

# 用人工智能方法估计东南沿海地震带的 地震活动趋势

陶夏新 杜 玮

(国家地震局工程力学研究所)

P315.5

**提要** 本文提出了对东南沿海地震带地震活动趋势的一个预测,采用了人工神经网络技术来获取有关地震活动涨落起伏韵律性的知识。网络训练的样本是用一个沿地震时间历程滑动的时间窗采样获取的。网络经过足够多次数的学习,很好地记忆了资料序列中蕴含的时序特征。结果表明,东南沿海地震带的地震活动将在当前的剩余释放阶段延续二十年左右,然后转入下一个积累释放阶段。

**关键词:** 人工智能, 人工神经网络, 地震活动趋势

东南沿海地震带, 时间序列

## 前 言

在东南沿海地区,地震主要分布于北起浙江南部、南至海南岛并向西抵达广西东部的一条大体与海岸线平行的相对狭长地带,通常称为东南沿海地震带。在海南岛北部的烈度复核工作中,林纪曾、黄玮琼<sup>[1], [2]</sup>等人曾对该带的地震活动特征、地震活动期及活动趋势做了较为深入的研究。研究者们依据1400年以来的历史地震资料,进行了活动期对比、周期图分析和频谱分析等时间序列分析。他们认为该带将经历一段应变调整的剩余释放阶段后转入应变积累阶段,未来百年内不会发生超过七级的强震,但仍有可能发生六级左右的中强地震。这一判断有待进一步用各种方法从不同侧面予以论证。

在估计未来时段中该带地震活动性参数时合理地考虑地震活动的时间不均匀性对于东南沿海地区的地震区划、大城市的地震小区划、重大工程场地的地震危险性分析、震害预测和防灾规划等有重大意义。地震活动涨落起伏为人所共识,但是对它的规律性却难于用数学模型描述。传统的数值分析方法能够揭示出某些统计特征却不能将定量的结果直接用于地震危险性评定。实践中往往需要凭经验进一步综合判断才能得出比较合适的估计。引入新技术、新方法是国内外学者所期待的。人工智能技术是各种辅助决策的有力工具。在人工智能领域中,发展较早的是基于知识的专家系统,在很多实际问题中,知识的获取存在巨大的障碍,成为这一技术途径的瓶颈问题。近年来迅速发展并逐渐成为研究热点的人工神经网络技术在解决这一难题方面有很大优势。本文尝试应用这一技术从历史地震资料中获取知识,估计未来地震活动趋势。

## 一、知识的获取方法

本文用两层神经网络从历史地震的时间序列中学习地震活动涨落起伏韵律性方面的知

识。网络设计有输入层12个节点、隐层6个神经元节点和输出层4个神经元节点，如图1所示。

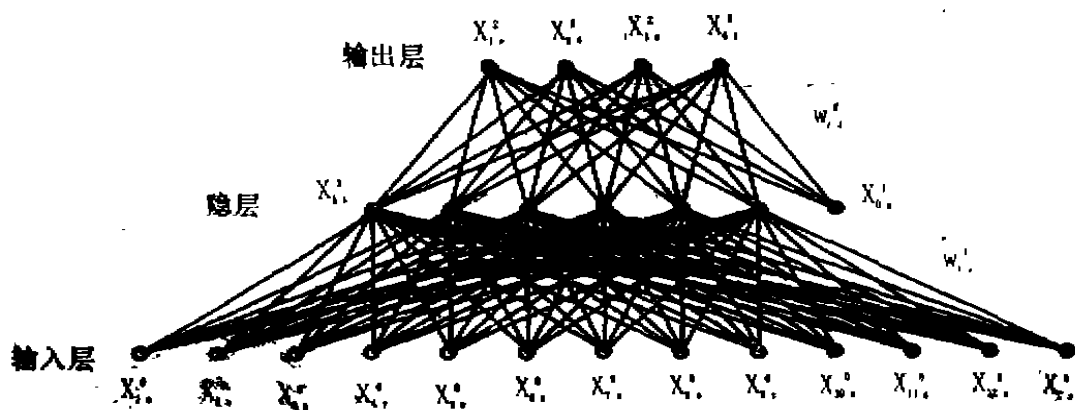


图1 本文所用两层网络结构  
Fig. 1 The structure of double-decker network

各神经元节点输出的一般表达式为：

$$X_{is}^k = \frac{1}{1 + \exp \left( - \sum_{j=0}^{N_{k-1}} W_{ij}^k \cdot X_{is}^{k-1} \right)} \quad (1)$$

