

爆破地震峰值预报神经网络研究^{*}

徐全军^a 刘 强^a 聂渝军^a 张庆明^b 恽寿榕^b

(a. 工程兵工程学院 南京 210007) (b. 北京理工大学 北京 100081)

摘要 在分析某核电站一期地面爆破振动监测结果的基础上,用神经网络理论建立了爆破振动加速度峰值的预报模型,提出了神经网络模型预报加速度峰值的方法。将神经网络模型预报的结果与传统方法(经验公式法)预报的结果相比,前者的预报结果有明显的改善。

关键词 爆破振动 神经网络模型 预报

中图法分类号 TD236

1 引 言

进行爆破作业时,周围常会有易受振动损坏的保护目标。为了使爆破振动控制在目标能承受的振动范围内,设计时首先对目标处产生的振动进行预报。预报的结果关系到目标物的安全和爆破成本,因而受到人们的重视。人们在探索爆破振动的衰减规律方面虽做了大量的工作,但由于爆破机理及爆破振动传播的地质条件的复杂性,目前采用经验公式方法(如萨道夫斯基经验公式等)的振动预报结果并不理想。

近年来,在研究炸药与岩石相互作用方面取得了许多成果,有关这方面的软件提供的炸药与岩石间相互作用的模型帮助爆破工作者在爆破设计和控制上得到了改进,但对于地震波这种既涉及炸药与岩石相互作用又牵涉到波在地层中传播的问题,应用这种软件至今未取得好的效果。然而,联系爆破效果与其影响的各变量之间复杂关系的更为有效的一种新方法,模拟人脑神经原和大脑之间信息传递的新的计算机编程技术——神经网络模拟方法^[1],在许多领域已有应用。如地下油田的定位以及确定气田的蕴藏量等。神经网络模拟在爆破上的应用虽刚起步,但存在着巨大的潜力。

我们将神经网络 BP 模型引入了深孔爆破地震波加速度峰值的预报中,进行了一些探索工作,并取得了较好的结果。

2 人工神经网络原理及 BP 网络模型

2.1 人工神经网络原理

人工神经网络采用物理上可实现的系统来模仿人脑神经细胞的结构和功能系统^[2]。神经原通过细胞膜与外界隔离,当外界的刺激或其他神经原传递来的电脉冲引起突触处的膜电位变化并超过一定阈值时,神经原产生兴奋并输出电脉冲。根据外界刺激的不同,神经原处于兴奋和抑制二种不同的状态,神经原通过脉冲的相互传递实现信息的处理和交流。人工神经元

* 徐全军:男,1966年2月生,博士,讲师。

1998-08-20 收到原稿,1998-12-16 收到修改稿。

就是模拟神经原的一种物理模型。

2.2 前馈式网络模型及 BP 算法

单个神经元只能处理或存贮很简单的信息,当各个神经元之间通过互连模式形成一个网络时,大量的神经元所构成的网络系统的行为是丰富多采和十分复杂的。网络系统是一个高度复杂的非线性动力学系统,具有高维性、广泛连续性以及自适应性或自组织性等特点^[2]。前馈神经网络中神经元分层排列,每个神经元只与前一层神经元相连,最上层为输出层,中间为隐层,最下层为输入层。图 1 为三层 BP 网络示意图。图中小圈表示神经元, x_1, x_2, \dots, x_n

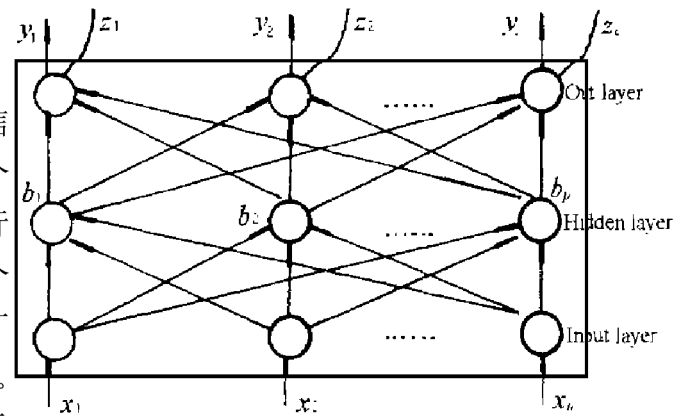


图 1 三层 BP 网络示意图

Fig.1 Three layer BP network sketch

为输入信号, y_1, y_2, \dots, y_i 为输出信号, z_1, z_2, \dots, z_a 为教师信号也叫目标输出。方框以外部分为神经网络环境,神经网络从环境中接收信息,对信息加工处理又返回到其所处的环境中去。

