

文章编号: 0253-3782(2002)05-0516-09

遗传BP网络在地震和爆破识别中的应用*

边银菊

(中国北京 100081 中国地震局地球物理研究所)

摘要 将遗传算法(GA)和反向传播算法(BP算法)相结合成为GA-BP算法,以此建立了遗传BP神经网络.并将以BP算法为基础的BP神经网络及以GA-BP算法为基础的遗传BP神经网络用于对地震和爆破的识别中.得到的结果表明:遗传BP网络比BP网络对事件的识别能力略好些.

关键词 人工神经网络 BP算法 遗传算法
中图分类号: P315.63 **文献标识码:** A

引言

人工神经网络(artificial neural network, 简称为 ANN)是人工智能的一个重要分支.它是在现代神经科学研究成果基础上提出的,是在人类对大脑神经网络认识与理解的基础上人工构造的能够实现某些功能的网络(韩志强,王碧泉,1997).ANN是简化的人脑神经网络的数学模型,用来模拟人脑神经网络的结构和功能.ANN是由大量简单处理单元(神经元、处理元件、电子元件、光电元件等)广泛互连而成的复杂网络,具有高度的非线性,能够进行复杂的逻辑操作和实现非线性映射关系.

人工神经网络是模仿生物神经网络功能而产生的,因而它具有人脑的基本功能:学习、记忆、归纳和提取,也就是它具有从经验中学习的能力;对学习结果记忆的能力;在已有知识上进行概括的能力;提取事物特征的能力.ANN所具有的这些能力可突破人工智能研究中的某些局限性.

随着人们对人工神经网络研究的不断深入,神经网络技术也在飞速地发展,它已广泛应用于许多领域中.由于ANN技术可实现函数逼近、数据聚类、模式分类、优化计算、感知器模拟、多目标跟踪、联想记忆及数据恢复等功能.因此,ANN广泛应用于人工智能、自动控制、机器人、统计学等领域的信息处理中.其中基于反向传播算法的神经网络(BP网络)应用较为普遍.多层网络中的反向传播算法(back-propagation),简称BP算法,是由美国加利福尼亚大学的认知心理学家鲁梅尔哈特(David E. Rumelhard)和麦克莱兰(Janes L. McClelland)等人在1986年提出的.该算法的主要思想就是使网络输出层的误差平方和达到最小.这一算法解决了多层神经网络权值修正的难题,从而给人工神经网络增添了活力,使神经网络研究走出了低谷,而蓬勃发展起来.

遗传算法(genetic algorithms, 简称GA)是美国Michigan大学的J. Holland教授于

* 国家自然科学基金(49874009)资助项目.中国地震局地球物理研究所论著 02AC1021.
2001-12-26 收到初稿,2002-03-14 收到修改稿并决定采用.

1975 年根据达尔文的自然选择学说，模拟遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型而首先提出的全局优化搜索算法(陈国良等, 1996)。遗传算法是一种搜索技术，搜索不依赖于梯度信息，适用于处理传统搜索方法难于解决的复杂和非线性问题，可广泛用于组合优化、机器学习、自适应控制、规划设计和人工生命等领域，是 21 世纪有关智能计算中的关键技术之一。

BP 算法是目前网络训练中最常用的学习方法之一。但是 BP 算法存在着两个突出的弱点：①收敛速度慢；②可能收敛到局部极小点，也就是全局搜索能力弱。这是由于 BP 算法本身缺陷造成的。而遗传算法的两大显著特征即隐含并行性和全局搜索特性，决定了其搜索速度快，且不存在局部收敛的问题。因而恰好可以利用遗传算法的优点来克服 BP 算法的两大缺陷(赵振宇, 徐用懋, 1996)。本研究将遗传算法与 BP 算法相结合，用来训练神经网络，我们称之为遗传 BP 网络(或 GA-BP 网络)，并将该网络用于对爆破和地震的识别，发现遗传 BP 网络比 BP 网络对事件的识别能力略好些。

