第29卷 第3期 地震地磁观测与研究 Vol. 29 No. 3
2008年 6月 SEISMOLOGICAL AND GEOMAGNETIC OBSERVATION AND RESEARCH Jun 2008

应用人工神经元网络方法自动检测地震事件

王 继 陈九辉

(中国北京 100029 中国地震局地质研究所地震动力学国家重点实验室)

摘要 利用人工神经元网络方法,提出了一种从连续的地震数据中检测出地震事件的方法。该方法分两步,首先,低阈值的STA/LTA算法从连续的波形中检测出类似地震事件;其次利用神经元网络方法,区分事件是地震事件还是噪声事件。通过对数据检测结果比较,找出了适合地震检测的神经元网络训练方法和神经元传递函数。在对天山流动台阵其中两个台的检测结果表明,在连续约两个月数据中,39RLS台检测出地震75个,30RNA台检测出地震95个,证明该方法对地震事件检测来说是一种有效的方法。

关键词 流动台阵;人工神经元网络;功率谱;事件检测

中图分类号:P315.61 **文献标识码**:A **文章编号**:1003-3246(2008)03-0041-05

引言

传统的地震检测方法主要是长短项平均值法,即STA/LTA,该方法虽能达到较高的检测率,但误检率高,对检测阈值的选择常常是在误检率和正确检测率之间的一种折中的选择。近年来随着人工神经元网络(ANN)的发展,ANN方法已用于事件检测和震相识别中,Wang(1995)提出用ANN检测地震事件,Dai(1995)提出用ANN识别区域地震震相,Zhao(1999)提出用ANN确定初至震相到时,李慧婷(2000)提出用ANN识别近震与远震,邱宏茂(2004)提出用ANN区分爆炸和地震。

本文尝试用人工神经元BP网络对噪声较大的流动台阵观测的数据进行地震事件检测。检测过程分两步,首先计算背景噪声和当前波形的功率谱,用当前波形的功率谱与背景噪声的功率谱做比较,当前波形的功率谱比背景噪声的功率谱高出一定值时检测出类似地震事件,这种方法和时间域STA/LTA方法类似,不同的是输入变量是频域信息,即功率谱,这里不做重点叙述;其次用ANN方法从类似地震事件检测出地震事件,本文主要介绍ANN方法。

1 人工神经元网络(ANN)方法

ANN设计用于模拟人类大脑的神经连接。最常用的神经网络是反馈、向后传播和多层网络。包括一个输入层,一个或多个中间隐藏层,一个输出层。每层神经元节点通过相关联的权重传递到下一结点。每一个神经元的输出是以前层的神经元的总和。当输入的总和与预先设置的激活函数一致时,这个神经元被激活,预先设置的激活函数(又称传递函数)常常是S型函

作者简介:王继(1972~),男,河北枣强人,副研究员,硕士,主要研究方向为数字地震信号处理

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)资助项目,编号 2004CB418402

本文收到日期:2007-12-09

数(sigmoid function)。当权重调整成一个合适的值时网络会得到一个预先设想的输出。调整权重的过程叫做训练过程。对多层反馈网络最流行的训练算法是向后传播算法(BPNN)。在这个算法中,训练通过修改权重以使每次迭代的网络均值平方差最小化(Simon,2004)。

1.1 ANN 模型

连接机制结构的基本处理单元与神经生理学类比往往称为神经元,每个构造网络的神经模型模拟一个生物神经元。人工神经元是对生物神经元的简化和模拟,它是神经网络的基本处理单元。图 1 给出了一种简化的神经元结构。它是一个多输入、单输出的线性元件,其输入输出关系可描述为

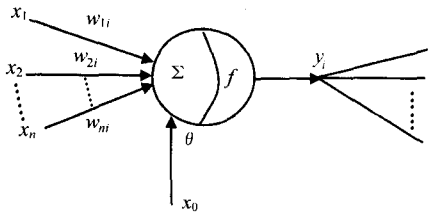

图 1 神经元结构模型

$$I_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ji} x_j - \theta_i \tag{1}$$

$$y_i = f(I_i) \tag{2}$$

其中 $x_j(j = 1,2,\cdots,n)$ 是从其他细胞传来的输入信号,θ_i 为神经元单元的偏置(阈值),w_{ji} 表示从细胞 j 至细胞 i 连接权值,n 为输入信号数目。y_i 为神经元输出,t 为时间,$f()$ 称为传递函数,往往采用 0 和 1 二值函数或 S 型函数。

1.2 激活函数

激活函数又称传递函数,有 S 状函数,线状函数和高斯型函数等多种。

S 函数,通常是在(0,1)或(−1,1)内连续取值的单调可微分的函数,常用指数或正切等一类 S 状曲线来表示。常用神经元传递函数列举如下。

(1)logsig 函数,对数 S 型(Sigmoid)函数

$$\mathrm{logsig}(n) = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-n}} \tag{3}$$