式中， $X_{is}^k$  为K层i节点对样本S的输出； $X_{is}^{k-1}$  为k-1层节点j对样本S的输出， $k-1=0$  时，即为第j点的样本S的输入； $W_{ij}^k$  为k层i节点与k-1层j节点间的连接强度，称权系数； $X_{0s}^{k-1} = 1$ ，为附加节点输出。

神经网络是高度非线性的复杂系统，能够分布式存贮知识且具有通过调整本身状态对数据自适应的能力。只要将实例归结为输入及期望输出（一组输入和期望输出对，称为一个样本）赋给网络，网络就能不断调整权系数使各个样本的网络输出与期望输出之差不断减小。本文采用了对多层网络很有效的误差向后传播学习算法（Error Back Propagation算法）。

先定义一个能量函数：

$$E_s = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_T} (y_{is}^T - X_{is}^T)^2 \quad (2)$$

式中： $y_{is}^T$  为输出层i节点对样本S的期望输出； $X_{is}^T$  为网络输出； $N_T$  为输出层节点数。

用最速下降法（梯度法），将各个权系数 $W_{ij}^k$  调整一个 $\Delta W_{ij}^k$ ，使 $E_s$ 减小，在沿 $W_{ij}^k$  梯度方向上移动一个距离。即令

$$\Delta W_{lj}^K = -\alpha \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{lj}^K} \quad (3)$$

其中,  $\alpha$ 称为学习率, 一般取0~1间的一个数。

将式(1)代入式(2), 可推导出,

$$\Delta W_{lj}^K = \alpha \cdot d_{ls}^K \cdot X_{js}^{K-1} \quad (4)$$

其中,  $X_{js}^{K-1}$ 为下一层第j个节点的输出值, 而

$$d_{ls}^K = \begin{cases} (Y_{ls}^K - X_{ls}^K) \cdot X_{ls}^K \cdot (1 - X_{ls}^K) & \text{对于输出层} \\ X_{ls}^K \cdot (1 - X_{ls}^K) \cdot \sum d_{ls}^{K+1} \cdot W_{lj}^{K+1} & \text{对于隐层} \end{cases} \quad (5)$$

称为传播误差。

为使学习速度加快, 一般在  $\Delta W_{lj}^K$  中加一个惯性项, 即:

$$\Delta W_{lj}^K(n) = \alpha \cdot d_{ls}^K \cdot X_{js}^{K-1} + \eta \cdot \Delta W_{lj}^{K-1}(n-1) \quad (6)$$

式中,  $n$ 表示第 $n$ 次学习;  $\eta$ 为惯性项系数, 一般取0.2~0.4。

学习时, 先对网络的权系数赋一组初值(可用 $\pm 1.0$ 间的非零随机数), 然后将样本逐个输入网络, 每输入一个样本调整一次权系数。全部样本输入一遍称一次学习, 反复多次, 使每个样本的能量函数都收敛到一个满意的精度时学习结束。

通过学习, 网络将样本所包含的知识存贮在权系数中, 每个权系数对全部知识都有所反映, 知识的每一部分由全体权系数共同反映, 这种分布式的存贮有很强的稳健性。

## 二、对未来百年地震活动趋势的估计

依据《中国地震简目》<sup>1)</sup>并参考文献<sup>[1]、[2]</sup>的研究结果, 把1351年以来该带所经历的两个活动期进一步划分出积累释放、

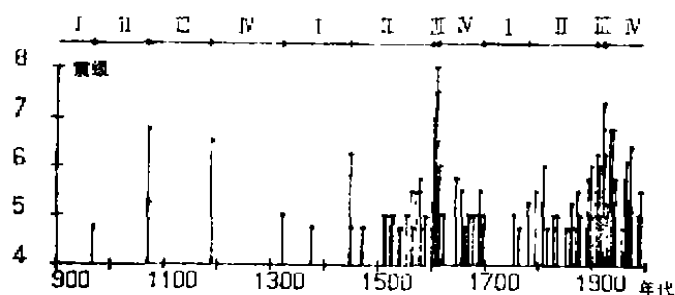


图2 东南沿海地震带M—T图和活动阶段划分  
Fig. 2 Division of M—T figur and seismicity at the seismic zone of southeastern coast

