

文章编号: 1001-1455(2010)04-0401-06

逐孔起爆震动参数预报的 BP 神经网络模型*

段宝福, 张 猛, 李俊猛

(山东科技大学山东省土木工程防灾减灾重点实验室, 山东 青岛 266510)

摘要: 根据神经网络理论, 结合逐孔起爆技术的特点, 建立了爆破震动参数预报的 BP 网络模型。以某矿山深孔台阶爆破为例, 利用逐孔起爆过程中收集的原始资料和爆破震动监测数据, 对建立的 BP 网络模型进行了训练和应用。与实测值比较后发现, BP 网络模型的预报结果更接近实测值。

关键词: 爆炸力学; 预报模型; BP 神经网络; 爆破震动; 逐孔起爆

中图分类号: O389

国标学科代码: 130 · 3599

文献标志码: A

1 引言

影响爆破震动效果的因素主要有炸药、作用介质、爆破技术、地形条件等, 其中爆破技术是人们能够主动控制的最有效手段, 如微差爆破技术。利用毫秒雷管实现多排孔微差爆破, 对控制爆破地震波、空气冲击波、飞石等危害起到了很好的效果。随着爆破器材产品性能的改进, 特别是高精度毫秒雷管的出现, 使微差爆破技术得到进一步改进, 出现了一种能够改善爆破质量、有效控制震动的新技术——逐孔起爆技术。逐孔起爆技术发展很快, 近几年一些大的矿山和城市基础拆除中, 都陆续开始试用, 并取得了良好的爆破效果和经济效益。

由于震动危害逐渐显现, 人们在爆破方案设计时, 有必要对爆破震动进行计算或预报, 在爆破实施过程中, 大多要进行震动危害的监测。爆破地震的影响因素众多, 传播机理复杂, 采用工程爆破震动衰减规律或传统的经验公式进行计算时, 数据差异很大, 很难有较满意的预报结果。另外, 经验公式的选择与预测精度有直接关系, 对于较复杂的爆破方式, 经验公式及相关系数的确定更加困难。

随着人工神经网络的日益发展和广泛应用, 它在爆破参数预报方面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。由于传播介质的不确定性及影响震动传播因素的模糊性与人工神经网络的应用特性相符, 本文中将以逐孔起爆技术为主, 利用神经网络理论, 建立爆破震动参数的预报模型。

2 BP 网络理论

神经网络是高度非线性的动力学系统。虽然每个神经元的结构和功能十分简单, 但大量神经元构成的网络系统的行为却是极其丰富和复杂的^[1]。它具有自适应过程和学习过程, 根据网络训练样本的数据寻找系统输入和输出的定量表达关系, 从而完成系统预测。

BP 网络是由非线性变换单元组成的具有反向传播功能的前馈网络, 是最常用的一种神经网络模型。它不仅有输入层节点、输出层节点, 而且有隐层节点(可以是 1 层或多层)。

BP 网络算法是一种建立在梯度下降法基础上的自学习算法, 典型的 BP 网络结构如图 1 所示。输入信息从输入层经隐层单元处理, 并传向输出层, 每 1 层神经元的状态只影响下 1 层神经元的状态^[2-3]。如果在输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各

* 收稿日期: 2009-04-28; 修回日期: 2010-01-28

作者简介: 段宝福(1972—), 男, 博士, 副教授。

层神经元权值,使得误差信号最小^[4]。

设网络有 P 个输入样本,输入信息向量为 \mathbf{X}^k ,期望输出信息向量 $\mathbf{T}^k (k=1, 2, \dots, P)$ 。那么 BP 网络的算法步骤可描述如下^[5-6]：

- (1) 将网络初始化,给连接权和阈值随机赋初值。
- (2) 输入学习样本,并计算各层输入、输出

$$u_j^k = \sum_i W_{ij} o_i^k - \theta_j \quad (1)$$

$$o_j^k = f(u_j^k) = f\left(\sum_i W_{ij} o_i^k - \theta_j\right) \quad (2)$$

式中: W_{ij} 为节点 i 与节点 j 之间的连接权, i 为上 1 层节点, j 为与 i 相邻的下 1 层节点; θ_j 为节点 j 的阈值; f 为节点作用函数,可以是 S 型非线性函数,也可以是线性函数。