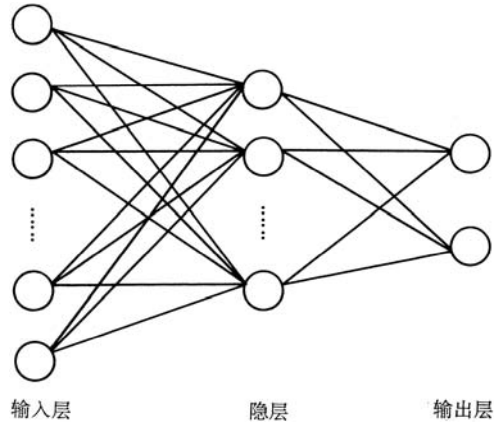


图 1 BP 神经网络的模型

1 误差反向传播神经网络(BP 网络)

1.1 BP 网络的结构

反向传播网络(back-propagation network, 简称 BP 网络)如图 1 所示，是一多层前馈神经网络。网络由输入层、输出层、一个或多个隐含层组成。输入信号从输入层神经元依次经过隐含层神经元，然后传到输出层神经元。每一层神经元的输出只影响下一层神经元的输出，同层中各神经元之间没有任何耦合。各神经元的传递函数通常为 Sigmoid 函数(S 型函数)，是连续可微的单调递增函数，它可以实现从输入到输出的任意非线性映射。由于其权值修正采用的是误差反向传播(back propagation)算法，也称 BP 算法，因此，这种网络也称为 BP 网络。

1.2 BP 学习算法

BP 算法属 δ 算法，是一种监督训练多层网络的算法。其主要思想是：通过学习，使网络输出层的误差平方和达到最小。

BP 算法的学习过程分为两个阶段：第一阶段是输入信息的正向传播；第二阶段是输出误差的反向传播。在正向传播阶段中，输入信息从输入层输入，经隐含层逐层计算处理后，在输出层产生一个输出，并可得到该实际输出与目标输出之间的误差值。如果误差值没达到期望的误差值，即没有得到期望的输出，则转向反向传播阶段，从输出层至输入层，将误差信号沿原路反传回来，并逐层修改各层神经元的权值和阈值。两个过程交替进行，直至达到期望的输出。

设输入矢量为 \mathbf{x} ，输入神经元有 n 个，传递函数为 Sigmoid 函数，以 $f(\cdot)$ 表示。输

出层有 m 个神经元, 输出矢量为 \mathbf{y} , 目标输出为 $\hat{\mathbf{y}}$, 则有

$$\mathbf{y}_j = f(I_j) = f\left(\sum_{i=0}^n w_{ij} x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

其中, w_{ij} 表示从神经元 i 到神经元 j 的连接权值, θ_j 为阈值. 当输入一个学习样本, 其误差的平方和为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (2)$$

根据梯度法, 对每个 w_{ij} 的修正值为

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial I_j} \frac{\partial I_j}{\partial w_{ij}} = \eta \delta_j x_i \quad (3)$$

其中, η 为学习率常数, $\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial I_j}$. 因神经元传递函数采用 Sigmoid 函数, 则可以导出

输出层, 即 j 为输出节点时

$$\delta_j = y_j(1 - y_j)(\hat{y}_j - y_j) \quad (4)$$

中间层, 即 j 为隐层节点时

$$\delta_j = y_j(1 - y_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (5)$$

这里, 下标 k 指神经元 j 的上一层全部下标范围. 从式(5)可看到, 中间层神经元的 δ 规则, 要依据上一层的 δ 结果. 因此, 从最高层输出层开始, 用公式(4)计算, 然后往下用公式(5)传播此 δ 算, 直至底层. 权值调整方程为

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \eta \delta_j y_j \quad (6)$$

这里, $w_{ij}(n)$ 为神经元 i 至神经元 j 的第 n 次修正的权值; y_j 为神经元 j 的输出; η 为学习率常数; δ_j 为神经元 j 的差值, 具体公式见式(4)、(5).

这样, 应用公式(4)~(6), 我们可以首先调整输出层连接权值, 然后再用此权值与连接输出层神经元的 δ 值向下传播回去, 用公式(5)计算每一中间层 δ 值, 并逐次用公式(6)调整中间层权值, 直至输入层.