加速释放, 大释放和剩余释放四个阶段, 如图2所示。网络学习的样本, 用时间窗滑动读取特征值的方法构成。以100年为时间窗长度, 落在窗内的各阶段长度与窗长度之比作为该窗的四个特征值, 如窗内无某一阶段则该阶段对应的特征值赋0值; 首尾相接的三个时间窗的特征值(即300年数据)为输入与下一个窗的特征值(即100年数据)为输出, 合起来作为一个样本, 以

1) 中国地震简目编写组, 中国地震简目, 内部发行, 1988,

1351年为起点构造第一个样本,以20年步长向后滑动依次构造下面的样本,到1990年共得13个样本,部分数值见表1中所列样本值。

网络对这些样本的学习达到了很好的精度,结果列于表1,最大绝对误差为0.056;对整个时间序列涨落起伏的韵律性记忆得相当准确。对每个样本的记忆反映了前三百年地震活动与后一百年地震活动的联系。网络通过对节点间的相关性记忆存储了关于地震活动时序中先后相依特征的知识。应用已获取的知识和最近三百年的特征值数据即可估划未来百年的活动趋势。

表1 用1351—1990年历史地震资料训练的网络的内检结果  
Tab. 1 The results of networks training by the historical seismic data in 1351—1990

输入时段	输出时段	输出时段 的特征值				
		网络输出	I	II	III	IV
1351—1650	1651—1750	网络输出	0.571	0.003	0.007	0.434
		样本值	0.570	0.000	0.000	0.430
1371—1670	1671—1770	网络输出	0.768	0.019	0.003	0.223
		样本值	0.770	0.000	0.000	0.230
1391—1690	1691—1790	网络输出	0.851	0.114	0.001	0.040
		样本值	0.850	0.120	0.000	0.030
1411—1710	1711—1810	网络输出	0.680	0.322	0.001	0.002
		样本值	0.680	0.320	0.000	0.000
1431—1730	1731—1830	网络输出	0.477	0.520	0.001	0.000
		样本值	0.480	0.520	0.000	0.000
1451—1750	1751—1850	网络输出	0.285	0.720	0.001	0.001
		样本值	0.280	0.720	0.000	0.000
1471—1770	1771—1870	网络输出	0.074	0.922	0.003	0.001
		样本值	0.080	0.920	0.000	0.000
1491—1790	1791—1890	网络输出	0.010	0.983	0.013	0.002
		样本值	0.000	1.000	0.000	0.000
1511—1810	1811—1910	网络输出	0.002	0.904	0.042	0.007
		样本值	0.000	0.960	0.040	0.000
1531—1830	1831—1930	网络输出	0.001	0.758	0.143	0.091
		样本值	0.000	0.760	0.150	0.090

续上表

1551—1850	1851—1950	网络输出	0.001	0.562	0.157	0.288
		样本值	0.000	0.560	0.150	0.290
1571—1870	1871—1970	网络输出	0.001	0.358	0.148	0.493
		样本值	0.000	0.360	0.150	0.490
1591—1890	1891—1990	网络输出	0.005	0.161	0.149	0.688
		样本值	0.000	0.160	0.150	0.690

注：I、II、III、IV—分别为积累释放、加速释放、大释放和剩余释放四个阶段。

然而，对地震活动趋势估计之难点并不在于作出一个估计，而在对所作估计的可靠程度作出有充分依据的评价。从应用角度看，没有后者，前者也就没有什么实际意义了。换言之，本文并非对文献<sup>〔1〕</sup>、<sup>〔2〕</sup>的估计有不同的意见，而是着重于探求一种能表达地震科学专家经验而又没有主观随意性的地震活动趋势估计方法。为此，本文强调如下检验原则：用任何一种方法估计地震活动趋势，都应先舍弃最近一段年代的历史地震资料，从前面的资料中获取知识、建立预测关系，依前面的资料推测所舍弃资料时段的地震活动趋势并与实际发生的情况比较，评价用该方法所作估计的可靠程度。

