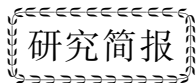


张艺峰, 姚道平, 谢志招, 杨江峰, 叶友权. 2008. L-M 优化算法在爆破振动参数预测中的应用. 地震学报, 30(5): 540-544.

Zhang Yifeng, Yao Daoping, Xie Zhizhao, Yang Jiangfeng, Ye Youquan. 2008. Application of the L-M optimization algorithm to predicting blast vibration parameters. *Acta Seismologica Sinica*, 30(5): 540-544.



L-M 优化算法在爆破振动参数预测中的应用^{*}

张艺峰^{1),*} 姚道平¹⁾ 谢志招¹⁾ 杨江峰²⁾ 叶友权¹⁾

1) 中国福建厦门 361021 厦门地震勘测研究中心

2) 中国南京 210014 中石化勘探开发研究院南京石油物探研究所

关键词 爆破振动 神经网络 L-M 算法 预测

文章编号: 0253-3782(2008)05-0540-05

中图分类号: P315.9

文献标识码: A

Application of the L-M optimization algorithm to predicting blast vibration parameters

Zhang Yifeng^{1),*} Yao Daoping¹⁾ Xie Zhizhao¹⁾ Yang Jiangfeng²⁾ Ye Youquan¹⁾

1) *Xiamen Seismic Survey Research Center, Xiamen 361021, China*

2) *Institute of Geophysical Prospecting, SINOPEC Research Institute of Petroleum Exploration and Development, Nanjing 210014, China*

Key words: blast vibration; neural network; L-M algorithm; prediction

当前,以振动峰值作为单一爆破振动安全指标的回归经验公式,在国内外爆破工程界得到广泛应用。但由于爆破机理和爆破介质环境复杂,影响因素诸多,很难用一个经验公式把这些因素都考虑进去;再加上回归分析方法固有的局限性(要求数据有较好的分布规律和大样本量),经验公式方法进行振动预测的效果不甚理想(李保珍,1997;陈寿如,2001;张继春,2001)。

误差反向传播(back propagation)算法的出现,使多层前馈型神经网络在解决非线性可分问题上得到了长足发展(阎平凡,张长水,2000),近年来在爆破震害预测领域也有一些应用,取得了一定的预测效果(叶洲元等,2003;夏梦会等,2004;Singh, Singh, 2005;唐海等,2007)。但这些研究都是把质点振动峰值作为网络模型的唯一输出参数,忽略了爆破振动频率在爆破震害中的重要作用。一些学者近年来的研究表明,建筑物的破坏不仅取决于质点振动强度,而且与振动频率密切相关(胡宗武,1999;唐春海等,2001)。

本文尝试应用改进的 BP 算法(L-M 算法)的神经网络,建立爆破振动峰值-主频预测模型。该方法符合爆破安全规程(中华人民共和国劳动人事部,2003)中峰值结合主频评价标准的要求,为峰值结合主频的振动安全判据的真正实施提供了一种可行的预测思路。

^{*} 收稿日期 2008-02-02 收到初稿,2008-08-13 决定采用修改稿。

[†] 通讯作者 e-mail: zyf_xm@yahoo.com.cn

1 BP 神经网络和 L-M 优化算法

1.1 BP 神经网络

BP 神经网络采用误差反向传播学习算法，其实质是采用梯度下降法使权值的改变总是朝着误差变小的方向改进，最终达到最小误差。它由若干层神经元组成，可分为输入层、隐含层和输出层。输入信息从输入层传入，经隐含层处理后，传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符，则转入反向传播，将输出误差沿原来通路返回，通过学习来修改各层神经元的权值(ω)，使输出误差达到预期目标。每层神经元的状态都将影响下一层的神经元状态，每个神经元状态都对应着一个激活函数(f)和阈值(b)(蒋宗礼，2001)。可以看出，BP神经网络模型把一组样本的I/O问题变为一个非线性优化问题。如果把神经网络看成输入到输出的映射，则这个映射是一个多变量的高度非线性映射。这正是把神经网络模型应用到复杂多变的爆破振动安全评价中的理论依据。