- (3) 计算网络总误差

$$E = \sum_{k=1}^P E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \sum_{i=1}^n (t_i^k - y_i^k)^2 \quad (3)$$

如总误差 $E \geq e$ 或个体误差 $|t_i^k - y_i^k| \geq e$, 转到步骤(4); 否则说明满足要求,网络输出。

- (4) 计算各层梯度修正误差,然后修正权值

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial u_j^k} \frac{\partial u_j^k}{\partial W_{ij}} \quad (4)$$

$$W_{ij}^{(c+1)} = W_{ij}^{(c)} + \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = W_{ij}^{(c)} + \eta \sum_{k=1}^P \delta_j^k o_i^k \quad (5)$$

式中: η 为学习步长; δ_j^k 为梯度修正误差, $\delta_j^k = \partial E_k / \partial u_j^k$; c 为迭代系数。

3 BP 网络预报模型的建立

3.1 输入层节点的确定

将震动影响因素作为网络输入层节点,爆破震动参数作为网络输出层节点,在网络的输入层与输出层之间确定合理的中间层节点(隐层节点)与连接权,就可以建立起爆破震动预报的 BP 网络模型。

对逐孔起爆来说,由于微差段别丰富,爆破震动的影响因素比传统微差爆破更复杂,可以从 3 个方面来考虑:介质因素、爆源因素和测点因素。

介质因素直接影响到地震波的传播与衰减,如介质构造、介质特性等,从现场取得介质的特性参数比较复杂。利用经验公式预报震动参数时,必须考虑介质因素,而利用神经网络模型时,可以随爆破介质的特性变化,通过加强模型的训练,消除介质的影响。也就是说,在爆破介质特性比较相近的区域,神经网络模型通过一定规模的训练后,可以准确地得到目标信息;一旦介质特性发生变化,就需要对模型重新进行相应介质的训练,然后才能进行预报。因此,建立神经网络模型时,可以不考虑爆破介质因素。但是,在介质特性变化较明显的爆破区域,模型就需要训练后才能预报。

爆源因素对震动参数起着决定性的影响,如炸药量、药包位置、起爆时间等。逐孔起爆中,每孔药量不一定全部相同,如果爆破规模较大,统计所有的炮孔药量也比较繁琐。结合工程实践经验,可以考虑一些比较典型的、对震动参数起主要影响的药包来建立模型。通过对逐孔起爆作用机理的分析,在建立本模型时,主要考虑距测点的最近装药量、最大装药量和总装药量这 3 个炸药量参数。药包位置可以通过测点与药包的高差反映,根据理论和实际经验,在这里需要考虑最近药包高差、最大药包高差和平均高差 3 个位置参数。起爆时间除考虑最近药包起爆时间和最大药包起爆时间外,还需考虑炮孔间微差时间。高精度毫秒雷管的使用,使逐孔起爆孔间微差时间的设计更加自由,不同场合的设计,孔间微差时间也不确定,可以有多个孔间微差时间,为了方便,考虑孔间最短微差时间和孔间最长微差时间 2 个

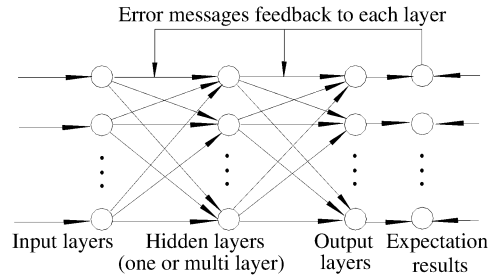


图 1 BP 网络结构示意图

Fig. 1 The sketch map of BP net

因素。

测点因素主要考虑测点到爆区的相对距离,结合震动波传播的理论和实际经验,重点考虑最近药包距离和最大药包距离 2 个参数。

综上所述,在建立 BP 网络预报模型时,需要考虑的震动影响因素为:最近装药量 q_1 、最大装药量 q_2 、总装药量 Q 、最近药包高差 h_1 、最大药包高差 h_2 、平均高差 \bar{h} 、最近药包起爆时间 t_1 、最大药包起爆时间 t_2 、孔间最短微差时间 t_3 、孔间最长微差时间 t_4 、最近药包距离 l_1 和最大药包距离 l_2 ,共 12 个影响因素,也就是为模型的输入层确定了 12 个节点。