为检验本文方法，分别舍去1890年以后、1790年以后、1690年以后的数据，同时把历史地震资料的选用前延到1251年、1151年和1051年，用同样方法训练出三个网络。表2列出这三个网络外推1891—1990年、1791—1990年和1691—1990年的活动趋势和用实际地震发生情况评价的该时段特征值。

应该指出，1400年以前该带的历史地震记载虽可上溯到963年，但相对更加稀少，肯定有很多遗漏和不确定，图2所示的这一时段地震活动阶段的划分自然没有可靠依据。从图2可见，本文对这一时段的划分强调了实际资料，尤其是1067年的6 $\frac{1}{2}$ 级地震和1185年的6 $\frac{1}{2}$ 级地震，致使相应阶段的长度与1400年以后有较大的差异。若用如此规律性差的样本“生硬”训练都能得出较好的结果，实际资料要是真有与1400年以后相似的韵律的话，结果会更佳。

从表2所示结果可以看出，对与所用资料时段相接的下一时段的估计定性上全部符合实际，只是定量数值有一定误差。对更远时段的外推估计在定性上也基本符合，自然，外推愈远误差会愈大。设想对于未来时段的估计如果也能和实际情况符合到这样的程度，就目前对地震活动的认识水平而言，应该是令人满意的。

表3中列出了用本文方法估计未来百年东南沿海地震带活动趋势的结果。东南沿海地震带目前所处的剩余释放阶段还要延续二十多年，在下世纪的前期转入积累释放阶段。表中同时列出了以时间窗内不同震级间隔中的年平均发生率为特征值作出的定量的估计，未来百年中会有 $M_s > 4\frac{3}{4}$ 的地震7次，其中 $M_s > 5$ 的2次， $M_s > 6\frac{1}{4}$ 和 $M_s 6\frac{3}{4}$ 的可能性相当小，年平均发生率仅为0.005和0.004。

### 三、结 语

本文利用人工神经网络方法从东南沿海地震带六百多年的历史地震资料中获取地震活

表2 本文方法外推检验的结果

Tab. 2 The results by extrapolation test by using this method

网络训练 资料时段	外推输入 资料时段	外推时段	外推结果与实际情况对比				
			类 别	I	II	III	IV
1251 至 1890	1591—1890	1891—1990	外 推	0.000	0.587	0.081	0.260
			实 际	0.000	0.160	0.150	0.690
1151 至 1790	1491—1790	1791—1990	外 推	0.041	0.993	0.002	0.000
			实 际	0.000	1.000	0.000	0.000
	1511—1810	1811—1910	外 推	0.014	0.996	0.002	0.000
			实 际	0.000	0.960	0.040	0.000
	1531—1830	1831—1930	外 推	0.004	0.994	0.004	0.000
			实 际	0.000	0.760	0.150	0.090
	1551—1850	1851—1950	外 推	0.002	0.951	0.027	0.007
			实 际	0.000	0.560	0.150	0.290
	1571—1870	1871—1970	外 推	0.001	0.737	0.092	0.116
			实 际	0.000	0.360	0.150	0.490
	1591—1890	1891—1990	外 推	0.001	0.629	0.107	0.237
			实 际	0.000	0.160	0.150	0.690
1051 至 1690	1391—1690	1691—1790	外 推	0.647	0.011	0.013	0.248
			实 际	0.850	0.120	0.000	0.030
	1411—1710	1711—1810	外 推	0.880	0.013	0.008	0.080
			实 际	0.680	0.320	0.000	0.000
	1431—1730	1731—1830	外 推	0.889	0.039	0.006	0.012
			实 际	0.480	0.520	0.000	0.000
	1451—1750	1751—1850	外 推	0.811	0.158	0.004	0.002
			实 际	0.280	0.720	0.000	0.000
	1471—1770	1771—1870	外 推	0.624	0.394	0.003	0.000
			实 际	0.080	0.920	0.000	0.000
	1491—1790	1791—1890	外 推	0.541	0.477	0.002	0.000
			实 际	0.000	1.000	0.000	0.000

