

岩爆分类的人工神经网络预测方法

丁向东¹, 吴继敏¹, 李 健², 刘成君¹

(1. 河海大学土木工程学院, 江苏 南京 210098; 2. 江苏省交通规划设计院, 江苏 南京 210005)

摘要 :采用人工神经网络原理,选取影响岩爆的一些主要因素,如地应力、岩石抗压强度、抗拉强度等作为输入参数,建立了岩爆分类与预测的神经网络模型.利用国内外一些工程实例作为学习和训练的样本,并用已经训练稳定的样本对某水电站地下厂房岩爆进行预测.研究表明,与其他岩爆预测方法比较,人工神经网络模型更具有客观性和有效性.

关键词 :人工神经网络模型;岩爆分类;岩爆预测;BP 算法

中图分类号 :TU45 ;TP183 文献标识码 :A 文章编号 :1000-1980(2003)04-0424-04

岩爆是地下工程的一大地质灾害,在岩性较好的高地应力地区尤为常见.随着矿山开采和地下工程规模的不断扩大,岩爆问题日益突出,岩爆现象已引起国内外学者的重视,人们运用各种理论,对岩爆的发生机理、预测、数值模拟等方面进行了大量的研究^[1~4],取得可喜的成果.但岩爆是一种极为复杂的动力现象^[5,6],目前人们对岩爆的破坏过程还不清楚.在岩爆的预测方面,更是众说纷纭.岩爆与其影响因素间存在着极为复杂的非线性关系,目前研究岩爆的方法(如有限元法、经验法等)存在许多假定,不可避免地受人为因素和片面性的影响.针对这种情况,笔者将人工神经网络方法用于岩爆分类及预测,利用其对非线性函数超强的处理能力及自学习、自适应能力对岩爆进行分类,进而对岩爆的发生进行预测.

1 岩爆预测公式及经验判据

岩爆的发生有两个基本条件:高地应力与脆性、高强度围岩.另外,岩爆的发生还和岩体结构、水文地质条件等因素有关.下面列出几个有代表性的岩爆判别准则.

- a. 岩爆变量公式预测.
- $$Kw = \frac{\sigma_{\max}^2}{E}(P \cos \alpha)$$

式中 : Kw ——岩爆变量系数,MPa ; $\sigma_{\max}$ ——应力场最大主应力,MPa ; P ——侧应力系数(水平应力/垂直应力) ; E ——弹性模量,MPa ; α ——主应力水平夹角.判别情况见表 1.
- b. 伊·阿·多尔恰尼诺夫判据.判别情况见表 2,其中 σ_g 为围岩最大压应力(MPa), σ_c 为岩石单轴抗压强度(MPa).

表 1 岩爆变量公式预测

表 2 伊·阿·多尔恰尼诺夫判据

Table 1 Rockburst forecasting by variable formulae

Table 2 The Y.E.Derkeninov criterion

岩爆变量系数	围岩稳定性
$Kw < 0.1$	稳定,无岩爆发生
$Kw = 0.1 \sim 0.3$	基本稳定,可能发生弱岩爆
$Kw > 0.36 \sim 0.6$	稳定性差,可发生中等岩爆

系数关系	岩爆发生情况
$\sigma_g \leq 0.3 \sigma_c$	无岩射、剥落
$\sigma_g = (0.5 \sim 0.8) \sigma_c$	岩射、剥落
$\sigma_g \leq 0.8 \sigma_c$	岩爆、强烈岩射

c. 巴顿判据.巴顿按 σ_c (单轴抗压强度)或 σ_t (单轴抗拉强度)分别与 σ_1 (最大初始应力)的比值来判别,规定:当 $\sigma_c/\sigma_1 = 5 \sim 7.5$ 或 $\sigma_t/\sigma_1 = 0.33 \sim 0.16$ 时,有中等岩爆发生;当 $\sigma_c/\sigma_1 < 2.5$ 或 $\sigma_t/\sigma_1 < 0.16$ 时,有严重岩爆发生.

- d. 国内使用的经验判据. 目前国内使用的经验判据见表 3.
- 表 3 所列经验判据的不足之处是以单一因素——应力条件为依据,而岩爆的产生及强烈程度是多种因素造成的,因此根据应力和抗压强度的比值进行预测只能是一种粗略的估计,但由于它们是从实际工作中总结出来的,所以有较高的实用价值.
- e. 张津生、陆家佑等人^[1]岩爆判别准则. 该准则规定满足下列条件则发生岩爆:
- $$\sigma_{\theta} \geq (0.3 + 0.2\sigma_t/\sigma_{\theta})\sigma_c \qquad W_{et} \geq 5$$
- 式中: σ_{θ} ——洞室围岩切向应力; σ_t ——洞室围岩径向应力; $W_{et} = E_2/E_1$ 为单轴应力下测得的弹性能量指数(指加载到 $(0.7 \sim 0.8)\sigma_c$ 再卸载到 $0.05\sigma_c$ 时,卸载释放出的弹性应变能 E_2 与耗散的弹性应变能 E_1 之比).
- f. 王元汉等人岩爆综合判别准则. 该判别准则见表 4.