3.2 输出层节点的确定

不论何种类型的爆破,以往的爆破安全规程中,大多是以震动速度作为爆破安全的评价指标。近年来,许多学者对爆破震动的安全评价问题展开了深入的研究,几乎一致认为仅用震动速度来衡量爆破安全是不完善的。研究成果显示,用震速幅值、震动主频、震动持续时间等指标综合评价爆破震动安全,比用单一评价指标更加合理和准确。因此,在建立 BP 网络预报模型时,紧紧围绕上面 3 个震动参数展开研究,也就是说,模型的输出层有 3 个节点:震速幅值 v 、震动主频 f 和震动持续时间 t 。

3.3 隐层节点的确定

在一定范围内,用含有 1 个隐层的 BP 网络可以完成任意 n 维到 m 维的映射^[3]。所以,建立逐孔起爆震动参数预报模型的时候,选用含有 1 个隐层的 BP 网络。

隐层节点的数目没有理论上的计算公式,只能根据经验公式来选取^[3],常用的隐层节点经验计算公式有

$$n = \sqrt{m + l} + a \quad (6)$$

$$n = 2m + 1 \quad (7)$$

式中: n 为隐层节点的数目; m 为爆破震动的影响因素个数,即输入层节点的数目; l 为需要预报的震动参数个数,即输出层节点数目; a 为 1~10 之间的常数。

隐层节点数越多,网络的预报效果越好,但是,隐层节点数过多,就会大大增加模型的计算量,严重影响网络的收敛速度^[4]。因此,需要在保证预报效果的同时,尽量减少隐层节点数。隐层节点的数目一般不少于输入层和输出层的节点数^[5]。经过经验公式的对比分析,按式(7)取隐层节点数为 25。

至此,模型的结构已经确定,它是一个 3 层 BP 网络模型,包含 12 个输入节点、3 个输出节点和 25 个用来保证网络计算精度的隐层节点。

很显然,模型输入层与隐层的连接权是一个 12×25 阶矩阵,隐层与输出层的连接权是一个含有 25×3 阶矩阵。

4 BP 网络模型的训练与应用

4.1 模型训练

预报模型的基本结构已经确定,只要选择训练样本,就可以根据模型的结构和算法进行训练。训练样本越多,模型的预报精度也越高。

根据逐孔起爆技术在内蒙某矿山深孔台阶爆破中的实验应用情况,选择了 20 套数据作为模型的训练样本,见表 1。表中数据来自深孔台阶爆破,为便于测量,爆源与测点高差指的是爆源对应的炮孔孔口与测点的高差。前 10 条数据的测点在台阶下面布置,台阶高度 12 m;后 10 条数据的测点在爆区所在台阶上。

利用 Matlab 神经网络工具箱对模型的训练、预测进行了相应的编程计算,由于模型的输出是任意数值,因此输出层的节点作用函数选用线性函数,隐层的节点作用函数选用 S 型非线性函数。由于各输入节点的取值范围相差很大,为了减少计算次数、保证算法的收敛性,在计算前对输入数据和期望目标输出均做了预处理,使各节点的输入值相差不致太大。