2.3 BP 学习算法

整个网络学习过程分两个阶段:第一阶段是从网络的底部向上进行计算,如果网络结构和权已设定,输入已知样本,计算每一层的神经元输出;第二阶段是对权和阈值进行修改,从最高层向下进行计算与修改。两个过程反复交替,直至收敛为止,这里所谓的收敛是指训练误差 ϵ 小于给定值^[3]。

输入的神经元可根据求解问题和数据的表示方式而定,当问题确定后,则输入、输出层的单元数就可确定,在设计中应注意尽可能减小系统规模,使学习和系统的复杂性降低^[4]。

3 网络参数的设计与构造

设计与构造神经网络模型是神经网络理论实现爆破振动峰值预报的重要一步。主要有三项内容:输入输出参量的确定、隐层神经元个数的确定和输出参量形式的确定。

3.1 输入参量的确定

对输入参量的选择必须考虑对输出有影响的主要因素,参量选多了或少了就会影响输出结果的收敛或占用更多的机时,所以不应盲目选取。爆破振动既涉及炸药与岩石的相互作用,又牵涉到地震波在地层中的传播,影响因素非常多。通常考虑的因素有:自然因素如岩石的类型、节理、地下水位、是否有地质构造或地面土层的厚度等;爆破设计因素如炸药的种类、网孔参数、孔径、堵塞长度、临空面数目、段药量和段间隔时间、测点距离以及总药量等。如果将这些因素都考虑在内,将是一个非常大的网络结构。因此,应根据具体问题抓住主要影响因素作为输入参量,从而使模型得到实现。下面以某工程为例进行爆破地震主要影响因素的分析和选择。

工程中,测点与爆破位置相距 800 ~ 1200m,段药量为约 150kg。测点和爆破位置相对较远。如将深孔爆破视为炸药的能量输出过程,那么爆破振动与时间有关。考虑深孔爆破的各种情况,选择以下六个参量作为影响爆破振动幅值的主要因素:段药量、总药量、段间隔、测点与爆点的距离、高差、爆破持续时间。

3.2 输出参量的确定

输出参量根据工程要求确定,核电站的运行安全是以地面爆破振动加速度峰值为指标进行控制的,因此在模型中以加速度峰值作为目标输出参量。由于测点处加速度为矢量,有三个方向,而模型的对应空间中要求目标输出量是个标量^[5],经过神经网络训练试验发现同时考虑三个方向的训练结果收敛性差,因此对三个方向分别进行预报。

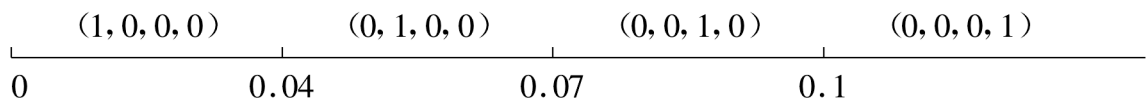
3.3 输出模式的确定

BP网络的输入输出层数根据使用者的要求设计。将BP网络用作分类器,其输出类别数为 m 个,那么输出取 m 个神经元,其训练样本集中的 x 属于第 j 类,要求输出

$$y = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T \quad (1)$$

即第 j 个输出为1,其它输出为0。因而,对于一个 n 维输入 $x \in R^n$ 进行分类映射 $\rightarrow y \in R^m$,满足 $y_l = 1$ 时, x^{p_1} 属于 l 类;满足 $y_l = 0$ 时, x^{p_1} 不属于 l 类。

由于爆破工点的爆破振动峰值较小,大部份炮次加速度峰值小于 0.1m/s^2 ,将之分成四部分已能满足预报精度。如某次爆破振动加速度峰值在 $0.07 \sim 0.1\text{m/s}^2$ 之间则用 $(1, 0, 0, 0)$ 来表示。至于分类的规则目前没有理论指导,主要根据工程的要求和训练误差等综合确定。爆破工点爆破网络输出模式为