同理, 可得各层阈值的修正公式

$$\Delta \theta_j = \eta \delta_j \quad (7)$$

则

$$\theta_j(n+1) = \theta_j(n) + \eta \delta_j \quad (8)$$

其中, $\theta_j(n)$ 为第 n 次修正的阈值.

2 遗传 BP (GA-BP) 神经网络

为克服 BP 算法收敛速度慢和可能收敛到局部极小值这两个缺点, 我们引入遗传算法, 并于将它与 BP 算法结合, 建立了遗传 BP 网络(GA-BP 网络). 下面简述之.

遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概

率搜索算法. 遗传算法属于并行搜索, 它的搜索效率高、速度快. 它还不需要目标函数的微分值, 放宽了对目标函数的要求. 此外, 它在本质上属于随机寻优过程, 不存在局部收敛问题. 所以恰好可以利用 GA 的上述优点来克服 BP 算法收敛速度慢和易局部收敛的缺陷; 同时, 由于 GA 的寻优过程是随机的, 带有一定程度的盲目性和概率性, 往往只能在短时间内寻找到接近全局最优解的近优解. 甚至在已经到达最优点的附近时, 也没能把握住. 与 BP 算法结合后, 引入 BP 算法的梯度信息后将会避免这种现象.

BP 神经网络中连接权一般是通过 BP 算法获得的. 为避免 BP 算法的缺陷(如训练时间过长或陷入局部极值而得不到适当的权值分布), 我们用遗传算法与之结合来对神经网络进行混合训练, 这种训练可以取两种方法各自的特点. 首先用遗传算法对初始权值分布进行优化, 在解空间中定位出一个较好的搜索空间; 然后用 BP 算法在这个解空间中搜索出最优解.

我们建立 GA-BP 网络主要分为 3 个步骤: 第 1, 2 步骤属于学习或建模阶段, 第 3 步为识别阶段(或应用阶段).

2.1 寻找初始权值

1) 选择. 在解空间中随机取一群点, 作为遗传开始的第一代. 每个点(相当于基因)用一数字串表示, 其优劣程度用一适应度函数(fitness function)来衡量. 根据适应度函数的大小, 决定点(基因)的遗传复制.

2) 复制. 根据当前一代中的每个数字串适应度函数值决定的概率进行选择复制. 好的数字串以高的概率被选择复制下来, 劣的数字串被淘汰掉.

3) 交叉. 将复制后得到的数字串任意配对, 并对每一对数字串进行交叉操作, 产生新的数字串.

4) 变异. 对新的数字串的某一位或几位进行变异. 这样就产生了新一代. 按照同样的方法, 经过数代的遗传演变后, 在最后一代中可得到全局最优解或近似最优解.

其中选择(selection)、交叉(crossover)和变异(mutation)是遗传算法主要的 3 个演算算子, 它们构成了所谓的遗传操作(genetic operation). 需要指出的是, GA 虽然在短时间内能找到接近全局最优解的近似解, 但是它也不能绝对保证收敛到全局最优解. 为解决此问题, 通常是先用 GA 搜索近似最优解, 然后把它作为梯度下降法的初始值, 这样就能获得很好的结果.

2.2 GA-BP 网络的训练

1) 赋初值. 将上一步骤所得权值作为初始权值, 并给阈值赋以初始值.

2) 学习. ①从已知 P 个学习样本中顺序取样. 首先取一个样本 $p_1=1$, 其输入为 x , 目标输出为 \hat{y} ; ②计算实际输出. 实际输出值为

$$y_j = f\left(\sum_{i=0}^m w_{ij}x_i\right) \quad j=1, 2, \dots, m$$

③求各层误差值. 当 j 为输出节点, 误差值为 $\delta_j = y_j(1-y_j)(\hat{y}_j - y_j)$. 当 j 为隐层节点, 误差值为 $\delta_j = y_j(1-y_j)\sum_k \delta_k w_{jk}$; ④记下学习过的样本集次数 $p_1=p_1+1$, 看 p_1+1 是否等于样本数 P . 若小于 P , 则回到①继续计算, 否则令 $p_1=1$, 转到下一步.