训练时模型精度取 0.001,学习步长选 0.05。经过上万次迭代后,精度达到要求,训练完毕。此时,

模型各节点的连接权值已确定,可以随时进行同类型样本的预测。

表 1 模型训练样本

Table 1 The training samples of BP model

样本 编号	装药量			爆源与测点高差			微差时间				测点距离			模型目标输出	
	q_1/kg	q_2/kg	Q/t	h_1/m	h_2/m	\bar{h}/m	t_1/ms	t_2/ms	t_3/ms	t_4/ms	l_1/m	l_2/m	$v/(\text{cm/s})f/\text{Hz}$	t/s	
1	108	120	6.84	12.6	12.5	12.0	17	289	17	42	250	280	1.60	64.96	1.27
2	98	120	10.90	12.3	13.5	12.6	17	221	8	17	320	356	1.19	47.28	2.02
3	82	108	9.50	12.7	13.2	12.3	51	221	8	17	260	290	1.47	39.22	1.76
4	98	108	10.30	12.3	13.3	12.4	34	272	8	17	290	314	1.33	60.56	1.91
5	86	108	5.82	12.2	12.3	12.2	34	238	17	42	260	296	1.43	57.80	1.08
6	102	114	10.80	12.3	11.8	11.6	34	221	8	42	320	344	1.21	62.64	2.00
7	102	108	10.50	12.6	12.6	11.9	34	306	8	17	360	384	1.03	36.47	1.94
8	96	108	6.12	12.6	12.9	12.6	51	272	17	42	260	290	1.47	65.12	1.13
9	106	98	10.20	12.1	12.9	12.3	51	255	8	42	330	354	1.10	39.64	1.89
10	96	98	9.70	12.4	12.0	11.6	51	221	8	17	290	320	1.25	41.24	1.80
11	98	108	6.18	1.2	2.3	1.9	0	289	17	17	128	158	3.14	43.91	1.14
12	98	108	10.30	0.1	1.1	0.6	0	221	8	17	116	140	3.65	68.64	1.91
13	102	102	6.12	1.0	1.5	0.8	0	238	17	17	160	190	2.43	58.27	1.13
14	108	102	6.30	1.4	1.1	1.9	17	238	17	42	129	159	3.04	66.40	1.17
15	108	120	11.40	1.1	1.4	0.8	34	204	8	17	120	144	3.68	30.68	2.11
16	98	120	6.54	1.8	1.9	1.3	34	272	17	17	125	155	3.36	39.40	1.21
17	104	120	11.20	1.3	2.4	1.5	34	221	8	17	108	138	3.89	48.07	2.07
18	104	114	10.90	1.7	2.0	1.9	51	204	8	17	131	155	3.29	61.21	2.02
19	86	114	8.00	0.6	0.7	0.5	51	323	17	17	130	160	3.16	59.52	1.48
20	102	114	6.48	0.9	2.1	1.4	34	306	17	17	110	140	3.74	31.54	1.20

4.2 模型应用

按训练完毕的 BP 预报模型输入节点要求,选择训练样本以外的现场实验数据,输入模型就可以进行爆破震动参数的预报。

随机选择了 10 套与训练样本相似的数据,输入训练完毕的模型进行计算,得到的模型预报结果见表 2。

从模型的建立、训练和应用可以看出,利用 BP 网络预报爆破震动参数,最关键的还是训练,模型的训练需要选择合适的算法,并占用一定的计算时间。模型输入因素和输出参数越多,计算量也越大,也越难保证算法的收敛性。模型训练前的预处理,对算法收敛和预报结果的精确度都很重要。

表 2 BP 网络模型预报结果

Table 2 The forecast results of BP model

样本 编号	装药量			爆源与测点高差			微差时间				测点距离			模型目标输出	
	q_1/kg	q_2/kg	Q/t	h_1/m	h_2/m	\bar{h}/m	t_1/ms	t_2/ms	t_3/ms	t_4/ms	l_1/m	l_2/m	$v/(\text{cm/s})f/\text{Hz}$	t/s	
1	96	120	10.2	11.4	12.3	11.5	51	221	8	17	420	470	0.81	54.13	1.89
2	84	120	10.8	12.2	12.7	12.4	68	238	8	17	400	445	0.86	41.27	2.00
3	78	112	10.5	12.2	12.6	12.3	68	221	8	17	420	470	0.78	35.45	1.94
4	84	114	10.5	11.8	12.6	12.1	85	238	17	17	320	360	1.10	53.27	1.94
5	98	120	8.4	12.4	12.6	12.1	85	340	17	17	345	385	1.03	47.86	1.56
6	72	108	8.7	12.8	12.2	12.2	34	204	17	42	380	430	0.86	68.79	1.61
7	78	108	8.1	11.3	12.4	11.9	34	221	8	42	330	370	1.04	36.30	1.50
8	102	120	8.4	12.3	12.5	12.4	17	323	8	42	310	350	1.17	47.22	1.56
9	84	108	10.2	12.5	13.0	12.6	51	238	8	17	320	365	1.06	64.54	1.89

