

文章编号: 1001-1455(2002)04-0353-05

中深孔爆破振动参数的 BP 神经网络预报*

沈蔚, 徐全军, 季茂荣, 龙源, 范磊

(解放军理工大学工程兵工程学院, 江苏 南京 210007)

摘要: 以某工程不同爆点不同监测点的爆破振动监测数据为背景, 在分析爆破振动主要影响因素的基础上, 建立了能同时对爆破振动速度峰值、振动主频率和振动的持续时间进行预报的 BP 神经网络模型。该模型的预报结果(爆破振动的幅值、振动主频率和振动持续时间)与实际监测结果基本吻合, 从而得到了该场地不同地质、地形情况下爆破振动预报的 BP 神经网络模型。

关键词: 爆破振动; BP 神经网络; 中深孔爆破

中图分类号: TD235.46 文献标识码: A

1 神经网络在爆破地震中的应用

近年来, 随着爆破环境的日益复杂, 爆破震动已位居爆破四大“公害”之首。为了控制爆破震动, 防止其对边坡、基础、新浇混凝土及其他建筑物、工程设施的破坏或潜在破坏, 加强了对爆破地震的研究。爆破地震的影响因素众多, 传播机理复杂, 传统的方法很难有较满意的预报。随着人工神经网络的日益发展和广泛应用, 它在爆破地震波形预报的作用也越来越引起爆破界同行的广泛重视。神经网络具有多输入、多输出的结构, 适用于多变量非线性系统的分析, 而且在训练范围内对未出现过的输入数据具有稳定的输出能力^[1-2]。神经网络的这些特点, 使它将成为爆破地震波形预报的有力工具, 本文中建立的模型试图同时对爆破振动速度峰值、主频和持续时间进行预报。

2 BP 神经网络模型

人工神经网络是对生物神经网络结构的模拟, 基本结构为神经元。神经元是多输入、单输出的神经处理单元, 且具有作用阈值。各输入值以一定的权值相加, 仅当各输入值的加权和大于神经元的作用阈值时, 神经元才会按某种响应函数输出一个值。这样神经元的输入值与输出值便具有非线性关系。大量的神经元通过可调的权值相互连接形成人工神经网络。通过选择不同的神经元响应函数以及神经元间不同的连接方式, 可以形成不同的神经网络结构。

在本文中采用的 BP 神经网络模型由输入层、隐含层和输出层三个神经元层次组成。各层次间的神经元之间形成全互连接, 各层内的神经元之间没有连接。其结构如图 1 所示。

设 p 表示当前的输入样本, o_{pi} 为从神经元 i 到神经元 j 的连接权, o_{pi} 为神经元的当前输入, o_{pj} 为其输出, 那么

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{pi} o_{pi} \quad (1)$$

$$o_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) \quad (2)$$

式中: f_j 为非线性可微非递减函数, 一般取为 S 形

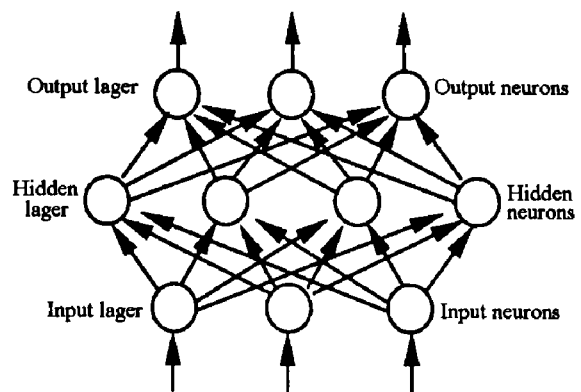


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 Structure diagram of BP neural network

* 收稿日期: 2001-10-28; 修回日期: 2002-03-13

作者简介: 沈蔚(1976—), 男, 硕士, 助教。

函数,如 $f_j(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x})$ 。

BP 神经网络实现的信息处理工作,从数学意义上就是利用映射训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k), \dots$, 实现从 n 维欧氏空间的一个子集 A 到 m 维欧氏空间子集 $f[A]$ 的映射,且存在以下定理:

Kolmogorov 定理 给定任一连续函数 $f: U^n \rightarrow R^m, f(x) = y, U \in [0, 1], f$ 可以精确地用一个三层前向网络实现,此网络的第一层(输入层)有 n 个处理单元,中间层有 $2n + 1$ 个处理单元,第三层(输出层)有 m 个处理单元。