1.2 L-M 优化算法的基本思想

上述的BP算法采用的是最速梯度下降法修正权值，训练过程即从某一起点沿误差函数的斜面逐渐达到最小点使之误差为零。而对于实际工作中的网络，误差曲面是多维空间曲面，在训练的过程中可能会陷入某个局部最小点，由该点向多方向变化均会使误差增加，以至无法逃出这个局部最小点，导致网络不收敛或者无法达到全局最优(蒋宗礼，2001)。

L-M(Levenberg-Marquardt)优化算法则不同，它的每次迭代不再沿着单一的负梯度方向，而是允许误差沿着恶化的方向进行搜索，在最速梯度下降法与高斯-牛顿法之间自适应调整网络权值，使网络能够有效收敛，大大提高了网络的收敛速度和泛化能力。L-M 优化算法，又称为阻尼最小二乘法，其权值调整公式为(Lera, Pinzolas, 2002)

$$\Delta\omega = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \tag{1}$$

式中， e 为误差向量； J 为误差对权值微分的雅可比矩阵； μ 是一个标量。当 μ 增加时，它接近于具有较小的学习速率的最速下降法；当 μ 下降到0时，该算法就变成了高斯-牛顿法之间的平滑调和。算法流程见图1。

2 网络模型的建立和训练

影响岩体爆破振动效应的因素很多，可以概括为震源动力特性，爆区场地条件，震波传播空间和介质条件，以及建(构)筑物动力响应特性等4个方面。它们的共同作用决定了岩体爆破振动效应的强弱。本文以福建省石湖港疏港路爆破振动对国家级文物六胜塔影响测试的10炮共70组数据为例，根据工程实际综合考虑一些有代表性的影响因素，即选取总药量、单段最大药量、爆破分段数、爆心距、传播介质条件共5个特征变量作为影响振动规律的主要因素，探讨L-M 优化算法在爆破振动参数预测中的应用。相关爆破振动影响因素及选择说明见表1，相应测试数据统计见表2。

震波传播介质条件作为主要影响因素虽然具有物理意义，但并不是数学形式，无法直接作为主要因素用于预测模型的输入。目前，将传播介质条件按照爆破地震波的传播规律进行数值化的研究尚不多见，笔者参照《建筑抗震设计规范》(中华人民共和国建设部，2001)中表4.1.3 场地条件特征参数之规定，对

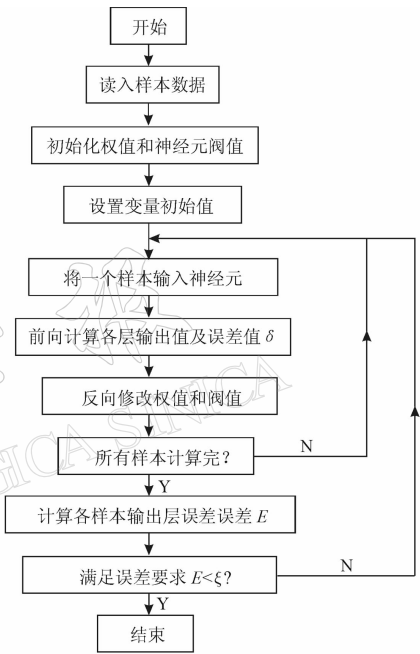


图1 算法流程图
Fig.1 Algorithm flow chart

各炮的 7 个测点进行了数值描述(表 3).

