

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2018.02.016

基于BP和SOM神经网络相结合的地震预测研究

蔡润¹, 武震¹, 云欢², 郭鹏¹

(1. 中国地震局兰州地震研究所, 兰州 730013; 2. 大华会计师事务所重庆分所, 成都 610074)

摘要: 地震预测由于其产生原因的复杂性,一直是世界公认的难题.本文提出一种将多层前馈神经网络(BP网络)和自组织特征映射神经网络(SOM网络)相结合的方法并应用到地震震级的预测中,首先利用自组织特征映射神经网络对地震的原始数据进行聚类预处理,使具有内在规律的样本点集中在一起,之后利用BP神经网络对样本数据进行学习和预测,结果表明,相比直接利用BP神经网络预测结果,增加SOM聚类处理过程能有效的减小预测误差.说明此方法可以有效的汇总出与地震关系密切的因素,也表明SOM对相关震级参数分类的有效性,对利用模糊预测方法来实现震级的预测是一种有效的辅助手段.

关键词: BP神经网络; 自组织特征映射神经网络; 震级; 地震预测

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2018)02-0307-09

Research on earthquake prediction based on BP and SOM neural network

CAI Run¹, WU Zhen¹, YUN Huan², GUO Peng¹

(1. Lanzhou Institute of Seismology, China Earthquake Administration, Lanzhou 730013, China;
2. Da Hua Certified Public Accountants Chongqing Branch, Chengdu 610074, China)

Abstract: Because of the complexity of the causes of earthquake prediction, it has been recognized an aporia by all over the world. In this paper, a new method based on Back-Propagation neural network (BP) and Self-Organizing Feature Map neural network (SOM) is proposed, and applied to the prediction of earthquake magnitude. Firstly, Clustering of the original seismic data by using Self-Organizing Feature Map neural network, which has the inherent law of the samples together, after using BP neural network to the sample data for learning and prediction, the experimental results show that compared with BP neural network prediction results, the increase of SOM clustering process can effectively reduce the prediction error. It shows that this method can effectively summarize the factors which are closely related to earthquakes and SOM is effective for the classification of the relevant magnitude parameters, and it can be as an effective assistant method to predict the magnitude by using the fuzzy prediction method.

Keywords: BP neural network; SOM neural network; Magnitude; Earthquake prediction

1 引言

地震的孕育和发生是一个非常复杂、高度非线性性的过程,引起地震的因素很多,找到一个精确数学模型来描述地震还是相当困难^[1-7].而人们现阶段

还不能进入地球内部对震源进行观测研究,因此目前对地震的成因还没有一个明确的答案,对相关台站的资料分析与机理解释水平也有待提高^[8].但可以肯定现阶段观测到的数据一定和地震发生的一些指标存在某种联系.因此,人们开始尝试利用

收稿日期: 2017-04-10

基金项目: 地震发展项目(2015IESLZ01); 国家自然科学基金(2013FY111400, 2013CB A01801)

作者简介: 蔡润(1991-),男,硕士生,研究方向为地震电磁学、地震预报等. E-mail: cairun15@mails.ucas.ac.cn

规律汇总模型或常说的黑箱模型对地震进行了预测。这类模型大都以现有数据和地震目录作为分析资料,通过总结规律性的特征现象进而预报地震。

相关学者利用模糊聚类的方法,通过计算样本对有震或无震的从属度来对未来的地震做出预报,但该方法只对少震区有一定的实用性^[9-12]。相关学者将马尔科夫链应用于地震预测中,能够对地震发生和变化趋势进行预测^[13-15],但是此方法不能应用于震级的预测。近年来,人工神经网络(Artificial Neural Network)再度兴起,在模式识别、通信、信号处理、预测评估、自动化控制和图像处理等领域都已得到了广泛的应用并取得了很好的效果^[16-20]。已有大量学者将神经网络模型应用于地震的灾害评估中并认为其应用前景很广阔^[21-25]。研究发现地震各预报因子和地震震级之间存在非线性和非稳定的关系,所以利用神经网络模型来预报地震震级在理论上是可行的^[4, 5, 26-31]。最初,学者们利用人工神经网络进行地震震级预报,虽有一定的成效^[16, 32, 33],但是由于神经网络所使用的训练算法收敛速度慢且极容易陷入局部极小,结果导致预测精度不高。于是部分学者提出利用多层前馈神经网络(BP神经网络)进行地震震级预报并取得了一定的成效^[1, 2, 34],但是BP算法有如下缺点^[35]:(1)学习过程收敛速度慢;(2)对初始权值极为敏感。现研究阶段,学者们更多的是将BP算法和其他的算法结合起来做地震震级的预测,如遗传算法与BP神经网络相结合^[36-39],改进粒子群算法与BP神经网络相结合^[7, 40, 41],径向神经网络与BP神经网络相结合^[42]等,这些方法的组合都一定程度上提高了地震震级的预测精度。