(2)tansig 函数,双曲正切 S 型(sigmoid)传递函数

$$\mathrm{tansig}(n) = \frac{2}{1+\mathrm{e}^{-2n}} - 1 \tag{4}$$

(3)purelin 函数,线性传递函数

$$\mathrm{purelin}(n) = n \tag{5}$$

(4)radbas 函数,高斯型函数

$$\mathrm{adbas}(n) = \mathrm{e}^{-2n} \tag{6}$$

以上公式中 n 为输入矢量。

1.3 ANN 设计

在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经元网络模型是采用 BP 网络和它的变化形式,它也是前向型网络的核心部分,并体现了人工神经网络最精华的部分。

BP 网络(BackPropagation NN)是一种单向传播的多层前向网络。网络除输入输出节点外,还有一层或多层的隐层节点,同层节点中没有任何耦合。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点,然后传到输出节点,每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。如果输出层不能得到期望的输出,则转向误差反向传播,将输出信号的误差沿原来的连接路径返回,修正各层神经元的权值和阈值,使得误差信号最小。

BP 定理:给定任意 $\varepsilon>0$ 和任意 L_2 函数 $f:[0,1]^n \rightarrow R^m$,存在一个 3 层 BP 网络,它可在任意 ε 平方误差精度内逼近 f(n 为输入层处理单元数,m 为输出层处理单元数)。

虽然 BP 定理告诉我们,只要用 3 层的 BP 网络就可实现 L_2 函数,但实际上,还是有必要使用更多层的 BP 网络,其原因是,用 3 层 BP 网络来实现 L_2 函数,往往需要大量的隐层节点,而使用多层网络可减少隐层节点数,但如何选取网络的层数和节点数,还没有确切的方法和理论,通常是凭对学习样本和测试样本的误差交叉评价的试错法选取。

本文所设计的 ANN 为 3 层网络,输入层 257 个结节,对应功率谱 0～25 Hz 之间等间隔的 257 个频率点的归一化功率谱值,输出层 1 个结点。隐层的传递函数、输出层的传递函数及隐层的节点数根据实际检测结果选择。输出层结点的输出为 1 时为地震,为 0 时为噪声。

2　区分地震和噪声

2.1　样本选择

样本选取中国地震局地质研究所在天山布设的流动地震台阵 2003 年 7～9 月之间的观测数据,随机抽取了 21XKT、23KXL、28BGL、33ORX、38LNG、42WSK、48YBW、55LMC、60XNY 等 9 个台的远震、近震和噪声,其中远震 622 个,近震 170 个,干扰噪声 178 个,样本数共 970 个。干扰噪声主要是电磁信号的尖峰脉冲和文化噪声。地震波和干扰噪声的归一化功率谱见图 2 和图 3。

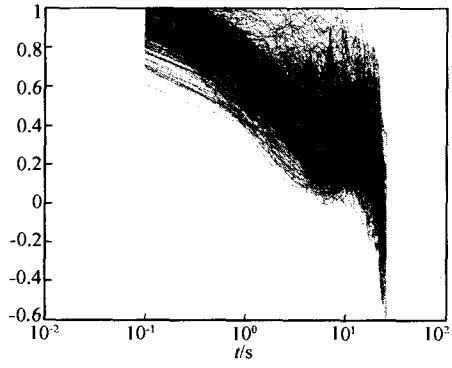

图 2　地震波的归一化功率谱

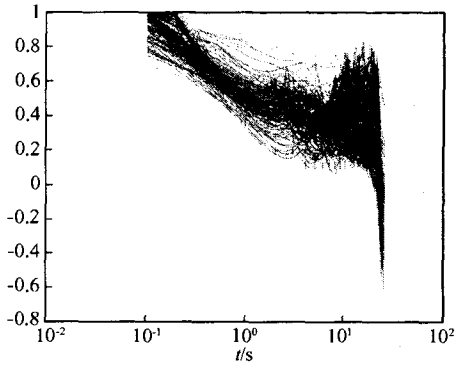

图 3　干扰噪声的归一化功率谱

2.2　网络训练

我们根据训练的结果的好坏来确定神经网络的传递函数和隐层的节点数。使用 matlab 软件提供的神经元网络工具箱进行训练(2004)。训练方法分为两种,一种是 trainlm,即利用 Levenberg-Marquardt 规则训练 BP 网络;另一种是 trainbr,即贝叶斯规范化训练 BP 网络。表 1 是采用不同的传递函数、不同节点、不同训练方法对 38KNG 台 2003 年 8 月 23 日至 9 月 17 日数据的实验结果。