表 1 爆破振动影响因素
Table 1 Blast vibration influence factor

序号	影响分类	影 响 因 素	选 择 说 明
1	震源动力特性	炸药种类	采用岩石乳化炸药
		孔网参数设计	采用小排距、大孔距的新型爆破技术
		起爆方式	微差分段爆破,微差时间固定
		孔径	φ50 和 φ105 两种孔径
		凌空面数	1—2 个
		填塞长度	孔深变化不大,孔排距基本一致,填塞长度变化不大
		总药量	选作主要因素
		分段药量	选作主要因素
2	爆破区场地条件	微差间隔时间、分段数	段间隔时间一致,分段数不同,选分段数为主要因素
		岩石类型	本爆破场地内的岩石为燕山期中粒花岗岩(γ ₅)
		地形地貌	地貌上属Ⅲ级侵蚀剥蚀阶地,地形起伏变化不大
		破碎带、断层等地质构造	发育有北东向、北西向和北东东向 3 组节理,没有发现断裂构造
3	传播空间距离、 传播介质条件	岩石上覆土层厚度	进行爆破施工前,爆区覆土层已作清理,岩石裸露
		震源至测点之间平面距离	选作主要因素
		震源至测点之间垂直高差	各测点与爆破区之间高程差别不大
		传播介质条件	爆破区到保护物之间的测点所在的土层覆盖层厚度、类别不同,根据《建筑抗震设计规范》进行分类划分,并数值化选作主要因素
4	保护对象动力 响应特性	结构自振卓越周期、阻尼系统	爆破振动峰值加速度较小且周期与保护物六胜塔自振周期相差较大,本研究不作为主要影响因素

表 2 爆破相关参数统计
Table 2 Blast parameter statistics

试爆 炮号	爆破 总药量/kg	最大单段 药量/kg	爆破 分段数	爆心距/m
1	36.3	12.9	4	69.5—183.5
2	37.3	13.5	3	25.7—161.2
3	49.6	18.0	3	27.7—247.6
4	27.3	17.5	2	80.0—219.5
5	44.7	24.2	2	50.1—242.4
6	216.0	96.0	3	44.6—281.6
7	134	54.0	3	33.2—246.0
8	157	78.5	2	35.4—256.5
9	189	68.0	4	56.0—275.4
10	105.0	48.0	3	59.2—280.0

如上所述,以总药量、单段最大药量、爆破分段数、爆心距、传播介质条件等 5 个特征变量作为网络输入层的 5 个神经元,以爆破振动峰值和主频作为输出层神经元.隐层(中间层)节点数的确定是神经网络设计中非常重要的一个环节,到目前为止,还没有准确、科学的解析表达式来确定隐含层单元数的多少(阎平凡,张长水,2000;蒋宗礼,2001).

笔者采用的隐层节点数寻优步骤如下:

- 1) 根据 Kolmogorov 定理(飞思科技产品研发中心,2005)确定隐含层中节点数目的范围,确定初始的隐层节点数.
- 2) 采用选取的样本集对网络进行训练,得到输出误差 Δy.

表 3 震波传播介质条件数值表示
Table 3 Numeric expression of medium conditions for wave propagation

测试点	1	2	3	4	5	6	7
土的类型	岩石	中硬土	中软土	中硬土	软弱土	中软土	软弱土
测点数值化	1	2	3	2	4	3	4

3) 增加 k 个隐层节点, 对 $n'=n+k$ 个隐层节点的网络重新训练, 得到新的输出误差 $\Delta y'$ 。

4) 重复循环下述过程, 直至网络的特性不再明显增加: ① 比较 Δy 与 $\Delta y'$, 若 $\Delta y' > \Delta y$, 则减少 k' ($k' < k$) 个隐层节点, $n'=n+k-k'$, 若 $\Delta y' \leq \Delta y$, 则再继续增加 k' ($k' < k$) 个隐层节点, $n'=n+k+k'$; ② 将原 $\Delta y'$ 作为新的 Δy , 将 k' 作为新的 k , 即 $\Delta y = \Delta y'$, $k = k'$; ③ 对改变了隐层节点数的网络重新训练, 得到新的输出误差作为新的 $\Delta y'$ 。