本文主要基于BP神经网络之上,利用自组织特征映射神经网络(SOM)对学习的样本进行聚类处理,再利用BP神经网络对聚类后的样本进行学习、预测,选取中国四川为研究区域。研究发现,利用自组织特征映射神经网络对样本数据进行聚类处理后,能够将原本较为分散的样本通过预测因子的相似性聚在一起,通过讨论BP神经网络对相似样本进行学习及预测的结果,发现其学习效率和预测的精度都会有所提高,说明对将来地震预报工作有一定的实际应用价值。

2 方法介绍

2.1 BP(Back Propagation)神经网络

BP神经网络采用的是误差反向传播算法(包

括信息的正向传播和误差的反向传播),通过修改各个神经元的权值,得到网络输出值与期望值的误差平方和达到设定的误差值的大小或者达到预设的迭代次数,从而得到预期的目标值^[35, 43]。在神经网络模型中,我国应用BP算法的神经网络模型已达到80%~90%^[35]。

BP网络所划分的区域并非线性划分,而是一个非线性超平面组成的区域^[8, 44],因此可以实现输入空间到输出空间的非线性映射,实现从n维至m维欧氏空间映射,容错性比线性划分更好。此外,BP网络算法本质上是采用梯度下降算法,权值修正的解析式十分明确。BP网络是一种具有三层或者三层以上的神经网络,包括输入层、中间层、输出层,初始权值在输入累加时使每个神经元的状态接近于零,一般选择较小的数。奇异样本数据的存在,能够引起计算时间增加,并可能引起计算结果无法收敛,所以,在数据计算之前,初始值在输入之前需要进行归一化处理,使那些较大的输入值仍然落在传递函数梯度大的地方。这样做的目的,首先是为了后面数据处理的方便,其次是保证程序运行时收敛加快。

假设数据 $X = \{X_i\}$ 归一化为 $X' = \{X'_i\}$,归一化处理的计算公式如下。

$$X'_i = (Y_{\max} - Y_{\min}) \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + Y_{\min} \quad (1)$$

其中, Y_{\max} 、 Y_{\min} 为人为指定的上下界,本文中选择 $Y_{\max} = 1, Y_{\min} = 0, X_{\max}, X_{\min}$ 为样本数据中的最大值和最小值,并且满足 $X_{\min} \leq X' \leq X_{\max}$ 。

利用MATLAB进行归一化和反归一化处理程序代码:

$$[y_1, PS] = \text{mapminmax}(x, 0, 1) \quad (2)$$

$$y_2 = \text{mapminmax}(\text{'reverse'}, y_1, PS) \quad (3)$$

输入层至中间层的设置、中间层至各单元的输出阈值,权值的设定需满足在(-1,1)内的随机值。隐含层的神经元数目的选择是一个十分复杂的问题,往往需要根据设计者的经验和多次试验来确定,因而不存在一个理想的解析式来表示,隐含层的神经元数目与问题的要求、输入、输出单元的数目都有着直接关系,隐含层的神经元数目过多会导致学习的时间过长、误差不一定最佳,也会导致容错性差、不能识别以前没有看到的样本,因此存在一个最佳的隐含层的神经元数目,根据经验本文选择经验公式 $N = \sqrt{n+m} + a$,其中, n 为输入单元数目, m 为输出神经元数, a 为[1,10]之间的常

数. 本文中输入单元数目为 6, 输出神经元数目为 1, a 取为 7, 所以首先选择 $N = 10$, 此时网络的结构为 $6 \times 10 \times 1$, 通过计算后, 根据观察网络的性能再分别取 $N = 15$ 和 $N = 20$, BP 网络的输出值为 x , 期望值为 x' , 误差的平方和为 E : $E = \sum_{i=1}^m (x'_i - x_i)^2$, 通过实验误差平方和随训练次数变化曲线图可知, 当 $N = 15$ 时, 网络的预报误差较小且性能比其他两种情况要好的多, 本文中的传递函数设置为 Sigmoid 型的正切函数 tansig 和对数函数 logsig .

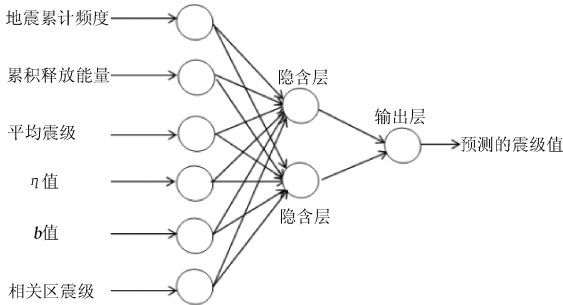


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 The BP neural network structure

2.2 自组织特征映射(SOM)神经网络

自组织神经网络(Kohonen 网络)是由芬兰学者 TeuvoKohonen 于 1981 年提出的, 它是一种由全互连的神经元阵列组成的自组织、无监督竞争式、无教师学习、通过竞争学习的神经网络模型, 他可以对外界未知环境进行学习或者仿真, 并对自身的网络结构进行适当的调整, 能够抽取输入信号模式的特征, 在学习的过程中能够把输入的样本进行自动聚类处理, 通过自动寻找数据中的内在规律和本质属性, 把相似的样本归为一类, 并分开不相似的样本.

SOM 网络结构如图 2 所示.