表 3 岩爆分级经验判据

Table 3 Experiential criterion for rockburst classification

表 4 岩爆分级综合判据

Table 4 Synthetical criterion for rockburst classification

岩爆分级	R_c/σ_1	岩爆发生情况	岩爆分级	σ_{θ}/σ_c	σ_c/σ_t	W_{et}
I	> 14.5	无岩爆, 无声发射现象	无岩爆	< 0.3	> 40	< 2.0
II	$14.5 \sim 5.5$	低岩爆, 轻微声发射	弱岩爆	$0.3 \sim 0.5$	$40 \sim 26.7$	$2.0 \sim 3.5$
III	$5.5 \sim 2.5$	中等岩爆, 较强爆裂声	中等岩爆	$0.5 \sim 0.7$	$26.7 \sim 14.5$	$3.5 \sim 5.0$
IV	< 2.5	高岩爆, 很强爆裂声	强岩爆	> 0.7	< 14.5	> 5.0

2 BP 神经网络原理

人工神经网络是 20 世纪 80 年代以后迅速发展起来的一门新兴学科^[7],它是模仿生物神经网络的信息传递和反射功能来获得处理事物的“智能”的一种信息处理系统,具有自组织、自适应及自学习能力,其信息处理功能是依靠计算机的强大处理能力来实现的.人工神经网络由许多互连的简单处理单元组成,学习达到平衡后,由各个神经元的权值组成整个网络的分布状态,即所求得的结果.网络的学习过程也就是各神经元的调整过程.

误差反向传播算法(Back Propagation,缩写为 BP)是神经网络学习算法中最有影响的算法之一,它的提出与完善,极大地推动了多层前馈网络理论与应用的深入和发展.用 BP 算法进行学习的网络俗称 BP 网络,它通过简单的线性或非线性函数进行数次拟合,可以近似任意复杂的函数.通过大量的样本训练,反复地调整权值,可建立输入变量与输出变量之间的非线性关系.

BP 网络是一种具有 3 层或 3 层以上的阶层型神经网络^[7~9],上、下层之间各神经元实现全连接,而每层神经元间无连接,网络按有教师方式进行学习,当一对学习模式提供给网络后,神经元的激活值从输入层经中间层向输出层传播,然后算出希望输出与实际输出的误差.按减小这种误差的方向,从输出层经中间层逐层修正各连接权,最后回到输入层,经过不断地学习调整,待网络稳定后便可输入要预测的样本参数,得到相应的预测结果^[10].

2.1 建立模型

岩爆是围岩应力状态、岩体强度、岩石变形特征等多种因素综合影响的结果,归纳起来,即一个内因、一个外因.高地应力是岩爆发生的外部主导因素,而内因主要是岩石变形特征,即岩石积聚弹性应变能的能力,在参考了前人的一些研究成果及判别准则,经过一系列试算后,本文采用 $\sigma_{\max}$, σ_c , σ_t , W_{et} 4 个指标为输入变量. $\sigma_{\max}$ 反映了岩爆发生的外因即地应力特征; σ_c , σ_t , W_{et} 反映了岩爆发生的内因即岩石积聚弹性能的能力.将岩爆分为 4 级,网络的一个输出节点对应一个分类等级,其值介于 0 和 1 之间,设计训练样本时,若岩爆属于该节点对应的等级,其值为 1,否则为 0.例如,网络输出为 $(0, 1, 0, 0)$ 表示该岩爆属于 II 级(即中级岩爆),为 $(1, 0, 0, 0)$ 表示该岩爆属于 I 级(强岩爆).先用 $(0, 1)$ 区间内的随机值初始化各连接权值和阈值,给定输入变量和期望输出值,计算出实际输出值,然后与期望输出值比较,调整各权值使误差减少.如此反复循环,直到所得到的误差值小于规定的误差为止.经过一系列试算,表明采用 3 层网络、1 个隐层、网络结构为 4—10—4 时效果最好.模型结构见图 1.网络参数为学习率 $\eta = 0.002$,抑制参数 $\alpha = 0.003$,试算 76 346 次,得到的样本最大绝对误差小于 0.01.

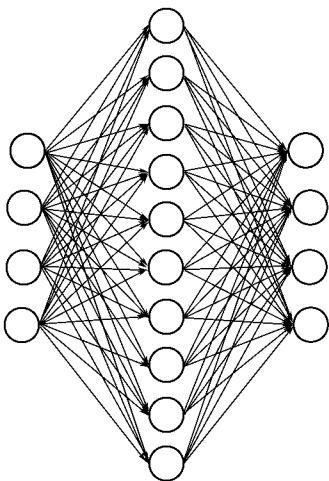
2.2 学习训练样本

笔者收集和综合分析了国内外大量岩爆的实测资料^[3],选取其中 13 个作为学习训练样本,计算结果见表 5.