BP 定理 给定任意 $\epsilon > 0$ 和任意 L_2 函数 $f: [0, 1]^n \rightarrow R^m$ 存在一个三层 BP 网络,它可在 ϵ 平方误差精度内逼近 f 。

因此, BP 神经网络完全胜任于完成爆破振动预报这样的影响因素多、机理复杂的工作。

如果把影响爆破地震波参数的所有因素作为输入层的单元,那么就会造成隐层单元的数目过多,使 BP 神经网络过于庞大,从而给训练带来困难。因此,有必要对这些因素进行甄别,去掉影响作用小的或重复的因素,只保留主要的因素。根据以前的研究,初步确定应包含在输入层中的参数有:总药量、最大段药量、段间起爆延迟时间、排距、测点到爆破区域中心的距离、相对高度和测点处的地质、地形条件。根据爆破振动参数预报的需要,输出层共有振动速度峰值、振动主频率和振动持续时间 3 个神经元。由 Kolmogorov 定理可以确定出隐层神经元数目为 15 个^[3-4]。

在应用时,首先应选择一组有足够容量的和代表性的测量记录作为该神经网络的训练样本,通过训练使该网络初步具备预报能力,然后另选择一组记录作为检验样本,对该神经网络的预报准确性进行检验。如果预报结果与检验样本的误差在可接受的范围内,则该网络可用于实际的参数预报,否则,应对网络结构调整或重新选择训练样本,再次进行训练、检验,直至预报结果与检验样本的误差足够小。

3 神经网络的训练和调整

用于神经网络训练的数据是从某核电站爆破施工场地上采集到的,共有 39 次爆破监测记录。在这些监测记录里,包含了不同的爆破设计参数和地震波传播条件。为了能够得到良好的输出结果,必须对这些数据进行预处理。因为:

(1)在输入参量中,含有不能用数值表示的参数(地质、地形条件)。对于这类参数,要采用合适的方法用数值来表示,这样才能将其作为一个参数加入神经网络。

(2)在输出的各参量中,没有必要采用过高的精度。对于振动最大幅值和振动的持续时间,分别采用 mm/s 和 s 为单位,只需要精确到小数点后一位。振动的主频(单位为 Hz)则只需要精确到个位。这样的精度,足以满足实际应用的需要。为了保证误差函数对于各输出的一致,对几个输出参量也需要进行一致性处理。

对数据进行预处理有以下几种方法:

(1)将不是数值的变量进行数值化。这里主要是爆破区域到测点之间的地质地形条件。要完整、准确地描述这些条件十分困难。因为在施工现场,爆破主要集中在几个主要的爆破区域内,位置变化不大,测点也相对固定,因此爆破区域到测点之间的地质地形条件可以用爆破区域与测点的组合来表示。结果列于表 1 中。

对于爆破中各段之间的延迟时间,由于延期雷管延迟时间不是等间距的,对于段数比较高的爆破,段与段之间的延迟时间不单一。目前在工地上使用的延期

表 1 地质、地形条件的数值化表示

Table 1 Numeric expression of geology and topography conditions

爆破区域	测点	测点数值
1、2 泵房	1、2 核岛	1
船山	1、2 核岛	2
船山	砼试验站	3
船山	东崖窝村	4

表 2 段间延迟时间的表示

Table 2 Expression of delay time

段数	间隔时间数值
< 6	1
6 ~ 10	2
> 10	3
复式起爆	4

雷管序列在低于 6 段时, 延迟时间差基本上为 25ms, 从 6 段到 10 段延迟时间差为 50ms, 而段数大于 10 段时, 工地上采用 10 段雷管与低段雷管接力的方法; 采用复式起爆网络时, 延期方式一般不变化, 可以用一种模式描述。因此对延迟时间的描述采用如表 2 的表示方式。

(2)对输出进行一致性处理。因为振动主频的精度要求为个位, 而振动主频和振动持续时间则要求精确到小数点后一位, 因此在训练样本中, 将频率数值除以 10, 从而使输出单元对误差的要求一致。

利用经过预处理的数据在计算机上对神经网络模型进行训练得到的结果如图 2。图中自上而下分别表示振动峰值、振动主频和振动持续时间的数据序列。每个图中, 带“×”的数据序列为实测数据, 带“○”的为神经网络的输出。由于吻合得非常好, 在图中几乎分辨不出这两个数据序列。