3.4 隐层和初始值的选取

3.4.1 隐层个数确定

Kolmogorov映射神经网络存在定理表明^[6],对任一连续函数或映射 $f: E^m \rightarrow R^n, f(x) = y$,这里 E 是单位闭区间 $[0, 1]$, f 可以精确地由一个三层神经网络实现,此神经网络的第一层有 m 个神经元,隐含层有 $(2m+1)$ 个神经元,输出层有 n 个神经元。因此对于工程的振动峰值进行神经网络训练及预报时,爆破工点的垂向和径向网络结构为 $6-13-4$ 。但经训练后发现,模型中隐层取18较为合适。即在神经网络模型中第一层(输入层)有6个神经元,第二层(隐层)有18个神经元,第三层(输出层)有4个神经元。

3.4.2 初始值的选取

由于BP网络系统是非线性的,初始权值对于学习是否到达局部最小和是否能收敛的关系很大,一个重要的要求是希望初始的权值在输入累加时使每个神经元的状态接近零,这样可以保证一开始不落在对网络收敛不利的区域上。权的取值应是随机数且应较小,这样可以使每个神经元在初始时在转换函数值最大的地方^[7]。另外由于输入参数的量纲不统一,应进行标准化处理,其公式为

$$x_i^* = \frac{x_i - E(x_i)}{\sqrt{D(x_i)}} \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

式中: x_i 为某参数的输入样本, $E(x_i)$ 为样本均值, $D(x_i)$ 为样本方差。

4 神经网络模型的工程应用

以爆破工点垂直向的数据为例,其结果见表1。假如用前三炮来预报第四炮,用前四炮来预报第五炮,就这样进行下去。表中也列出了50个炮次的训练结果。

表 1 爆破振动垂向加速度峰值神经网络训练和预报结果

Table 1 Neural network training and predicting results
for vertical peak particle acceleration of blast vibration

段药量 /kg	总药量 /kg	距离 /m	高程 /m	持续时间 /s	段间隔 /s	训 练 结 果				预 报 结 果			
1050	4200	1000	30	575	75	0.880	0.056	0.037	0				
1200	5275	1200	52	500	100	0.001	0.999	0	0				
893	5185	800	30	750	175	0	0.038	0.953	0				
840	3335	850	40	650	75	0.951	0.055	0.042	0				
520	2645	650	20	275	25	0	0.016	0.002	0.985				
640	3845	950	40	700	175	0.001	0.936	0.019	0				
616	3635	950	30	849	75	0.004	0.053	0.935	0				
612	4855	800	30	825	100	0.003	0.014	0.967	0.008				
480	3220	1050	40	375	50	0	0.999	0.018	0				
540	2500	750	20	725	75	0	0.040	0.006	0.964				
500	2950	850	30	825	75	0	0.997	0.007	0.004				
840	4786	1100	40	650	75	0.903	0.064	0.042	0				
816	3615	920	30	725	50	0.021	0.034	0.953	0.001				
684	3649	900	30	675	300	0	0.065	0.967	0				
1050	5191	1200	40	800	100	0.041	0.970	0.001	0				
654	2031	750	20	450	150	0	0.990	0.001	0				
660	3997	920	30	750	50	0	0.919	0.063	0.010				
792	3760	1050	40	800	100	0.990	0.018	0.039	0				
1250	3967	850	20	600	100	0.063	0.970	0	0				
940	5148	950	30	825	100	0.033	0	0.999	0.001				
672	4731	1050	40	500	75	0.056	0.026	0.974	0				
517	3320	1000	40	400	75	0	0.999	0.004	0				
640	3400	950	30	550	75	0.001	0.999	0.013	0				
750	4964	800	20	550	75	0	0.005	0.022	0.972				
676	3810	730	20	550	75	0.009	0.003	0.025	0.970				
782	4988	900	30	399	50	0	0.982	0.016	0.035				
636	3664	1030	40	475	75	0.026	0.988	0.010	0				
644	3564	1000	40	450	75	0.002	0.999	0	0	0.15	0.61	0.21	0.03
882	4446	900	20	700	50	0.008	0.007	0.074	0.930	0.03	0.11	0.08	0.78
800	3657	950	30	650	175	0.003	0.939	0.048	0	0.07	0.79	0.10	0.04
1025	5926	1130	40	650	75	0.018	0.989	0.001	0	0.01	0.97	0	0.02
1113	4889	1000	20	350	25	0.007	0.013	0.055	0.911	0.01	0.04	0.05	0.90
848	4825	950	30	225	25	0	0.999	0.003	0.022	0.01	0.82	0.10	0.07
1129	6092	1200	40	450	25	0.001	0.999	0	0	0.02	0.91	0.05	0.02
780	4700	900	20	525	25	0	0.005	0.035	0.988	0	0.03	0.02	0.95
850	5056	960	40	300	25	0	0.999	0	0.001	0.01	0.93	0.03	0.03
705	4296	850	20	225	25	0	0.028	0.012	0.964	0	0.05	0.12	0.83
966	3086	1000	40	600	75	0.076	0.991	0	0	0	0.95	0.01	0.04
860	4090	1100	40	450	50	0.038	0.953	0.001	0	0.02	0.93	0.04	0.01
950	4601	950	30	525	50	0.061	0.015	0.946	0	0.07	0.03	0.89	0.01
950	4396	930	20	500	50	0.003	0	0.891	0.116	0.02	0.01	0.85	0.12
504	2178	1150	40	425	50	0.018	0.999	0	0	0	0.96	0.02	0.02
1352	6254	950	30	525	50	0.017	0.953	0.008	0.006	0.01	0.90	0.05	0.04
624	3834	850	30	700	150	0.001	0.957	0.021	0	0.01	0.92	0.03	0.04
825	4300	800	40	800	50	0.015	0	0.999	0.001	0.02	0.96	0.01	0.01
1150	6620	1000	30	700	150	0	0.965	0.002	0	0.02	0.89	0.05	0.04
1120	6920	1100	40	850	75	0.049	0.001	0.948	0.026	0.03	0	0.91	0.06
1210	6670	850	20	350	75	0	0.047	0.045	0.994	0.01	0.01	0.02	0.96
1712	6070	900	30	650	125	0.031	0.998	0	0	0	0.97	0.01	0.02
1276	7020	930	30	650	100	0	0.958	0.002	0.025	0.02	0.94	0.03	0.01