3)修改权值和阈值. ①按上述式(4)、(5)、(6)、(8)修改各层的权和阈值; ②按新的权计算 y_j 和 $E_{\text{总}}$. 若已达到误差精度或循环次数要求, 则转到下一步, 否则回到 2).

4)输出结果, 求出了训练网络.

2.3 识别新样本的类别

对于一个待识别的样品, 将其特征输入已得到的 GA-BP 网络, 通过正向传播过程, 可求得输出值, 从而可对样本进行识别.

在 BP 算法中, 网络权值依赖于目标函数的一阶导数信息来进行修正. 当求解空间存在多个局部极小点时, 一旦随机产生的初始网络权值设置不当, 便会陷入局部收敛而无法逸出; 或者虽然初始网络权值能够在全局最优解附近选定, 但当解的周围平坦导致梯度变化值微小时, 收敛的速度也会大大降低. 为克服上述问题, 我们将遗传算法与 BP 算法相结合, 得到了遗传 BP 算法(GA-BP), 使它成为一种更为有效的网络学习方法.

3 遗传 BP 网络在地震与爆破事件识别中的应用

3.1 资料

我们分别用 BP 网络和遗传 BP 网络对北京周围的地震和爆破进行了识别. 所用资料为 CDSN 北京白家疃台记录的地震和爆破事件的 z 分向宽频带数字波形记录, 共计 82 个事件, 包括 73 次地震和 9 次爆破. 记录采样率为 20 sps, 事件的震级范围为 2.5~3.5, 震中距范围为 4.6~310.5 km. 图 2 给出了台站和事件的位置.

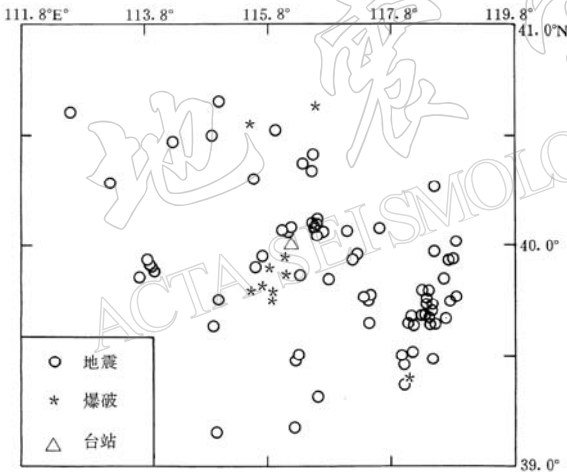


图 2 台站和事件位置图

3.2 资料的预处理

对事件的数字化波形记录, 我们计算了 P 波和 S 波的频谱, 并在 0.1~10 Hz 进行了对数采样, 分别得到 P 波和 S 波在 21 个点的对数谱振幅值, 这 42 个值将是神经网络的输入值.

在输入神经网络前, 还要分别对 P, S 波对数谱振幅值进行标准化(王碧泉, 陈祖萌, 1989). 我们采用的是标准差标准化方法, 其具体公式如下:

$$x'_{ij} = (x_{ij} - \bar{x}_j) / s_j \quad i=1, 2, \dots, N; \quad j=1, 2, \dots, n$$

其中, x_{ij} 为第 i 个输入的第 j 个特征值, x'_{ij} 为其标准化后的值, \bar{x}_j 为第 j 个特征的均值, s_j 为第 j 个特征的均方差.

3.3 结果与检验

3.3.1 遗传 BP 网络的建立

我们设计的遗传 BP 网络的结构为 42-5-1, 表示有 42 个输入神经元、5 个隐层神经元

和 1 个输出神经元. 对每一事件, 其 P 波和 S 波各 21 个点的对数谱振幅值(共 42 个)作为输入值. 对上述 82 个事件(73 次地震和 9 次爆破)的全部数据, 按上节所述的 GA-BP 算法进行学习, 反复训练, 得到最后所需的各权值, 即得到了结构为 42-5-1 的遗传 BP 网络. 其中的传递函数为 Sigmoid 函数.