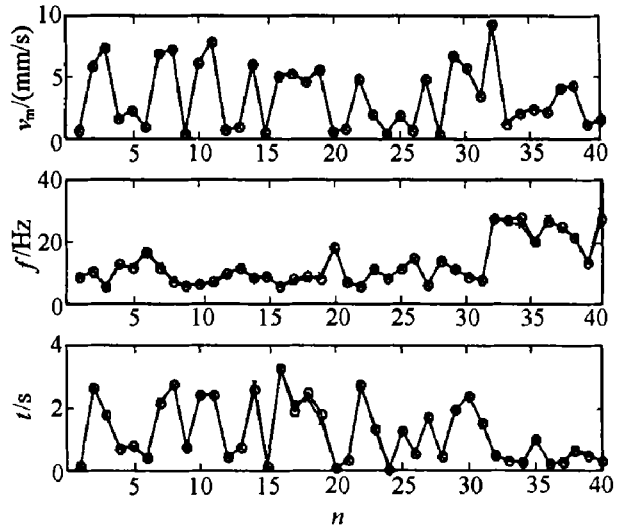


图 2 训练样本与 BP 神经网络的输出
Fig. 2 Training set and output of the BP neural network

4 神经网络预报能力的检验

神经网络训练完成以后, 需要对神经网络的预报能力进行检验。检验的方法是利用一组已知的数据集进行对比。为此从监测记录中选出一组不包含在训练集中的数据, 作为检验集。将检验集中的爆破设计参数和测点信息作为训练好的神经网络的输入, 输出的结果与实测的结果进行比较, 如果比较吻合, 则说明该神经网络的训练是成功的。

表 3 是检验的结果。图 3 为预报结果序列与实测数据序列曲线。以下结果为反复对神经网络训练五次后取平均相对误差之和最小的一次。

从图 3 和表 3 中的平均相对误差可以看出, 神经网络的预报结果不是很理想。出现这种情况的原因可能有: 输入参数不足或在输入参数中有不准确的描述; 训练集中的数据样本太小或存在一些测量误差大的数据; 检验集中数据测量误差大。

根据以上原因对神经网络进行检查, 发现对于间隔时间的数字化描述有可能过于粗糙, 但暂时又没

表 3 检验样本与神经网络的预报结果

Table 3 Test data-set and the predicted result of neural network

总药量 /kg	段药量/ kg	间隔 时间	排距 /m	高度 /m	距离 /m	测点	实测结果			预报结果		
							$v_m/(mm/s)$	f/Hz	t/s	$v_m/(mm/s)$	f/Hz	t/s
1282	200	2	2.2	10	193	1	2.06	38	0.6	2.26	27	0.7
336	110	2	1.7	10	110	1	6.48	21	0.3	4.79	21	0.7
5600	830	2	2.0	42	330	3	3.43	11	1.7	1.73	10	1.1
14450	900	3	2.5	44	650	2	1.65	11	0.4	1.48	16	1.0
12089	1080	2	3.8	44	530	4	8.64	8	1.2	6.59	8	2.2
4800	840	2	5.0	44	320	3	4.32	4	1.2	6.98	11	2.6
17064	984	3	4.8	120	445	3	8.26	7	3.4	6.58	10	2.6
20000	1000	3	4.5	21	460	2	1.65	11	0.8	2.23	12	0.9
700	200	1	2.0	10	175	1	4.32	30	0.2	5.60	23	0.8

有合适的方法对其进行更加详尽的描述;另外,由于在这里的工地上使用的延期雷管系列是固定的,装药分段起爆的模式也相差不大。因此,一旦总药量和最大段药量确定,各段之间的间隔时间也就随之确定了。据此对网络结构进行调整,将原网络输入中的间隔时间一项去掉。对调整后的神经网络进行训练,训练几次后取其中最好的一次。结果如表4和图4。