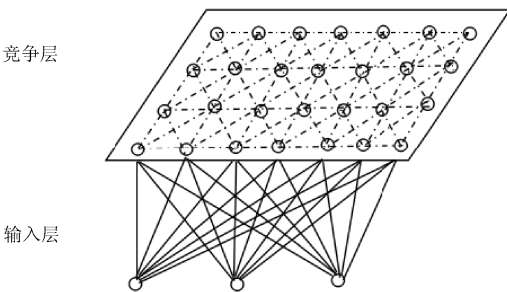


图 2 SOM 网络结构图

Fig. 2 The SOM network structure

2.3 SOM-BP 组合神经网络

根据神经网络训练的特点可知, 样本的分散性使得用 BP 神经网络构建的预测模型的误差较大, 但输入样本点越类似、密度越大, 则输出的预测结果的精度越高^[3], 本文基于这一特点, 对训练评测样本利用 SOM 进行聚类处理, 将原来分布不均匀的各样本点集中到各自相邻的领域、再对聚类后的样本点训练, 再进行预测. SOM-BP 组合人工神经网络预测系统的工作流程如图 3 所示.

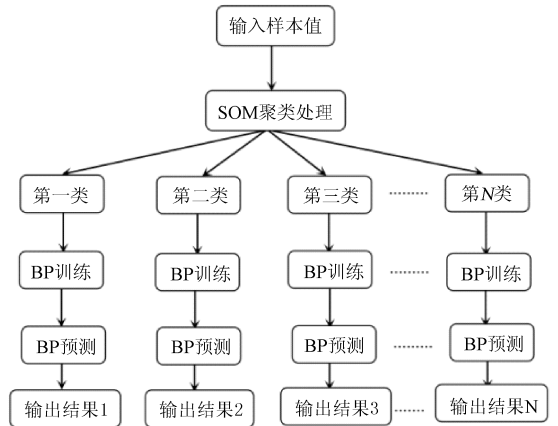


图 3 SOM-BP 组合的工作流程图

Fig. 3 Flow chart of SOM-BP combination

3 数据处理与仿真

MATLAB 中几乎含有所有常用的神经网络模型, 网络设计人员可以直接从中调用自己所需的函数和命令. 本文统计出 2000 年至 2016 年四川地区(东经 $97^{\circ}21' \sim 108^{\circ}31'$, 北纬 $26^{\circ}03' \sim 34^{\circ}19'$ 之间)17 年间 4.0 级以上 743 次地震, 相关数据从中国地震台网中心获得 (<http://www.ceic.ac.cn/history>), 筛选出其中 21 个震例作为样本. 提取出 6 个预报因子作为输入向量, 以实际震级作为目标向量, 以前 15 个作为学习样本, 用余下 6 个样本作为测试数据来验证 SOM-BP 组合的有效性.

研究者发现地震活动服从 Gutenberg - Richter's 定律 $N = 10^{a-bM}$, 其中 M 为震级, N 为震级大于或等于 M 的地震频次, a 和 b 为常数, 普遍认为这两个常数反映了地震活动性和地震构造, 古登堡-里克特关系描述了频次与震级分步的基本特征, 揭示了地震活动的自组织性^[45]. 从 Gutenberg - Richter's 定律可知, 频度与震级呈现负指数变化, 作出选取的 743 次地震事件的震级与频度关系图(如图 4)可知, 在里氏震级 4.0 级以下的地震个数与震级呈现线性上升的变化, 而当里震级大

于 4.0 级以后,发生地震的个数与震级呈现指数式的下降,这表明所选择区域的地震遵循 Gutenberg - Richter's 定律. 因此本文选择的震例的震级也是大于 4.0 级以上的地震.

表 1 震例地震目录

Tab. 1 Earthquake catalogue

序号	日期	纬度(°)	经度(°)	深度(km)	Ms
1	2000/3/29	31.64	99.93	8	4.1
2	2000/9/8	28.3	104.66	9	4.0
3	2001/2/23	29.55	101.14	24	6.0
4	2002/8/8	30.84	99.83	29	5.4
5	2003/12/2	30.87	101.29	32	5.0
6	2005/1/4	32.39	101.66	32	5.1
7	2006/7/22	28.04	104.13	17	5.1
8	2006/8/25	28.08	104.26	15	5.1
9	2008/8/30	26.3	102.06	19	6.3
10	2008/12/9	32.52	105.48	10	5.1
11	2009/6/29	31.46	103.96	24	5.5
12	2009/11/27	31.23	103.8	15	5.0
13	2010/4/27	30.6	101.45	8	5.0
14	2011/4/10	31.28	100.8	10	5.4
15	2011/10/31	32.6	105.3	6	5.2
16	2013/4/20	30.3	102.99	17	7.0
17	2014/4/4	28.14	103.57	13	5.1
18	2014/11/22	30.29	101.68	20	6.4
19	2015/9/22	32.61	105.38	10	4.1
20	2015/2/6	28.36	104.9	7	4.5
21	2016/6/27	31.89	104.41	10	4.5