(续上表)

网络训练 资料时段	外推输入 资料时段	外推时段	外推结果与实际情况对比				
			类 别	I	II	III	IV
1051 至 1690	1511—1810	1811—1910	外 推	0.535	0.405	0.002	0.001
			实 际	0.000	0.960	0.040	0.000
	1531—1830	1831—1930	外 推	0.293	0.359	0.004	0.002
			实 际	0.000	0.760	0.150	0.090
	1551—1850	1851—1950	外 推	0.034	0.311	0.018	0.021
			实 际	0.000	0.560	0.150	0.290
	1571—1870	1871—1970	外 推	0.002	0.370	0.061	0.141
			实 际	0.000	0.360	0.150	0.490
	1591—1890	1891—1990	外 推	0.001	0.529	0.095	0.242
			实 际	0.000	0.160	0.150	0.690

表3 本文方法对未来百年地震活动趋势的估计结果

Tab. 3 The results of estimating seismicity tendency in the coming 100 years by using this method

网络训练时段	输入时段	外推时段	结 果			
1350 至 1990	1690 至 1990	1990 至 2090	各 阶 段 特 征 值			
			I	II	III	IV
			0.863	0.014	0.002	0.220
1990	1990	2090	各 震 级 段 年 平 均 累 积 频 度			
			$M_s > 4.75$	$M_s > 5$	$M_s > 6.25$	$M_s > 6.75$
			0.065	0.022	0.005	0.004

动涨落起伏的时序特征,并依此外推,对未来百年地震活动趋势作了估计。结果表明,网络通过对训练样本的适应,用节点间的相关性对前后相依的时序特征达到了精度很高的记忆。文中采用分别舍弃1891—1990、1791—1990、1691—1990三个时段中数据,经采样、训练、外推等相同方法得出对这三个时段的估计并与实际情况对比的方法,比较客观地论证了本文方法的可靠程度。对于所处活动阶段的定性估计,得出了令人满意的结果。本文结果表明:东南沿海地震带目前所处的剩余释放阶段还会延续二十多年,至下世纪前期会转入积累释放阶段,定性上与许多专家的判断也是相吻合的,差别仅在转入的年代偏短些。由于东南沿海地区历史地震记载比较可靠的时段仅有六百年左右,致使训练样本的采集量、可靠程度检验

时段等都受到限制, 本文又是首次用这种人工智能方法估计地震活动趋势, 预报的结果属于研究性质的, 仅供参考。

### 致 谢

本文可以称为刘恢先教授领导建设的“地震危险性评估专家系统”中“地震活动趋势估计子系统”的一个实习, 作者感谢国家自然科学基金会和国家地震局的支持。同时, 也对日本国松下电器公司中央研究所的高本英行先生所给予的帮助表示感谢。

### 参 考 文 献

- [1] 林纪曾等, 东南沿海地区地震活动特征的研究, 海南岛北部地震研究文集, 地震出版社, 1988.
- [2] 黄玮琼等, 东南沿海地区地震活动期的估计与趋势分析, 同上。
- [3] Dowla F.U., Seismic Discrimination with Artificial Neural Networks Preliminary Results with Regional Spectra data, Bul.Seismol.Am., Vol.88, PP.1346—1373, 1990.

## THE ESTIMATION OF SEISMICITY TENDENCY AT THE SEISMIC ZONE OF SOUTHEASTER COAST BY THE METHOD OF ARTIFICAL INTELLIGENCE

Tao Xiaxin and Du Wei

(Institute of Engineering Mechanics, SSB)

[Abstract] A seismic tendency at the seismic zone of southeaster coast is forecasted in this paper. For acquiring the knowledge of the seismicity rhythm, the artifical neural network technique is adopted. The samples for training the network are constructed by a sampling window moving through the time history of earthquake. After learning sufficiently in many times, the network can memorize the characteristics of the data series quite well. The result shows that the seismicity in the zone will continue in current remnant release stage about twenty years or more than, and then it turns into the next accumulating release stage.

[Key words] Artifical intelligence; Artifical neural network; Seismicity tendency