对于一个新的、尚不知是地震还是爆破的样品, 将该样品的 P, S 波各 21 个点的谱值输入我们建立的遗传 BP 网络, 然后依其输出值 y 判定该事件的类型. 其判定标准为

$$\begin{cases} \text{判定为地震} & \text{当 } y < 0.4 \\ \text{判定为爆破} & \text{当 } y > 0.6 \\ \text{判定为可疑} & \text{当 } 0.6 \geq y \geq 0.4 \end{cases} \quad (9)$$

3.3.2 识别效果的检验

为检验所得到的遗传 BP 网络的识别效果, 我们进行了下面两种检验:

1) C 方法检验或重复检验法. 该方法是先用全部样品进行学习, 求得训练网络, 然后再用这同一批样品进行检验. 这样得到的误识率是其下界, 其检验效果一般都会好一些.

2) U 方法检验或留一些出来的方法. 该方法是将全部样品分为两部分, 其中一部分用于学习, 然后用另一部分样品进行检验. 这样得到的误识率是其上界, 所估计的是最坏的情况.

在建立了遗传 BP 网络后, 为评定识别效果, 我们分别进行了 C 方法和 U 方法检验. 对 C 方法检验, 在这里就是以 82 个事件训练神经网络后, 再对这 82 个事件进行检验, 得到的识别率是 100%, 其结果不详细列出, 但 C 方法检验所得的结果只是误识率的下界, 为得到误识率上界, 估计最坏情况, 我们还进行了 U 方法检验. 对地震的 73 个数据, 我们取前 39 个进行学习, 后 34 个留待检验; 对爆破的 9 个数据, 我们取前 5 个进行学习, 后 4 个留待检验, 得到的结果见表 1.

为比较, 对同一批资料, 我们还用 BP 网络进行了识别和检验. 其 C 方法检验结果的误识率亦为 0, 结果不一列出. 其 U 方法检验的结果也列于表 1.

表中列出了全部检验样品的输出值 y , 按公式 (9) 判别检验样品的类别, $y < 0.4$ 为地震, $y > 0.6$ 为爆破. 可以看到, 对 U 检验, BP 网络误识数为 2 个(第 7 号和第 38 号事件), 可疑事件 1 个(第 21 号事件); 遗传 BP 网络误识数为 2 个(第 33 号和第 38 号事件).

比较两种网络的识别结果, 有以下两点看法: ①由表 1 可见, 两种网络的检验结果表明, 两种网络的识别效果都很好. 其中遗传 BP 网络的结果优于原 BP 网络; ②BP 网络随机取初始权值时, 当取值不合适时收敛速度很慢, 有时甚至会不能收敛. 而遗传 BP 网络将初始权值限制在一定的范围, 从而避免了这一现象.

4 比较和讨论

4.1 与国外结果的比较

Dowla 等(1990)将人工神经网络技术用于天然地震和核爆炸的识别研究中. 所用资料是美国劳伦斯利佛莫尔(Lawrence Livermore)国家实验室台网所辖的 4 个地震台站的宽带记录, 包括 83 次美国西部地震和 87 次 Nevada 试验场的核爆炸资料. 取用的 BP 神经网络

络结构为 82-1-2. 得到了很好的识别效果, 单台的识别率达到 93%以上, 而用 4 个台综合的台网识别率为 97%. 这一结果比他们用 Fisher 方法得到的识别率要好得多.