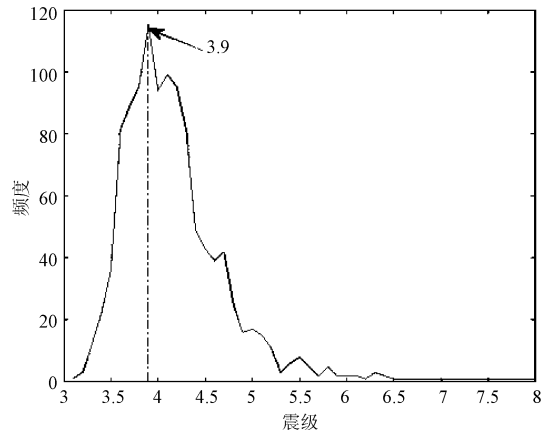


图 4 震级与频度关系图

Fig. 4 The relationship between magnitude and frequency

本文输入的预测因子^[1, 2, 4, 32, 42]包括频度、能量、平均震级、 η 值、 b 值、相关地震区地震震级,其中平均震级是指在某一次地震中,前震或余震的平均值,即 $\bar{M} = \frac{\sum M_s}{N}$; η 值反映震级-频度关系偏

离 G-R 关系式的程度;将 $lgN-M$ 直线的斜率取作 b 值,它反映出大小地震之间的比例关系;相关区震级是指某地震活动区特定时间段内中所发生的除开主震之外的最大地震震级. 对数据进行归一化后得到表 2 所示的数据.

表 2 学习震例样本

Tab. 2 Learning samples

样本编号	地震累积频度	累积释放能量	平均震级	η 值	b 值	相关区震级	实际震级
1	0.1404	0.0000	0.0000	0.0759	0.6417	0.0500	0.0690
2	0.1404	0.0000	0.0000	0.1013	0.3890	0.0000	0.0000
3	0.1404	0.0202	0.3333	0.6519	0.3298	0.5000	0.6552
4	0.0000	0.0021	1.0000	0.0000	0.3993	0.3500	0.4483
5	0.0877	0.0006	0.5000	0.2025	0.5028	0.3500	0.3103
6	0.0351	0.0006	0.0000	1.0000	0.2362	0.3000	0.3448
7	0.2281	0.0006	0.0000	0.5316	0.9522	0.1000	0.3448
8	0.0000	0.0008	0.3333	0.4873	0.2377	0.4500	0.3448
9	0.0526	0.0738	0.6667	0.7722	0.0000	0.9500	0.7586
10	1.0000	0.0018	0.6667	0.0000	1.0000	0.5500	0.3448
11	0.4561	0.0034	0.3333	0.3291	0.6172	0.5500	0.4828
12	0.2281	0.0016	0.5000	0.2089	0.4412	0.5500	0.3793
13	0.1754	0.0005	0.5000	0.0506	0.7341	0.3000	0.3103
14	0.2281	0.0020	0.5000	0.1203	0.9599	0.3000	0.4483
15	0.1579	0.0010	0.5000	0.0127	0.8472	0.3000	0.3793

将所取的震例资料中余下 6 组数据作为测试数据,首先将其其进行归一化处理,得到表 3 所示的结果:

表 3 验证数据
Tab.3 Test data

样本编号	地震累积频度	累积释放能量	平均震级	η 值	b 值	相关区震级	实际震级
16	0.9123	1.0000	0.8333	0.3924	0.6168	0.8000	1.0000
17	0.1053	0.0007	0.5000	0.0127	0.8423	0.3000	0.3448
18	0.1579	0.1098	0.6667	0.6456	0.0855	1.0000	0.7931
19	0.0351	0.0005	0.3333	0.3671	0.4393	0.3000	0.3103
20	0.0000	0.0000	0.0000	0.3228	0.8062	0.0500	0.0000
21	0.0877	0.0001	0.1667	0.2468	0.6287	0.2500	0.1379

4 结果与讨论

4.1 BP 神经网络预测

通过建立一个三层前馈 BP 网络, 输入层采用 6 个神经元, 将 6 个预测因子为输入节点, 将实际的震级值作为输出层, 利用表二中的数据进行神经网络训练, 再利用表三中的数据进行仿真. 输出结果如表 4 所示, BP 神经网络采用自适应学习速率的梯度下降法训练网络, 网络误差下降速度较快 (图 5), 经过 148 次学习, 就可以达到预设的误差值.

表 4 BP 预测结果值

Tab.4 Results of BP prediction

实际地震震级值	预报地震震级值	震级误差
7.0	6.4494	0.5506
5.1	5.0009	0.0991
6.4	6.0404	0.3596
5.0	5.2289	0.2289
4.1	4.4404	0.3401
4.5	4.6071	0.1071

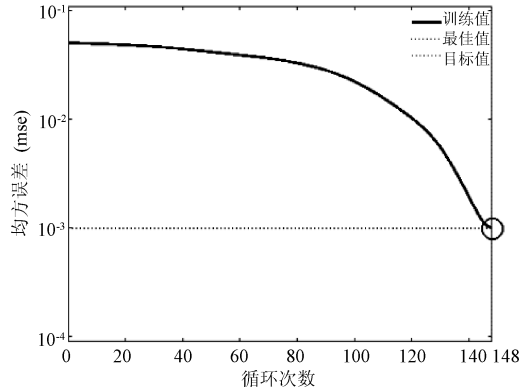


图 5 BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图
Fig.5 BP experimental error square sum with the number of training curve

4.2 SOM-BP 神经网络预测

利用自组织特征映射(SOM)神经网络对上表的样本进行聚类处理, 由于训练的步数将会影响到聚类的结果, 这里将训练的步数设置为 5、10、20, 分别观察聚类的结果(如表 5).

