1 相同的时间序列模型外, 还在神经网络的输入神经元中增加 8 个输入单元, 分别是全球地震活动第 12 和 13 年的年频次, 第 13 年的年释放能量, 第 12 和 13 年与前一年的释放能量的差分值, 第 13 年的太阳年平均黑子数, 第 12 和 13 年与前一年的太阳黑子数差分值. 这样输入单元共 21 个; 输出单元 1 个(所预测的中国大陆第 14 年的最大地震震级)(图 2). 在神经网络的学习和检验中, 对前 13 个输入和输出参数同样按式(1)进行归一化处理, 其他 8 个输入参数按式(2)进行归一化处理:

$$X_i = (X_i - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (2)$$

本文仍取 1900~2001 年的中国大陆最大地震震级时间序列进行神经网络的学习与检验. 同样选取 1900~1989 年的资料进行学习, 共有学习样本 78 个; 选取 1990~2000 年 11 个样本作为待检验样本; 预测 1991~2001 年的中国大陆最大地震震级. 通过对上述 78 个样本的学习, 得到的 BP 神经网络的权系数对学习样本的内符检验全部正确; 对 11 个外推检验样本, 如果取预测与实际最大地震震级之差小于等于 0.6 为报准, 则有 10 个样本的检验结果正确, 1 个报错(1995 年), 报准率为 0.91. 对于 2001 年 11 月 14 日昆仑山口西 8.1 级地震也可做出准确的预测. 报准率明显高于第一种方法(图 3、表 2).

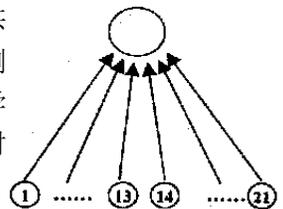
使用同样方法, 留出 20 和 30 个样本分别进行学习, 然后进行内符和外推检验. 结果表明在这两种情况下内符检验全部正确, 误差都小于 0.1. 而外推检验在检验样本为 20 时, 有 15 个结果正确, 5 个报错, 报准率为 0.75; 在检验样本为 30 时, 则有 23 个结果正确, 7 个报错, 报准率为 0.77. 这表明当外推样本较多时, 虽然外推效果较好, 正确率都大于 0.75, 但较外推样本少时差.

比较这两种预测方法, 显然方法 2 的预测效果优于方法 1. 这表明方法 2 更全面地反映了输入和输出神经元在机理上的联系.

## 3 讨论

本文使用了两种地震时间序列预测模型, 结果表明使用人工神经网络可以较好地进行时间序列预测. 如同其他方法一样, 神经网络方法的预报效果依赖于所选用的神经网络模型和所选用的预报指标. 当网络的输入、输出指标选择较好, 它们之间在机理上有较好和较全面的联系时, 其预报准确率较高; 否则即使学习样本的内符检验全部通过, 外推检验效果却极差. 从本

次年我国大陆最大地震震级



图中的 1, 2, …13 分别表示前 13 年中我国大陆的每年最大地震震级; 14, 15, …21 分别为全球地震活动第 12 和 13 年的年频次, 第 13 年的年释放能量, 第 12 和 13 年与前一年的释放能量的差分值, 第 13 年的太阳年平均黑子数, 第 12 和 13 年与前一年的黑子数差分值.

图 2 BP 神经网络的输入与输出单元(隐层略)

Fig. 2 The input and output units of BP neural networks (the hidden layer don't plot).

文的两种预测方法结果的比较就充分地表明了这种关系. 第一种方法仅从时间序列本身进行预测, 未能全面地反映影响中国大陆强震时间序列的因素, 所以当检验样本不多时预测效果尚可, 而当检验样本较多时预测效果较差; 第二种预测方法除选择地震序列本身以外, 还较全面地考虑到与中国大陆强震活动有关的其他有关因素, 如全球强震和太阳黑子活动等因子, 从而使得预测效果得到进一步提高. 反过来也证明中国大陆强震活动除了与强震时间序列本身有关外, 还与全球的强震活动、太阳黑子活动等有着密切的关系. 尽管这种关系还不清楚, 但是通过神经网络可以很好地反映出这种非线性关系.

