

研究简报

人工神经网络在地震综合预报中的应用*

蔡煜东 甘俊人 姚林声

(中国上海 200050 中国科学院上海冶金研究所)

多级判别、聚类分析等统计模式识别方法在地震综合预报中的应用已有多篇文献报道(石绍先、沈斌,1986;1990;王学仁,1982). 多年预报实践表明,模式识别方法对于地震预报是有效的.

随着国际上神经网络研究的兴起,该方法也被用于模式识别领域,但尚未见其用于地震综合预报方面. 本研究运用“反向传播”神经网络,对滇西南地震区 17 个震例进行了计算机分析,建立了地震综合预报的专家系统,从而为进一步研究决定地震强度的物理因素,准确地预报将来的未知地震提供参考信息.

1. 人工神经网络——反向传播模型及算法

人工神经网络(ANN)是 80 年代兴起的一门非线性科学,它是模拟人的智能的一条重要途径,在模式识别、数据处理及自动化控制等方面已得到了初步的应用,取得了很好的效果(尹红风、戴汝为,1990).

1985 年,PDP(并行分布处理)小组提出了著名的“反向传播”神经网络(B-P 模型),它是一种多层感知器结构,除输入层和输出层以外,还可含有多个中层隐蔽层,含有一个隐蔽层的 B-P 模型如图 1 所示.

B-P 模型具有很强的自组织、自学习能力,通过对有代表性例子的学习、训练,能够掌握事物的本质特征,许多问题都可由它来解决. 例如 XOR 问题,T-C 匹配,对称性判断等(尹红风、戴汝为,1990). 目前对神经网络的研究热潮,B-P 模型是起了重要作用的模型之一.

B-P 网络的自学习过程是个反复迭代的过程. 首先给网络一组初始权值,然后输入一个样本,并计

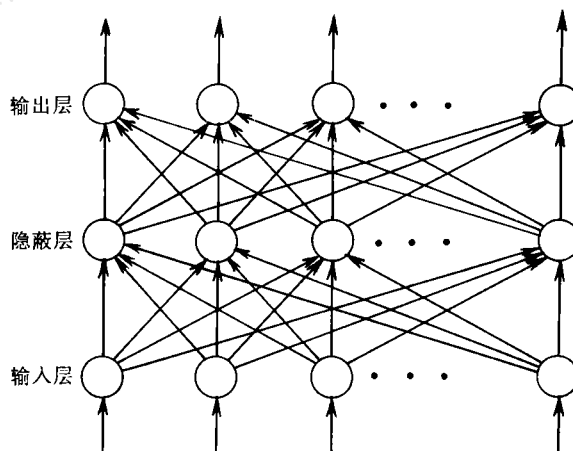


图 1 反向传播网络

* 1992 年 1 月 24 日收到本文初稿,1992 年 3 月 29 日决定采用.

算输出. 通过实际输出和期望输出之间的差值, 用一定的方法来修改网络的权, 以达到减小这个差值的目的. 反复执行这个过程直至这个差值小于预先确定的值为止. 对足够的样本进行这样的“学习”后, 网络所持的那组权值便是经过自适应学习得到的正确的内部表示.

设 $T(p, j)$, $O(p, j)$ 分别是第 p 个样本的期望输出与实际输出, 则 B-P 网络学习算法为

$$\Delta pW(j, i) = \eta * D(p, j) * O(p, j)$$

Case 1 $O(p, j)$ 为输出节点的输出时

$$D(p, j) = T(p, j) - O(p, j)$$

Case2 $O(p, j)$ 为隐蔽层节点的输出时

$$D(p, j) = F'(\text{NET}(p, j) * (T(p, j) - O(p, j)))$$

$$F' = F * (1 - F) \quad F = 1 / (1 + \exp(-x))$$

此处, $W(j, i)$ 是某层的第 i 个节点与上一层的第 j 个节点间连线的权, $O(p, j)$ 是第 j 个节点的输出, $\text{NET}(p, j) = \sum W(j, i) * O(p, j)$ 是第 j 个节点收到信息的总和, $D(p, j)$ 是第 j 个节点的输出误差, $\eta > 0$ 是增益.

2. B-P 神经网络用于地震综合预报

为了运用 B-P 网络, 根据震区特征参数(物理环境驱动背景等)预报地震强度, 我们选择了云南地震最多的地震区——滇西南地震区(包括思茅—普洱—勐腊、云县—耿马、澜沧—景洪 3 个地震带)作为研究对象, 尝试了神经网络方法的效果.

滇西南范围的具体定义为: 云南西南部北纬 20 度以北、南定河断裂以东、红河断裂以西的地区.

如文献(石绍先、范杨, 1990)一样, 选取该区半年来 $M \geq 3.0$ 地震积累程度, 半年内能量释放积累值, b 值, 异常地震群个数, 地震条带(或者地震密集区)个数, 是否处于活动区内, 以及相关地震区地震震级这样 7 个特征参数作为预报因子.

我们取 10 个不同的震例作为神经网络的“学习”教材, 按其震级大小分成 3 类: 第一类 $M \leq 5.0$; 第二类 $5.0 \leq M \leq 6.0$; 第三类 $6.0 \leq M \leq 7.0$. 将其特征变量(上述 7 个预报因子)作为输入, 3 类的输出期望值依次定为“0.9, 0.1, 0.1”(第一类)、“0.1, 0.9, 0.1”(第二类)、“0.1, 0.1, 0.9”(第三类). 神经网络的隐蔽层含 4 个单元, 训练集的收敛误差为 0.1%. 经过学习, 神经网络能完全正确地识别这些震例, 建立了震区特征参数与震级之间的复杂的对应关系(见表 1), 具有了模拟人脑的功能.