表 1 BP 网络和遗传 BP 网络 U 方法检验结果

| 事件号 | 事件类型 | BP 网络 | | 遗传 BP 网络 | |
|-----|------|---------|-----------|----------|-----------|
| | | 输出结果 | 检验得到的事件类型 | 输出结果 | 检验得到的事件类型 |
| 1 | 地震 | 0.015 5 | 地震 | 0.000 2 | 地震 |
| 2 | 地震 | 0.008 8 | 地震 | 0.002 4 | 地震 |
| 3 | 地震 | 0.002 4 | 地震 | 0.009 5 | 地震 |
| 4 | 地震 | 0.001 4 | 地震 | 0.000 9 | 地震 |
| 5 | 地震 | 0.037 5 | 地震 | 0.016 0 | 地震 |
| 6 | 地震 | 0.001 2 | 地震 | 0.000 1 | 地震 |
| 7 | 地震 | 0.906 5 | 爆破 | 0.042 6 | 地震 |
| 8 | 地震 | 0.001 6 | 地震 | 0.000 2 | 地震 |
| 9 | 地震 | 0.019 2 | 地震 | 0.010 0 | 地震 |
| 10 | 地震 | 0.009 0 | 地震 | 0.004 3 | 地震 |
| 11 | 地震 | 0.012 4 | 地震 | 0.014 2 | 地震 |
| 12 | 地震 | 0.000 7 | 地震 | 0.000 0 | 地震 |
| 13 | 地震 | 0.025 2 | 地震 | 0.018 1 | 地震 |
| 14 | 地震 | 0.001 9 | 地震 | 0.000 2 | 地震 |
| 15 | 地震 | 0.010 7 | 地震 | 0.042 1 | 地震 |
| 16 | 地震 | 0.004 7 | 地震 | 0.000 3 | 地震 |
| 17 | 地震 | 0.005 1 | 地震 | 0.021 1 | 地震 |
| 18 | 地震 | 0.006 3 | 地震 | 0.004 1 | 地震 |
| 19 | 地震 | 0.003 0 | 地震 | 0.027 0 | 地震 |
| 20 | 地震 | 0.016 6 | 地震 | 0.000 4 | 地震 |
| 21 | 地震 | 0.474 1 | ? | 0.015 8 | 地震 |
| 22 | 地震 | 0.005 3 | 地震 | 0.005 6 | 地震 |
| 23 | 地震 | 0.001 1 | 地震 | 0.000 0 | 地震 |
| 24 | 地震 | 0.005 9 | 地震 | 0.000 6 | 地震 |
| 25 | 地震 | 0.010 1 | 地震 | 0.045 8 | 地震 |
| 26 | 地震 | 0.000 9 | 地震 | 0.000 0 | 地震 |
| 27 | 地震 | 0.009 6 | 地震 | 0.008 7 | 地震 |
| 28 | 地震 | 0.008 1 | 地震 | 0.014 8 | 地震 |
| 29 | 地震 | 0.026 4 | 地震 | 0.014 0 | 地震 |
| 30 | 地震 | 0.012 9 | 地震 | 0.035 3 | 地震 |
| 31 | 地震 | 0.012 5 | 地震 | 0.011 0 | 地震 |
| 32 | 地震 | 0.012 0 | 地震 | 0.009 0 | 地震 |
| 33 | 地震 | 0.041 9 | 地震 | 0.685 9 | 爆破 |
| 34 | 地震 | 0.026 1 | 地震 | 0.001 0 | 地震 |
| 35 | 爆破 | 0.990 7 | 爆破 | 0.983 5 | 爆破 |
| 36 | 爆破 | 0.957 6 | 爆破 | 0.899 1 | 爆破 |
| 37 | 爆破 | 0.997 3 | 爆破 | 0.965 5 | 爆破 |
| 38 | 爆破 | 0.004 3 | 地震 | 0.019 7 | 地震 |
| 误识数 | | | 3 | | 2 |

Pulli 和 Dysart (1990) 用神经网络方法来识别小区域的天然地震和采石场爆破事件. 所用资料为挪威的 NORESS 台阵所记录的 66 个事件, 其震级范围为 1.4~4.7, 大多数事件的震中距在 100 km 以内. 取用的 BP 神经网络结构为 3-8-2-2, 回溯性检验得到识别率为 100%; 当取一半样品训练网络, 而对另一半样品进行识别时, 识别率可达 80%. 比他们

用最线性分类器所得的识别率要高。

表 2 列出了本文的结果与 Dowla 和 Pulli 的结果。由于本文是单台的结果, 与他们所做单台结果做了比较。从表中可看到我们的结果要好一些。尤其是对 U 检验, Pulli 的识别率为 80%, 本文可达到 94.7%。