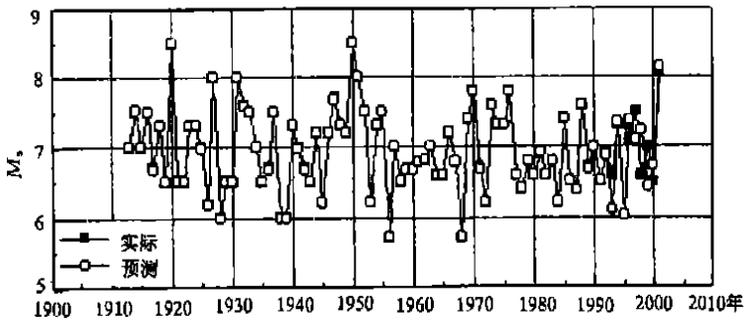


图3 中国大陆最大地震震级时间序列的内符检验及预测检验的结果(预测方法2).

Fig. 3 The interior-test and forecasting-test for time serial of maximum earthquake magnitudes in China mainland (The forecasting method 2).

表2 预测方法2的预测样本检验结果

预测年份	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001
最大地震震级	6.5	6.9	6.6	7.3	7.3	7.1	7.5	6.6	7.0	6.5	8.1
检验结果	6.5	6.9	6.1	7.4	6.0	7.4	7.1	7.2	6.5	6.7	8.2
预测与实际震级之差	0.0	0.0	-0.5	0.1	-1.3	0.3	-0.4	0.6	-0.5	0.2	0.1

在神经网络的学习中, 输入神经元的数量即窗口大小是个很重要的问题<sup>[2]</sup>, 对于混沌时间序列, 从原理上窗口的大小  $N$  至少要等于或大于时间序列的嵌入维数  $d$ , 这是因为窗口大小必须要保存动力系统内在的确定性的性质, 如一些几何不变量、吸引子维数、测度熵、正的 Liyapunov 指数等. 当开始对某个时间序列进行学习和预测时, 我们并不知道它的维数的高低, 如果维数为无穷大, 则它是完全随机的; 否则为混沌. 而混沌至少在未来较短时间内是可以预测的. 对于前者, 则无论神经网络输入神经元的规模多大都不能得到很好的预测, 将表现出训练的失败. 因此神经网络在一定程度上还可用来区分混沌与完全无序的噪声. 好在大自然以及人类社会中的很多现象并不是完全的无序, 一般给定的序列都受到某种确定的规则驱动, 有较低的维数或是混沌的, 对于这样的情况我们才能谈到预测. 如果误差随着窗口的增大而减少, 则该序列显然是混沌, 因此预测是可能的. 当窗口大小增大到再也不能提高精度时, 这就是最优的窗口尺寸. 因此在对时间序列的实际学习中往往要反复地调整神经网络输入神经元窗口大小. 本文的结果表明, 在地震时间序列预测中, 随着外推检验样本的增加, 预测效果变差, 这与上述混沌时间序列的特征是一致的. 因此在实际预报中外推数据不应太长.

#### [参考文献]

- [1] 汪秉宏. 地震时间序列的非线性分析[A]. 见: 非线性科学在地震预报中的应用[C]. 北京: 地震出版社, 1992. 11—31.
- [2] 王东生, 曹磊. 混沌、分形及其应用[M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1995. 403—411.
- [3] 国家地震局震害防御司. 中国历史强震目录[M]. 北京: 地震出版社, 1995.

- [4] 国家地震局震害防御司. 中国近代地震目录[M]. 北京: 中国科技出版社, 1999.
- [5] 王虎栓. 基于人工神经网络的峰值地震物理参数的智能判别[J]. 地震学报, 1993, 15(2): 208—216.
- [6] 王炜, 宋先月. . [J]. , 2000, 20(1): 10—16.
- [7] , . [J]. , 2000, 22(2): 189—193.

## FORECASTING METHOD OF EARTHQUAKE TIME SERIAL IN MAINLAND OF CHINA BY USING THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

WANG Wei<sup>1</sup>, XIE Duan<sup>2</sup>, SONG Xian-yue<sup>1</sup>, ZHAO Li-fei<sup>1</sup>

(1. *Seismological Bureau of Shanghai, Shanghai 200062, China;*

2. *University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China*)

**Abstract:** The artificial neural networks is used to prediction of time serial of the earthquake max. magnitudes in mainland of China, and to forecast earthquake max. magnitude for next year. The result shows that the method has good forecasting ability. The result also indicates that seismicity of strong earthquake in mainland of china is not only related with the time serial of strong earthquake but also the seismicity of strong earthquake in the world and the sunspot.

**Key words:** Time serial of earthquake; Artificial neural networks; Sunspot