表 1　不同人工神经元传递函数和节点的实验结果

实验	隐层传递函数	隐层节点数	输出层传递函数	训练方法	检测地震个数
1	tansig	4	logsig	trainlm	34
2	logsig	8	purelin	trainlm	40
3	radbas	4	purelin	trainbr	18
4	logsig	4	purelin	trainbr	16

实验结果表明,实验 2 的结果最好。图 4 是该训练集的训练结果,网络输出残差平方和(SSE)训练 8 次达到 10^{-5}。图 5 为网络输出的仿真结果,图中圆圈为实际网络输出,折线为期望

值，左半部分为地震的输出，右半部分为干扰噪声的输出。训练集全部通过测试，结果令人满意。

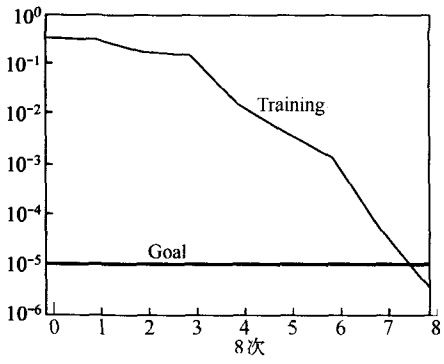

图 4 人工神经元的训练过程

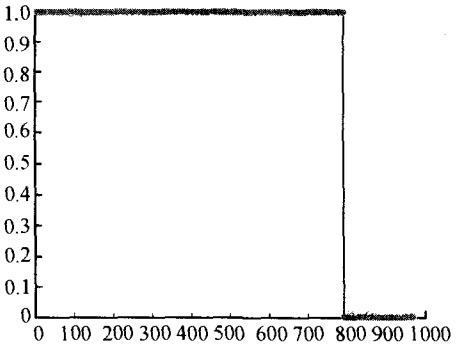

图 5 人工神经网络的仿真输出结果

2.3 检测结果

使用神经元网络输出每层的节点权值编制了神经元地震检测的程序，对天山流动台阵的数据进行了实际检测，其中，在 2003 年 7 月 15 日至 2003 年 9 月 19 日之间，30RNA 台检测出地震 95 个；在 2003 年 7 月 13 日至 2003 年 9 月 17 日之间，39RLS 台检测出地震 75 个。由于流动台阵的观测受外界和本身仪器的干扰影响，无法和固定台站的观测环境相比较，地震检测的各项指标均低于固定台站，肯定有一定的漏检和误检，但从误检方面来说，远低于传统的 STA/LTA 阈值算法。

3 结论

(1)对于复杂的地震检测问题，采用人工神经元网络方法非常有效。事件检测误检率远低于传统的 STA/LTA 阈值算法。

(2)人工神经元网络各层的传递函数及节点数的选择还没有更好的办法，只能靠试错法来解决。

(3)针对功率谱检测的人工神经元网络方法，对地震记录中频谱很宽的尖峰脉冲容易产生错误的输出，增加时间域信息改进网络性能是下一步工作的目标。

参考文献

飞思科技产品研发中心. 2004. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计(第一版)[M]. 北京：电子工业出版社

李慧婷，黄文辉，等. 2000. 应用人工神经网络方法识别近震与远震[J]. 华南地震，20(4)：71～75

邱宏茂，范万春，孙煌. 2004. 基于能量分布特征的地震事件自动识别[J]. 核电子学与探测技术，24(6)：698～701

Simon Haykina 著. 叶世伟，史忠植译. 2004. 神经网络原理(第二版)[M]. 北京：机械工业出版社

Dai Hengcheng. 1995. Colin MacBenAutomatic picking of seismic arrivals in local earthquake data using an artificial neural network[J]. Geophys Jour Int, 120, 758～774

Wang Jin, Taliang Teng. 1995. Artificial neural network-based seismic detector[J]. Bull Seism Soc Amer, 85(1)：308～319

Zhao Yue, Kiyoshi Takano. 1999. An Artificial Neural Network Approach for Broadband Seismic Phase Picking[J]. BSSA, 89(3)：670～680

An automatic seismic event detection method based on artificial neural network

Wang Ji and Chen Jiuhui

(*State Key Laboratory of Earthquake Dynamics, Institute of Geology, China Earthquake Administration, Beijing* 100029, *China*)

Abstract

An automatic seismic event detection method based on artificial neural network (ANN) is presented in this paper. The algorithm is divided into two steps: firstly all possible events are extracted by a loosely confined STA/LTA algorithm from continuous waveforms, and then seismic events are distinguished from them by an ANN based algorithm. Optimal transfer function and number of nodes in hidden layers is found out by comparing the detecting results of several hundreds of sample events. Tested by the Tian Mountain portable seismic array records, 75 and 95 earthquake events are detected for the station 39RLS and 30RNA respectively in a period of 2 months, which shows that the method presented in this paper is an effective method for seismic events detection.

Key words: portable seismic array, artificial neural network power spectra, detect seismic