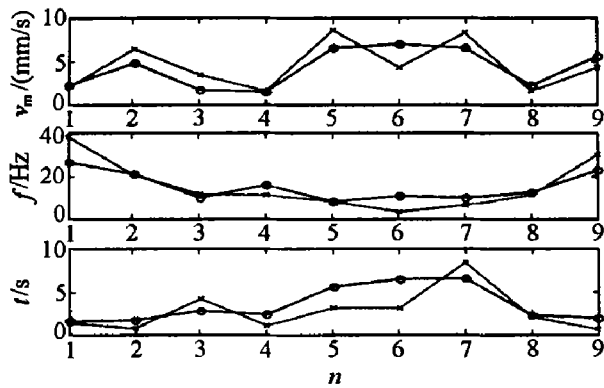


图3 BP网络的预报结果与实际值

Fig.3 Predicted results of the BP neural network and the measured values

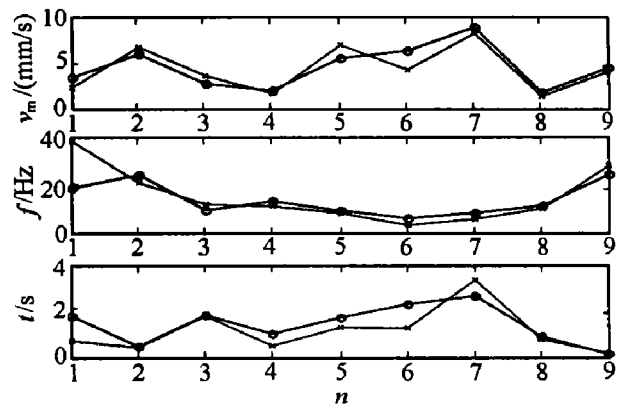


图4 调整后的BP网络的预报结果与实际值

Fig.4 Predicted results of the BP neural network after adjustment and the measured values

表4 调整后的预报结果

Table 4 Predicted values after adjustment

实测结果			预报结果			绝对误差		
$v_m/(mm/s)$	f/Hz	t/s	$v_m/(mm/s)$	f/Hz	t/s	$v_m/(mm/s)$	f/Hz	t/s
2.06	38	0.6	3.13	18	1.6	1.07	20	1.0
6.48	21	0.3	5.69	24	0.3	0.79	3	0
3.43	11	1.7	2.53	9	1.7	0.90	2	0
1.65	11	0.4	1.89	13	0.9	0.24	2	0.5
8.64	8	1.4	5.43	9	1.7	3.21	1	0.3
4.32	4	1.2	6.37	6	2.3	2.05	2	1.1
8.26	7	3.4	8.91	9	2.7	0.65	2	0.7
1.65	11	0.8	2.10	13	0.9	0.45	2	0.1
4.32	30	0.2	4.74	26	0.2	0.42	4	0

由表4和图4可见,调整后的网络预报结果比调整前有明显的提高,除了个别的持续时间偏差较大外,振动幅值和振动主频的预报结果与实测数据均比较接近。从表中可以看出,对于振动峰值和主频,除了个别预报值的绝对误差过大,其余的均小于或等于1mm/s和4Hz。在目前的工程应用中,这样的误差范围是可以接受的。对于爆破振动持续时间的预报,大部分误差在0.7s以内,也具有一定的参考价值。

5 结论

通过计算结果表明,在同一场地不同地质、地形条件下,利用神经网络对爆破振动参数实现全面的预报是完全可行的。与目前其他的预报方法相比较,神经网络预报法可以考虑众多的影响因素,可以同时预报爆破振动的速度峰值、振动主频率和振动持续时间,为事先估计爆破振动可能造成的危害提供更全面的依据。

参考文献:

- [1] Shimshoni Y. Classification of Seismic Signals by Integration Ensembles of Neural Network[R] . IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(5):1094-1101.
- [2] Bowman B C. Real-time Classification of Signals from Three-component Seismic Sensors using Neural Nets[R] . DE92014886, 1992.
- [3] 徐全军, 张庆明, 恽寿榕. 爆破地震峰值的神经网络预报模型[J] . 北京理工大学学报, 1998, 18(4):472-475.
XU Quan-jun, ZHANG Qing-ming, YUN Shou-rong. Neural Network Model for Forecasting Peak Acceleration of Blasting Vibration[J] . Journal of Beijing Institute of Technology, 1998, 18(4):472-475.
- [4] 程相君, 王春宁, 陈生潭. 神经网络原理及其应用[M] . 北京: 国防工业出版社, 1995.
CHENG Xiang-jun, WANG Chun-ning, CHEN Sheng-tan. The Principle and Application of Neural Network[M] . Beijing: National Defense Publication Company, 1995.

Using BP Artificial Neural Network to Predict Bench Blast Vibration Parameters

SHEN Wei, XU Quan-jun, JI Mao-rong, LONG Yuan, FAN Lei
(*Engineering Institute of Engineering Corps, PLA University of Science and Technology,
Nanjing 210007, Jiangsu, China*)

Abstract: On the basis of main factors analysis that affect blasting vibration in an engineering project, a BP neural network model was established to predict the peak value, main frequency and duration time of blasting vibration in several different sites. Vibration monitor records at the work sites were used as training set. The trained neural network can predict blast vibration parameters in accordance with monitor data.

Key words: blast vibration; BP neural network; bench blast