通过试验最终确定隐层节点数为 17 个, 由此确定 L-M 算法的神经网络模型结构为 5-17-2。

网络模型使用前 9 炮测试数据作为训练集, 采用 L-M 优化算法对网络样本进行训练。从第一组数据开始, 神经网络训练学习第一组样本, 用此训练结果, 输入第二组样本输入变量预报第二组输出; 训练学习第二组样本, 预报第三组, 依次类推直到输入第九组数据后网络训练结束。这些数据在进行训练前都进行归一化处理。

3 预测结果分析

应用上述训练好的神经网络模型, 对第十炮测试数据进行预测。为验证网络模型预测效果, 同时用萨氏峰值经验公式(中华人民共和国劳动人事部, 2003)和唐春海等(2001)频率经验公式对数据样本进行振动峰值和主频的回归分析(回归得到萨氏公式中系数 $K=110.54$, $\alpha=1.92$; 唐春海公式中系数 $k=17.5$), 并对第十炮数据进行预测。

表 4 和图 2 为爆破实测数据与两种预测方法的预测结果对比。从中可以看到基于 L-M 算法的神经网络的优越性: 该模型预测的爆破振动峰值-主频的相对误差分别为 10.39% 和 10.83%, 而由回归经验公式预测得到的振动峰值-主频相对误差分别为 26.18% 和 11.16%。结果表明, 基于 L-M 算法的神经网络预测模型比回归预测公式误差小。从图 2 中还可以发现, 神经网络预测数据曲线与实测数据曲线形态比较一致。随着神经网络训练数据的增多, 网络不断对实测结果进行逐渐的逼近, 误差会有明显的收敛趋势。而回归预测的误差变化则呈波动趋势, 并不收敛。

表 4 实测结果与两种预测结果对比
Table 4 Comparison between measured results and two kinds of predicted results

峰值速度预测					振动主频预测				
实测结果 /cm·s ⁻¹	神经网络 L-M 算法 /cm·s ⁻¹	相对 误差	萨氏公式 /cm·s ⁻¹	相对 误差	实测结果 /Hz	神经网络 L-M 算法 /Hz	相对 误差	唐春海公式 /Hz	相对 误差
0.6279	0.686	9.25%	0.5208	17.06%	17.11	14.835	13.30%	15.5845	8.92%
0.4132	0.445	7.70%	0.2819	31.784%	16.15	14.450	10.53%	14.4524	10.51%
0.3259	0.290	11.02%	0.2059	36.8%	16.11	14.740	8.50%	13.9339	13.51%
0.118	0.1383	17.20%	0.1176	0.37%	16.46	18.843	14.48%	13.0972	20.43%
0.0749	0.0796	6.28%	0.0538	28.14%	13.04	12.088	7.30%	12.0837	7.33%
0.0477	0.0423	11.32%	0.0318	33.28%	12.98	14.012	7.95%	11.4872	11.5%
0.0412	0.0371	9.95%	0.0264	35.85%	12.00	13.653	13.78%	11.2869	5.94%
平均误差		10.39%		26.18%	平均误差		10.83%		11.16%

4 结语

工程实例表明, 将基于 L-M 算法的神经网络模型应用到爆破振动参数预测工作中是可行的。L-M 算法改进了 BP 算法的不足, 与经验公式预测相比, 神经网络方法则克服了常规回归分析方法在实际应用中的困难和缺点, 对丰富和发展爆破振动测试方法有一定的实际意义。