表 2 遗传 BP 网络、BP 网络与国外结果的比较

| 网络名称 | 网络结构 | 台站数 | 正确识别率 | |
|--------------------------------------|---------|------------|-------|------------|
| | | | C 检验 | U 检验 |
| 遗传 BP 网络(本文) | 42-5-1 | 单台 | 100% | 94.7% |
| BP 网络(本文) | 42-5-1 | 单台 | 100% | 92.1% |
| BP 网络(Dowla <i>et al.</i> , 1990) | 82-1-2 | 单台 4 个台 | | 93% 97% |
| BP 网络(Pulli, Dysart, 1990) | 3-8-2-2 | 单台 | 100% | 80% |

由此我们可以看到, 神经网络在对事件的识别中有其独特的优势, 可以提取出一般识别方法所不能得到的特征, 从而得到比一般识别方法更好的识别结果。

4.2 讨论

1) 爆破与天然地震震源性质是不相同的。爆破源是对称膨胀源, 天然地震源则是非对称剪切源。爆破多位于地表附近, 而地震大多发生于地下十几、几十公里处。这些决定了它们的波的频谱也不相同。通常, 爆破比天然地震高频成分多。因此, 频谱判据一直是识别地震与爆破的重要判据之一。

2) 遗传 BP 网络与 BP 网络的识别效果都很好, 其中, 遗传 BP 网络比 BP 网络对事件的识别能力略好些。由于遗传 BP 网络是在全局搜索寻找初值, 而 BP 网络是随机给出初值, 这可能会导致两种网络收敛到不同极值点。而遗传 BP 网络的全局性比 BP 网络的全局性要好些, 因此它的结果也就好些。当然, 也不排除当初值给的合适时, BP 网络与遗传 BP 网络收敛到同一极值点, 从而导致两者的识别效果一致。

5 结语

综上所述, 本文得到: ①将 BP 算法与遗传算法(GA)结合, 可以取长补短, 构造出遗传 BP 网络; ②GA-BP 算法可以限制初始权值的范围, 避免随机取值带来的速度慢、不收敛等现象, 可加快神经网络的收敛速度; ③遗传 BP 网络比 BP 网络对事件的识别能力要好一些; ④我们仅以事件的 P, S 波的 21 个采样点的对数谱振幅值作为特征输入, 就可得到较好、较稳定的识别结果。这说明神经网络在事件识别中具有强大的功能。

神经网络与遗传算法都是新兴的、现正在蓬勃发展的人工智能技术, 它们的结合也可以与生物系统更好地结合起来。目前这些应用尚处于初步阶段, 还需要进一步地研究与完善。

参 考 文 献

- 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 1996. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 433
- 韩志强, 王碧泉. 1997. 基于神经网络的强震中短期预测方法[J]. 地震学报, 19(4): 367~375
- 王碧泉, 陈祖荫. 1989. 模式识别——理论、方法和应用[M]. 北京: 地震出版社, 375
- 赵振宇, 徐用懋. 1996. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 广西: 广西科学技术出版社, 203
- Dowla F U, Taylor S R, Anderson R W. 1990. Seismic discrimination with artificial neural networks: preliminary results with regional spectral data[J]. *Bull Seism Soc Amer*, 80: 1 346~1 373
- Pulli J J, Dysart P S. 1990. An experiment in the use of trained neural networks for regional seismic event classification[J]. *Geophys Res Lett*, 17: 977~980

APPLICATION OF GENETIC BP NETWORK TO DISCRIMINATING EARTHQUAKES AND EXPLOSIONS

Bian Yinju

(*Institute of Geophysics, China Seismological Bureau, Beijing 100081, China*)

Abstract: In this paper, we develop GA-BP algorithm by combining Genetic algorithm with BP algorithm and establish genetic BP neural network. We also applied BP neural network based on BP algorithm and genetic BP neural network based on GA-BP algorithm to discriminate earthquakes and explosions. The obtained result shows that the discriminating performance of genetic BP network is slightly better than that of BP network.

Key words: artificial neural network; BP algorithm; Genetic algorithm