10 86 120 7.8 12.2 12.2 12.2 51 306 8 17 330 370 1.09 66.37 1.44

5 BP 网络模型预报效果的对比与分析

在爆破震动安全问题上,已积累了丰硕的成果。用于描述震动参数与影响因素相互关系的经验公式大多用药量和爆心距来描述震动参数。目前应用最多的是 M. A. 萨道夫斯基提出的震动最大速度的经验公式

$$v = K \left(\frac{Q^{1/3}}{R} \right)^\alpha \tag{8}$$

式中: v 为震动最大速度; K 、 α 为与地形、地质条件相关的系数,由实验确定; Q 为药量; R 为爆心距。

通过将模型预报结果、经验公式计算结果与现场实测结果进行对比分析,可评价模型的预报效果。表 3 给出了现场实验过程中的 10 套监测数据,分别用 BP 网络模型和经验公式对震动参数进行了计算。表中, ϵ_v 、 ϵ_f 和 ϵ_t 分别为震速幅值、震动主频和震动持续时间的相对误差。

表 3 预报结果与实测数据的对比

Table 3 The forecast results compared with the actual data

样本 编号	现场实测结果			BP 网络模型预报结果						经验公式计算结果	
	$v/(cm/s)$	f/Hz	t/s	$v/(cm/s)$	$\epsilon_v/\%$	f/Hz	$\epsilon_f/\%$	t/s	$\epsilon_t/\%$	$v/(cm/s)$	$\epsilon_v/\%$
1	0.75	55.74	1.60	0.81	8.0	54.13	2.9	1.89	18.1	0.86	14.7
2	0.84	41.85	2.20	0.86	2.4	41.27	1.4	2.00	9.1	0.43	48.8
3	0.69	32.65	1.96	0.78	13.0	35.45	8.6	1.94	1.0	0.54	21.7
4	1.30	45.06	1.88	1.10	15.4	53.27	18.2	1.94	3.2	0.59	54.6
5	0.97	57.16	1.75	1.03	6.2	47.86	16.3	1.56	10.9	0.13	86.6
6	0.98	74.08	1.78	0.86	12.2	68.79	7.1	1.61	9.6	0.38	61.2
7	1.03	37.90	1.76	1.04	1.0	36.30	4.2	1.50	14.8	0.91	11.7
8	1.27	52.70	1.91	1.17	7.9	47.22	10.4	1.56	18.3	2.00	57.5
9	1.21	71.31	2.12	1.06	12.4	64.54	9.5	1.89	10.8	0.54	55.4
10	1.22	73.09	1.28	1.09	10.7	66.37	9.2	1.44	12.5	0.18	85.2

从预报参数来看,对所有能够描述爆破震动并能监测到结果的参数,BP 网络模型均可进行预报;而经验公式只能对震动速度(位移)幅值进行预报。BP 网络模型的预报结果与实测结果的相对误差要明显小于经验公式。在选取的 10 个样本中,经验公式预报的震动速度幅值相对误差高达 86.6%,而 BP 网络模型预报的相对误差控制在 18.3%以内。