因 28 炮以前的预报结果不很理想, 时好时差, 表中未列出。28 炮以后的预报结果较好。类似的训练结果、预报结果也用前面所述的输出模式, 以爆破工点垂直向炮次的第 33 炮次为例, 其预报结果为 $(0.01, 0.97, 0, 0.02)$, 与模式 $(0, 1, 0, 0)$ 对应, 对照输出模式峰值划分的预报结果表明第 33 炮的振动峰值落在 0.004 与 0.007 之间。其余炮次的预报结果二维散点图如图 2, 图中 P 为概率, N 为炮次, a_p 为质点峰值加速度, $r_r = rQ^{-1/2}$ 为比例距离, $a_p = 0.0075 + 2.15 \times 10^{-4} r_r - 6.21 \times 10^{-6} r_r^2$, 相关系数 $R = 0.342$, $R^2 = 0.117$, 平均方差 $s_D = 0.00373$ 。

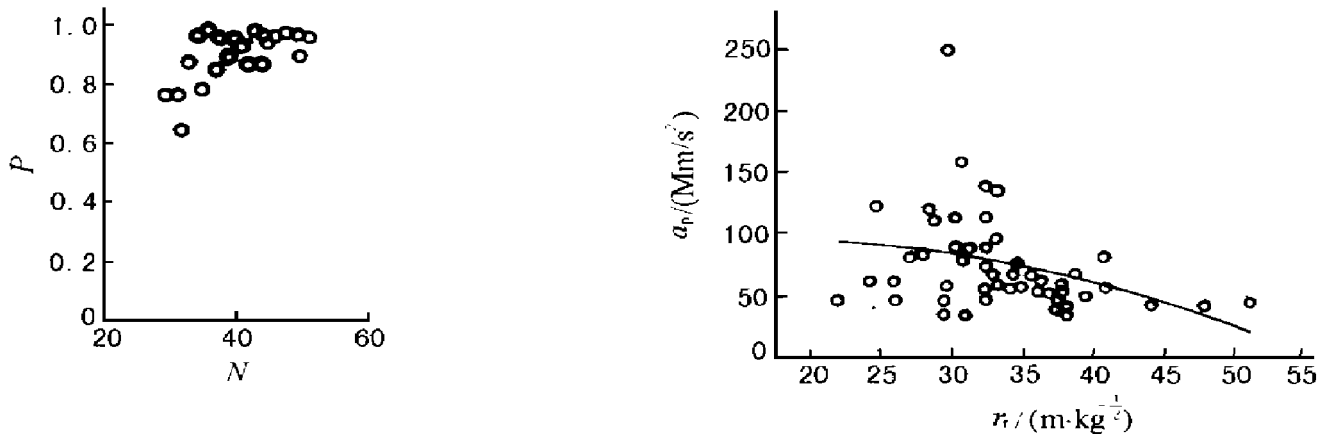


图 2 爆破工点垂向 28 炮以后的预报结果及对应的比例距离和峰值关系

Fig.2 Vertical peak particle acceleration amplitude predictive results, relationship of corresponding scaled distance and peak particle acceleration amplitude

神经网络模型的预报结果随着炮次的增加, 预报的效果变好, 分析其原因, 主要有以下几点。

(1) 训练结果较好与神经网络模型的特点有关, 它允许样本有较大的缺损、误差, 能处理一些信息复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题。进行预报时是神经网络的工作期, 这时网络中的权值不变, 将被预报的样本代入进行计算从而得到预报的结果。当被预报样本的统计数据与实际工程真实的样本数据差别较大或误差太大时, 预报的结果就不会理想。

(2) 任何事物有个成长过程, 通过学习而不断成长的神经网络模型也有它的稳定期(或生长期), 只有过了稳定期以后才会有稳定的输出。至于成长期的长短, 则与所取的样本参数、统计参数取值的误差有很大的关系。

(3) 由于在工程中的统计数据远不如实验室那么精确, 如工程中统计药量、距离以及延期时间等误差都较大。让神经网络模型去适应这种情况, 就必须有一定数量的炮次才能适应。因此在今后的工作中, 参加训练的样本数据以及被预报的样本数据必须力求准确, 只有这样才能有好的预报结果和较短的稳定期。

(4) 同样的数据用经验公式进行曲线拟合得到的结果的相关系数为 0.34。这至少可以说明, 在这里, 用经验公式进行预报的结果是不可靠的, 但用神经网络模型预报得到了较好的结果。

5 结 语

综上所述, 将神经网络模型引入了深孔爆破地震波峰值的预报中, 为爆破地震的预报增添了新的方法, 提高了预报的可靠性。但地质条件的变化对模型影响并未考虑, 在以后的工作中