1) 爆炸机理和爆破介质环境复杂, 影响爆破振动的因素具有复杂性和多变性。应用 L-M 算法建立的

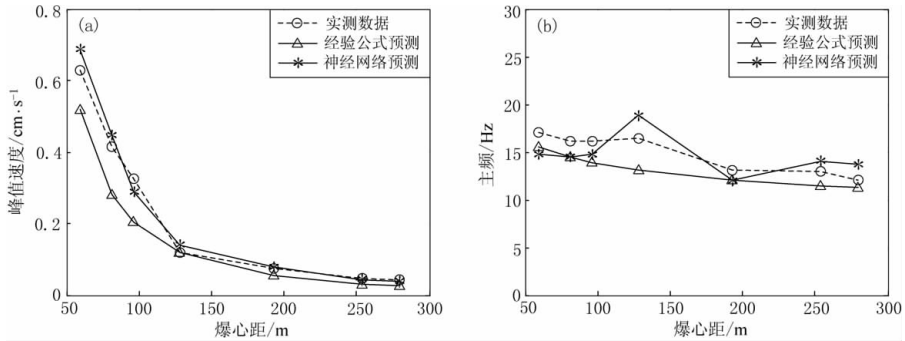


图 2 实测结果与两种预测结果对比. (a) 峰值速度预测; (b) 主频预测

Fig. 2 Comparison between measured result and two kinds of predicted result

神经网络模型可根据工程实际情况,选取多个影响爆破振动的主要因素作为输入层神经元,因此预测准确性有所提高.

2) 与单一的振动峰值预测公式相比,神经网络模型把爆破振动峰值和主频共同作为爆破振动效应的评价指标,这符合《爆破安全规程》振动峰值结合主频的振动安全评判标准的要求,为峰值结合主频的振动安全判据的真正实施,提供了一种可行的预测思路.

虽然本文神经网络模型已考虑了传播介质条件对爆破振动的影响,但对震波传播介质条件的数值化描述还显得粗糙,一定程度影响了模型的预测性能,对此,笔者将进一步研究改进.

参 考 文 献

- 陈寿如. 2001. 两种质点振速预测公式的比较选择[C]//第七届全国工程爆破学术会议文集. 成都: 第七届全国工程爆破学术会: 702-706.
- 飞思科技产品研发中心. 2005. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社: 260-261.
- 胡宗武. 1999. 工程振动分析基础[M]. 上海: 上海交通大学出版社: 113-120.
- 蒋宗礼. 2001. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社: 40-53.
- 李保珍. 1997. 高程差与爆破振动强度及衰减规律之间的探讨[C]//第六届全国工程爆破学术会议论文集. 深圳: 第六届全国工程爆破学术会: 778-783.
- 唐海, 石永强, 李海波, 李俊如, 王晓炜, 蒋鹏灿. 2007. 基于神经网络的爆破振动速度峰值预报[J]. 岩石力学与工程学报, **26**(Z1): 3533-3539.
- 唐春海, 于亚伦, 王建宙. 2001. 爆破地震动安全判据的初步探讨[J]. 有色金属, **53**(1): 1-3.
- 夏梦会, 董香山, 张力民, 富胜利. 2004. 神经网络模型在爆破震动强度预测中的应用研究[J]. 有色金属(矿山部分), **56**(3): 25-27.
- 阎平凡, 张长水. 2000. 人工神经网络和模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社: 17-23.
- 叶洲元, 马建军, 蔡路军, 楼晓明. 2003. 利用振动监测数据优化预测爆破质点振动速度[J]. 矿业研究与开发, **23**(4): 48-51.
- 张继春. 2001. 三峡工程基岩爆破振动特性的试验研究[J]. 爆炸与冲击, **21**(2): 131-137.
- 中华人民共和国劳动人事部. 2003. 爆破安全规范(GB6722-2003)[S]. 北京: 中国标准出版社: 42-43.
- 中华人民共和国建设部. 2001. 建筑抗震设计规范(GB50011-2001)[S]. 北京: 中国建筑工业出版社: 21-23.
- Lera G, Pinzolas M. 2002. Neighborhood based Levenberg-Marquardt algorithm for neural network training[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **13**(5): 1200-1203.
- Singh T N, Singh V. 2005. An intelligent approach to prediction and control ground vibration in mines[J]. *Geotechnical and Geological Engineering*, **23**(3): 249-262.