表 5 聚类结果

Tab.5 The clustering results

步数	聚类结果																				
5	4	3	1	2	2	1	3	2	1	4	2	2	4	4	4	1	4	1	2	3	4
10	4	4	3	2	2	5	4	5	3	6	1	5	7	6	6	3	7	3	5	4	4
20	3	3	1	9	7	5	6	5	1	8	2	4	8	8	8	13	8	1	5	6	3

由表 5 可知, 随着训练步数的增加, 聚类的结果更加好, 由于聚类目的是为了有相似特征样本聚集为一类, 而随着步数的增加也会相应的增加程序的运行时间, 因此并不是训练步数越多越好, 而应该经过多次试验寻找一个最佳的训练的步数即可, 本文选择训练步数为 5 步, 聚类后的结果如表 6 所示.

表 6 SOM 网络聚类结果

Tab.6 The results of SOM network clustering

分类	样本号	学习样本	测试样本
1	1、10、13、14、15、17、21	1、10、13、14、15	17、21
2	2、7、20	2、7	20
3	3、6、9、16、18	3、6、9	16、18
4	4、5、8、11、12、19	4、5、8、11、12	19

对表 6 中分类后的样本数据进行网络训练, 网络训练的代码如下:

```

threshold=[0 1;0 1;0 1;0 1;0 1;0 1];
net = newff(threshold, [15, 1], {'tansig','logsig'}, 'traingdx');
net.trainParam.epochs=1000;
net.trainParam.goal=0.001;
net=init(net);
net=train(net, P, T);

```

变量 P 和 T 分别表示网络的输入向量和目标向量.

利用 BP 神经网络对表 4 中聚类后的结果进

行仿真后,得到的输出结果如表 7 所示,平均误差为 9.58%,经过聚类后的样本再进行训练,最少的只需 93 次训练就可达到预设误差值范围内,如图 6~9 所示.

表 7 SOM-BP 预测结果值

Tab. 7 The results of SOM-BP prediction

实际地震震级	预报地震震级值	震级误差
7.0	6.8150	0.1850
5.1	5.0050	0.0950
6.4	6.3140	0.0860
5.0	5.0289	0.0289
4.1	4.2814	0.1814
4.5	4.4544	0.0456

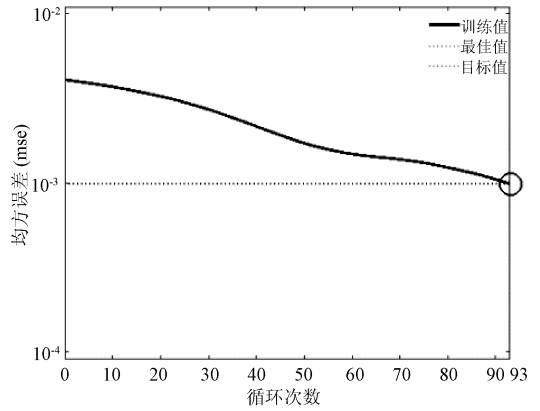


图 8 SOM-BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图(第 3 类)

Fig. 8 SOM-BP experimental error square sum with the number of training curve(class 3)

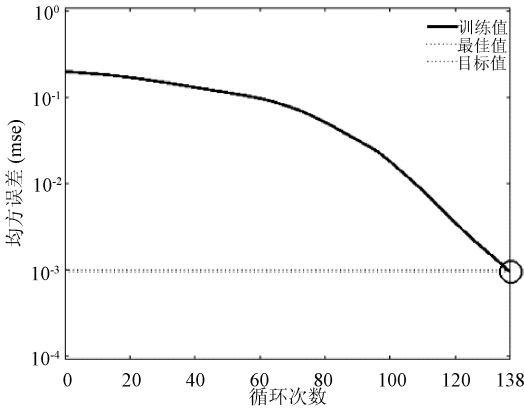


图 6 SOM-BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图(第 1 类)

Fig. 6 SOM-BP experimental error square sum with the number of training curve(class 1)

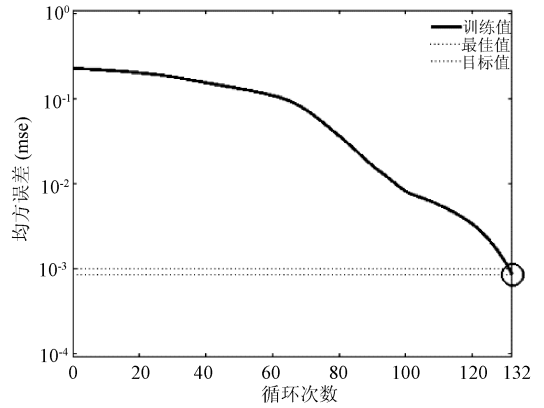


图 9 SOM-BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图(第 4 类)