由样本序列曲线(如图 2 所示),经验公式预报结果明显远离实测结果,而 BP 网络预报结果更接近实测值,序列曲线也基本符合实测结果的分布趋势。

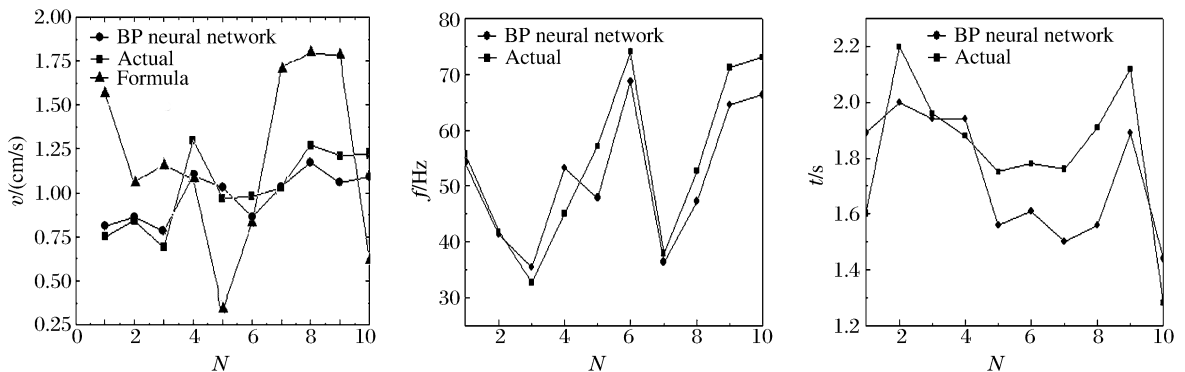


图 2 震动参数预报结果与实测值

Fig. 2 The forecast results and actual values of the vibrating parameters

6 结 论

爆破震动作用机理极其复杂,难以用理论模型表述,利用神经网络的高度非线性特点,可以很好地解决这一难题,充分显示了神经网络理论的优越性。计算与分析结果表明,用BP网络模型预报各种地质条件下的爆破震动参数比经验公式更加准确,考虑的影响因素和预报的参数也更加全面,这是传统数学模型和经验公式均不能够做到的。BP网络模型经过训练后,应用非常方便、灵活,可以通过改变模型的部分影响因素,实现多种情况下的震动参数预报。

BP网络模型在应用前需要进行训练,参与训练的样本越多,预报结果准确性越高。这需要根据模型考虑的震动影响因素,收集一定数量的原始数据和现场监测结果,才能保证预报模型的准确性。

参考文献:

- [1] 张承福. 神经网络系统[J]. 力学进展, 1988, 18(2):145-159.
ZHANG Cheng-fu. Neural network systems[J]. Advances in Mechanics, 1988, 18(2):145-159.
- [2] Rumelhart D E, Williams R J. Learning representation by back-propagation errors[J]. Nature, 1986:533-536.
- [3] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1992:43-60.
- [4] DUAN Bao-fu, WANG Xu-guang, SONG Jin-quan. An optimizing selection model in preparation of PEE[J]. Journal of Beijing University of Science and Technology, 2004, 11(1):1-4.
- [5] Young M T, Blanchard S M, White M W, et al. Neural networks with robust backpropagation learning algorithm [J]. Computers and Biomedical Research, 2000, 33(1):43-58.
- [6] 段宝福, 汪旭光, 宋锦泉. 乳化粉状炸药制备的优选BP网络模型[J]. 爆炸与冲击, 2003, 23(5):430-435.
DUAN Bao-fu, WANG Xu-guang, SONG Jin-quan. A BP net model of optimizing selection for preparation of powdery emulsion explosives[J]. Explosion and Shock Waves, 2003, 23(5):430-435.

A BP neural network model for forecasting of vibration parameters from hole-by-hole detonation*

DUAN Bao-fu, ZHANG Meng, LI Jun-meng

(Shandong Provincial Key Laboratory of Civil Engineering Disaster Prevention and Mitigation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266510, Shandong, China)

Abstract: By combining the neural network theory and the hole-by-hole detonation technique, a back-propagation (BP) network model was established for the forecast of blasting vibration parameters. The deep-hole stair blasting in a mine was taken as the experimental object to train the established model by using the raw information and the monitoring data collected in the hole-by-hole detonation process. And the vibration parameters were computed by applying the empirical formula and the BP network model, respectively. Comparison between the computed results and the measured values show that the forecast data by the BP model are closer to the actual values than those by the empirical formula.

Key words: mechanics of explosion; forecast model; BP neural network; blasting vibration; hole-by-hole detonation

* Received 28 April 2009; Revised 28 January 2010

Corresponding author: DUAN Bao-fu, duanbaofu@126.com