应着重对地质条件的变化进行分析,量化地质因素。

参 考 文 献

- 1 Lilly D. Neural Network Simulation: Charting the Future of Blast Process Control. *Explosives, Engineering*, 1996, 13 (2): 26 ~ 29
- 2 胡守仁. 神经网络导论. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993
- 3 焦李成. 神经网络计算. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996
- 4 赵耀江. 基于神经网络建立煤与瓦斯突出的预测模型. *中国安全科学学报*, 1997, 7(1): 31 ~ 35
- 5 冯夏庭. 岩石可爆性神经网络研究. *爆炸与冲击*, 1994, 14(4): 288 ~ 304
- 6 Thimm G, Fiesler E. Gain Elimination from Backpropagation Neural Networks. *IEEE 0-7803-2768-3/95*, 1995. 365 ~ 368
- 7 于亚伦. 水厂铁矿的岩石爆破性分析. *岩石力学与工程学报*, 1990, 9(3): 195 ~ 201

STUDY OF NEURAL NETWORK PREDICTION ON PEAK PARTICLE AMPLITUDE OF BLASTING GROUND VIBRATION

Xu Quanjun^a, Liu Qiang^a, Nie Yujun^a, Zhang Qingming^b, Yun Sourong^b

(a. *Nanjing Engineer College, Nanjing, 210007*)

(b. *Beijing Institute of Technology, Beijing, 100081*)

ABSTRACT On the basis of analysis of datum from monitoring the ground vibration of bench blasting near a running nuclear power plant, a neural network model has been developed to predict the peak particle acceleration amplitude of blasting vibration. Comparing the results calculated in empirical formula with the results from neural network simulation, the later results are obviously improved.

KEY WORDS blasting vibration, neural network model, prediction