Fig. 9 SOM-BP experimental error square sum with the number of training curve(class 4)

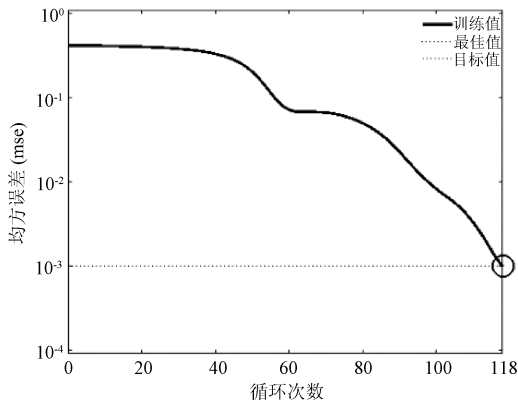


图 7 SOM-BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图(第 2 类)

Fig. 7 SOM-BP experimental error square sum with the number of training curve(class 2)

由于 BP 神经网络可以不受非线性模型的限制,可以通过自适应学习逼近实现任何复杂非线性映射,因此利用 BP 神经网络对原始学习数据进行学习后,再对表 3 中的测试数据进行模拟仿真后,得到结果的平均误差为 25.68%,预测值与实际地震震级值还是存在较大的偏差,说明直接利用 BP 神经网络进行地震震级的预测,较线性回归分析方法的结果而言,虽有一定效果,但是还是有许多不足之处,此外直接利用 BP 神经网络训练样本的速度较慢,这是由于各个样本的变量的特征不一样,样本分布较为分散引起的,如图 5 所示 BP 神经网络需要训练 148 次才能达到预设误差范围内.

利用自组织特征映射(SOM)神经网络对地震的原始数据进行预处理后,再利用 BP 神经网络进行训练和仿真,经过聚类后的样本,可以分为四类,如表 6 所示.对每一类的样本分别作图,我们可以

发现, 聚类后的样本的某一个特征值总是集中在一个小的范围类 (如图 10~13), 这说明这些样本具有一定的相似性的, 而输入样本点越类似, 则输出的预测结果的精度越高, 由表 7 可知, 利用 SOM-BP 神经网络组合输出的地震震级的误差值都较小, 根据地震学家对地震预报的定义, 地震震级误差范围应该在 0.5 级内^[46], 而从结果中可知, SOM-BP 相结合来预报地震的误差均小于 0.5.

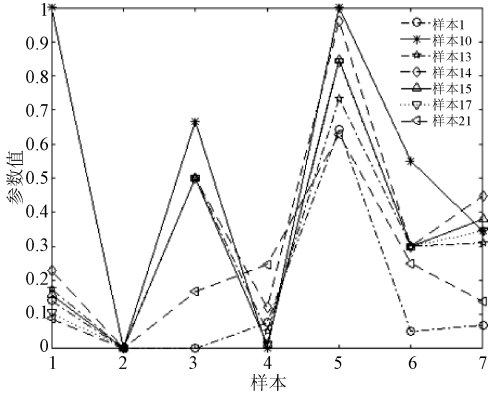


图 10 SOM 聚类后的第 1 类
Fig. 10 The SOM clustering(1)

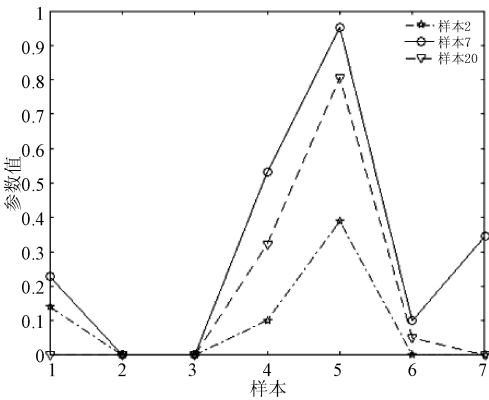


图 11 SOM 聚类后的第 2 类
Fig. 11 The SOM clustering(2)

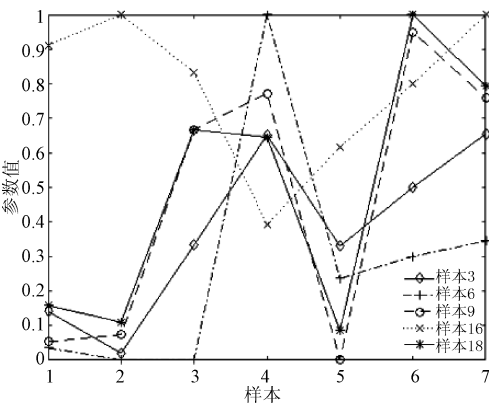


图 12 SOM 聚类后的第 3 类
Fig. 12 The SOM clustering(3)