表 1 10 个学习震例

震级 (M)	$\sum N$	$\sum \sqrt{E}$	b	异常震群	地震条带	活动 周期	相关区	类 别	神经网络学习结果		
	半年内	半年内		个数	个数		震级(M)				
	$M \geq 3.0$	$\times 10E + 6J^{1/2}$									
3.8	8	8.59	0.62	0	0	0	3.9	1	0.902032	0.093053	0.103115
5.5	37	78.02	0.77	1	1	1	4.5	2	0.098183	0.896589	0.106055
5.7	29	87.70	0.68	0	1	1	4.5	2	0.100315	0.894878	0.105721
6.8	54	155.04	0.63	2	1	1	5.8	3	0.099116	0.107767	0.892757
5.2	39	69.85	0.67	1	0	1	5.3	2	0.098043	0.896815	0.106012
5.4	24	81.06	0.71	0	0	1	4.4	2	0.103609	0.891732	0.105280
7.0	82	140.98	0.75	1	2	1	5.7	3	0.099117	0.107132	0.893386
5.0	51	80.72	0.71	0	0	0	4.6	2	0.100026	0.894866	0.106042
4.8	14	18.00	0.76	0	0	0	4.0	1	0.890946	0.101785	0.103444
5.9	37	26.61	1.10	1	0	0	5.6	2	0.089739	0.895665	0.106216

为了进一步考验所建立的模型, 将未参加“训练”的另外 7 个待测震例, 作为“未知”震例, 由已掌握了知识信息的神经网络对它们识别, 按照其输出值与期望输出值的接近程度, 决定其归属于哪一类. 识

别结果表明, 1 个属第一类; 5 个属第二类; 1 个属第三类, 这些预报结果与实际情况完全一致(见表 2)。

表 2 7 个预测震例

震级 (M)	$\sum N$	$\sum \sqrt{E}$	b	异常 震群	地震 条带	活动 周期	相关区	神经网络预测结果			预测 类别
	半年内 $M \geq 3.0$	半年内 $\times 10E + 6J^{1/2}$		个数	个数		震级(M)				
4.0	10	19.46	0.65	0	0	0	4.3	0.900637	0.094247	0.103074	1
5.5	21	62.30	0.70	0	1	1	5.3	0.100313	0.894849	0.105241	2
5.2	40	64.09	0.88	1	0	1	4.4	0.097943	0.896889	0.106011	2
5.7	45	72.25	0.80	0	0	1	5.2	0.097747	0.897084	0.106039	2
5.3	59	94.15	0.79	1	1	1	4.7	0.097768	0.889489	0.113788	2
6.3	48	126.30	0.67	1	1	0.5	5.0	0.098964	0.196017	0.805448	3
5.2	20	46.15	1.06	0	0	1	4.8	0.098238	0.896671	0.105833	2

可见, 只要输入震区特征参数(预报因子)的实测值, 即可对将来的未知地震进行预报。

3. 结 论

本文应用人工神经网络对确定地区、确定时间范围内的地震强度作了预报(“时空强”3 个要素均已给出), 得到令人满意的结果。

这个方法同一般的多因子判别法相比有以下优点:

(1) 神经网络以其高度的并行性和非线性表达能力, 对处理多因子、多类和非线性的问题显示其长处, 它将知识和推理结合起来并具有自学习能力。

(2) 在神经网络模型中, 信息分布存储在各个单元中, 个别输入信号变大或个别单元损坏不会引起识别错误。因此, 用神经网络模型进行识别, 其能力强、可靠性高。

本研究中, 将隐蔽层第 4 个单元删去, 得到的神经网络模型记为模型 B, 原来的模型记为模型 A。它们对待测样本的预报结果比较见表 3。

表 3 个别神经元损坏对网络性能的影响

神经网络 B 的预测结果			预测结果	神经网络 A 的预测结果			预测结果
0.900656	0.094232	0.103066	1	0.900637	0.094247	0.103074	1
0.365126	0.692621	0.058505	2	0.100313	0.894849	0.105241	2
0.363939	0.693592	0.058496	2	0.097943	0.896889	0.106011	2
0.363734	0.693812	0.058483	2	0.097747	0.897084	0.106039	2
0.363796	0.676618	0.063001	2	0.097768	0.889489	0.113788	2
0.366914	0.059603	0.684343	3	0.098964	0.196017	0.805448	3
0.363750	0.693806	0.058481	2	0.098238	0.896671	0.105833	2

综上所述, 能够预料, 随着神经网络研究的进一步发展, 可望开辟地震综合预报的新途径。

云南省地震局石绍先先生提供了全部震例的有关数据, 特此致谢。

参 考 文 献

- 石绍先、沈斌,1986. 聚类分析在地震综合预报中的应用. 地震研究, **9**, 1, 55—62.
- 王学仁,1982. 地质数据的多变量统计分析, 113—129. 科学出版社, 北京.
- 石绍先、范杨,1990. 多级判别在地震综合预报中的应用. 地震研究, **13**, 4, 330—336.
- 尹红风、戴汝为,1990. 人工神经网络信息处理原理. 模式识别与人工智能, **3**, 1, 1—12.
- Hecht-Nielson, R., 1989. Theory of the backpropagation neural network. *International Joint Conference on Neural Network*, **3**, 102—114.

地 震 学 报
ACTA SEISMOLOGICA SINICA