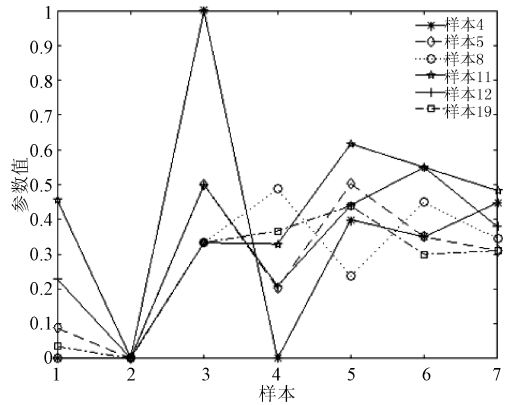


图 13 SOM 聚类后的第 4 类
Fig. 13 The SOM clustering(4)

通过 BP 神经网络输出结果与 SOM-BP 组合神经网络输出结果对比图 (图 14) 可知, SOM-BP 组合人工神经网络能比 BP 神经网络方法能够取得更加有效的结果, 即误差更小, 与实际的震级值更加的接近.

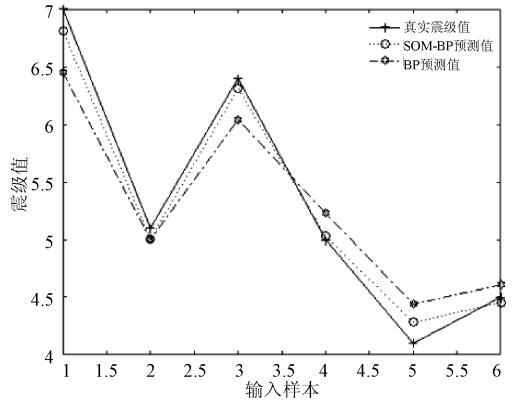


图 14 输出结果对比图
Fig. 14 Comparison of output results

5 结 论

地震的孕育是一个非常复杂的过程, 既包括线性线性的关系, 也包括异常复杂的非线性关系, 如果单纯的使用线性回归或者神经网络, 都难以得到理想的结果. 因此, 本文提出了一种基于 BP 神经网络和自组织特征映射 (SOM) 神经网络相结合的地震预测方法, 首先利用自组织特征映射 (SOM) 神经网络对地震的原始数据进行预处理后, 再利用 BP 神经网络分别进行训练和仿真, 实验结果表明 SOM-BP 神经网络组合能更加有效地预测地震, 对地震震级的预测有更高的精确度, 聚类后再利用 BP 神经网络进行预测能够取得更好的效果, 这说明看似不相关的地震的一些参数, 实际存在着一些内在的相似性, 也说明了发生在同一区域内的地震

实际上是有着一些必然的联系,说明将此方法在地震预中具有一定的价值.但是在应用该方法的时候,首先需要输入的参数是准确的,这就表明各个监测数据是很靠的,这是实现预报的前提条件.此外,本文选择的输入参数为六个,根据神经网络训练的内在特点以及促发地震的原因,在实际预报地震时,若能取得更多可靠的参数输入,则可以取得更好的输出结果.

参考文献:

- [1] 徐程, 邹金慧. BP 神经网络在地震预测中的应用研究[J]. 自动化仪表, 2012, 33: 12.
- [2] 杨居义, 易永宏. 基于 BP 神经网络的地震预测研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25: 129.
- [3] 陈以, 王颖, 张晋魁. 组合人工神经网络在地震预测中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28: 190.
- [4] Asim KM, Martínez-álvarez F, Basit A, *et al.* Earthquake magnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques [J]. *Nat Hazards*, 2016, 85: 471.
- [5] Chattopadhyay G, Chattopadhyay S. Dealing with the complexity of earthquake using neurocomputing techniques and estimating its magnitudes with some low correlated predictors[J]. *Arab J Geosci*, 2009, 2: 247.
- [6] Gul M, Guneri AF. An artificial neural network-based earthquake casualty estimation model for Istanbul city[J]. *Nat Hazards*, 2016, 84: 2163.
- [7] 苏义鑫, 沈俊, 张丹红, 等. 神经网络和改进粒子群算法在地震预测中的应用[J]. 计算机应用, 2011, 31: 1793.
- [8] Zhou C X, Zheng S P. Research on earthquake security evaluating using cellular neural network[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2013.
- [9] 狄莉莎. 模糊聚类方法在湖北西部地震综合预测中的应用[J]. 大地测量与地球动力学, 2000, 20: 89.
- [10] 曲延军, 王海涛. 模糊聚类分析方法用于新疆地震趋势预测的初步研究[J]. 内陆地震, 1988, 2: 71.
- [11] 虞雪君. 模糊数学方法在地震预测中的应用研究及其实效[J]. 国际地震动态, 2006, 12: 20.
- [12] 周民都, 王培玲. 模糊聚类分析方法在地震预报中的应用[J]. 高原地震, 1999, 1: 6.
- [13] 蒋海昆, 侯海峰, 林怀存. 齐次及非齐次马尔科夫模型在郟庐带未来地震活动情况预测工作中的应用[J]. 地震地磁观测与研究, 1988, 6: 16.
- [14] 马红燕, 崔杰. 基于马尔科夫链的人口高密度地区强震人员伤亡预测方法[J]. 价值工程, 2015, 21: 234.
- [15] 张琳琳, 黄瑜, 陈鲁刚. 基于马尔科夫链的新疆地震时空变化预测分析[J]. 内陆地震, 2012, 26: 311.
- [16] 魏红梅, 黄世源, 贺曼秋. 基于 MATLAB 工具箱的地震预测模型[J]. 防灾减灾学报, 2007, 23: 64.
- [17] 向良成, 肖利洪, 李梅, 等. 基于反向传播神经网络的前列腺癌诊断系统的诊断价值[J]. 四川大学学报: 医学版, 2016, 47: 77.
- [18] 赵鹏, 王斐, 刘慧婷, 等. 基于深度学习的手绘草图识别[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2016, 48: 94.
- [19] 章毅, 郭泉, 王建勇. 大数据分析的神经网络方法[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2017, 49: 9.
- [20] 王静, 杜勇, 赵忠华. 神经网络算法在特色农产品品质分类中的应用[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2016, 53: 805.
- [21] Qian F L. Application of BP neural network analysis in forecasting emergency demand—A case study on earthquake casualty forecasting[J]. *China Saf Sci*, 2013, 23: 20.
- [22] Ma Y J, Li Y Y, Han X L. Earthquake economic loss estimation based on the ANN[J]. *World Earthquake Engineering*. 2007, 23: 146.
- [23] 范传鑫. 基于改进的 RBF 神经网络的城市震害损失评估模型[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [24] 马亚杰, 李永义, 韩秀丽. 基于人工神经网络的地震经济损失评估[J]. 世界地震工程, 2007, 23: 146.
- [25] 赵士达, 张楠, 张斯文, 等. 基于 LM-BP 神经网络的地震直接经济损失快速评估方法研究[J]. 地震研究, 2016, 39: 500.
- [26] Mirrashid M. Earthquake magnitude prediction by adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) based on fuzzy C-means algorithm[J]. *Nat Hazards*, 2014, 74: 1577.
- [27] Adeli H, Panakkat A. A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction[J]. *Neural Networks*, 2009, 22: 1018.
- [28] Moustra M, Avraamides M, Christodoulou C. Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or Seismic Electric Signals[J]. *Expert Syst Appl*, 2011, 38: 15032.
- [29] Panakkat A, Adeli H. Neural network models for earthquake magnitude prediction using multiple seismicity indicators [J]. *Int J Neural Syst*, 2007, 17: 13.
- [30] Liu Y. Earthquake prediction based on improved BP

- neural network [J]. *Inf Comput Sci*, 2014, 11: 1491.
- [31] Zamani A, Sorbi M R, Safavi A A. Application of neural network and ANFIS model for earthquake occurrence in Iran[J]. *Earth Sci Inf*, 2013, 6: 71.
- [32] 蔡煜东,甘俊人,姚林声.人工神经网络在地震综合预报中的应用[J].*地震学报*,1993,2:257.
- [33] 王炜,宋先月,王铮铮.人工神经网络在地震中期预报中的应用[J].*地震*,2000,20:10.
- [34] 王炜,蒋春曦,张军,等. BP 神经网络在地震综合预报中的应用[J].*地震*,1999,19:118.
- [35] 飞思科技.神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.
- [36] 项月文,饶泓,汤兰荣,等.基于 GA-BP 神经网络的地震预报技术[J].*国际地震动态*,2016,8:4.
- [37] 徐鹏飞.利用遗传神经网络技术对地震预测的研究[D].合肥:安徽大学,2010.
- [38] 韩晓飞,潘存英,罗词建.基于遗传算法的广义回归神经网络在地震预测中的应用[J].*华北地震科学*,2012,30:48.
- [39] Zhang Q, Wang C. Using genetic algorithm to optimize Artificial Neural Network: a case study on earthquake prediction[C]// International Conference on Genetic and Evolutionary Computing. [s. l.]: IEEE, 2008.
- [40] 阮海贵,谭毅华,鹿明明,等.神经网络的粒子群优化算法及其在地震预测中的应用[J].*计算机与数字工程*,2013,41:155.
- [41] Lang L, Chen J H, Shan Y, *et al.* Application of PSO-BP algorithm in risk prediction of mine earthquake based on grey correlation analysis[J]. *J Central South Univ*, 2011, 42: 2400.
- [42] 聂仙娥,赵河明,杨超.基于 RBF-BP 组合神经网络的地震预测研究[J].*水电能源科学*,2011,29:53.
- [43] Narayanakumar S, Raja K. A BP artificial neural network model for earthquake magnitude prediction in Himalayas, India [J]. *Circuits Syst*, 2016, 7: 3456
- [44] Hanggi M, Moschytz G S. Cellular neural networks: analysis, design and optimization[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [45] 秦长源.地震震级误差对 b 值的影响[J].*地震学报*,2000,22:337.
- [46] 陈运泰.地震预测——进展、困难与前景[J].*地震地磁观测与研究*,2007,28:1.