2.3 实例分析

某水电站地下厂房为一庞大而又复杂的洞室群系统,主厂房高 36.5 m、宽 17.9 m、长 32.4 m,厂房埋深为地表下 250 ~ 300 m.该处地质条件较好,围岩由碎斑熔岩、次花岗围岩、钾长花岗岩组成,强度高,风化浅,节理裂隙不发育,岩石质量指标 RQD 大都为 98%,属于 I 类岩石,厂址岩性单一,岩体较完整,一般认为岩爆多发生在埋深大于 200 m 的隧洞中,由于本电站地下厂房埋深约 250 ~ 300 m,属于岩爆较易发生的地区,因此有必要预测施工过程中可能发生的岩爆.

根据导洞取样试验,厂区岩石单轴抗压强度 $\sigma_c = 100 \sim 120$ MPa,单轴抗拉强度 $\sigma_t = 1.5$ MPa,冲击倾向指数 $W_{et} = 5.7$.根据有限元分析及一些实际量测,可知洞室开挖后,在主厂房左右两侧的最大主应力 σ_1 可达 24.5 ~ 25.0 MPa,另外在洞室拐角处,有应力集中现象,其最大主应力可达 31.5 MPa.据文献[2]可知,圆形洞室最大切向应力远大于初始应力,故本文由 σ_1 换算成 σ_{max} 时乘以 2.0 的应力集中系数,分别对主厂房左右侧、拐角处及交通洞进行预测,结果见表 6.



输入层 中间层 输出层

图 1 岩爆预测神经网络结构

Fig.1 Neural network structure for rockburst forecast

表 5 学习训练样本计算结果

Table 5 Calculated results of learning and training samples

序号	工程名称	σ_{max}	σ_c	σ_t	W_{et}	期望输出				实际输出			
						I	II	III	IV	I	II	III	IV
1	意大利 Raibl 铅硫化锌矿井巷	108.4	140	8.0	5.5	1	0	0	0	0.971 0	0.028 7	0.005 9	0.005 8
2	前苏联 Rarsvumchorr 矿井巷	57	180	8.3	5.0	0	1	0	0	0.039 3	0.961 2	0.003 4	0.003 1
3	瑞典 Forsmark 核电站冷却水隧洞	50	130	6.0	5.0	0	1	0	0	0.039 2	0.961 3	0.003 4	0.003 1
4	日本关越隧道	89	236	8.3	5.0	0	1	0	0	0.039 2	0.961 3	0.003 4	0.003 1
5	挪威 Sima 水电站地下厂房	48.75	180	8.3	5.0	0	1	0	0	0.067 0	0.932 1	0.003 5	0.005 2
6	挪威 Heggura 公路隧道	62.5	175	7.3	5.0	0	1	0	0	0.004 2	0.991 8	0.008 2	0.003 9
7	挪威 Sewage 隧道	75	180	8.3	5.0	0	1	0	0	0.003 4	0.963 9	0.036 2	0.003 0
8	太平驿水电站引水隧洞	62.6	165	9.4	9.0	0	0	1	0	0.001 7	0.049 2	0.950 6	0.003 5
9	天生桥二级水电站引水隧洞	30	88.7	3.7	6.6	0	1	0	0	0.017 8	0.942 5	0.010 9	0.056 8
10	李家峡水电站地下洞室	22	115	5.0	5.7	0	0	0	1	0.010 9	0.056 0	0.018 0	0.944 4
11	拉西瓦水电站地下厂房	55.4	176	7.3	9.3	0	1	0	0	0.003 5	0.946 3	0.053 8	0.004 8
12	锦屏二级水电站引水隧洞	98.6	120	6.5	3.8	0	1	0	0	0.018 1	0.944 7	0.010 8	0.054 9
13	瀑布沟水电站地下洞室	43.4	123	6.0	5.0	0	0	1	0	0.001 7	0.057 9	0.941 9	0.003 6

表 6 某水电站岩爆预测结果

Table 6 Results of rockburst forecast for a hydropower station

序号	工程名称	σ_{max}	σ_c	σ_t	W_{et}	实际输出				预测结果
						I	II	III	IV	
1	地下厂房两侧	48	120	1.5	5.8	0.039 2	0.961 2	0.003 4	0.003 1	中级岩爆
2	交通洞	49.5	110	1.5	5.7	0.041 8	0.958 1	0.003 4	0.003 1	中级岩爆
3	地下厂房拐角处	63	115	1.5	5.7	0.039 2	0.961 3	0.003 4	0.003 1	中级岩爆

3 结 论

a. 实例分析表明,所预测的会发生岩爆的地下交通洞在施工过程中已经发生了岩爆,说明本文岩爆预测的结果符合实际.另外,在地下厂房拐角处应力集中部位及厂房两侧也可能发生岩爆,建议及时采取措施

(如打锚杆等),以防岩爆发生,造成灾害.

b. 神经网络岩爆预测模型是一种有效的岩爆预测方法,它能隐式地表示以往工程中岩爆各种影响因素与岩爆发生情况之间极为复杂的非线性关系,通过计算机强大的计算能力多次循环计算,直到满足所需要的精度为止.

c. 由于时间及水平所限,本文仅考虑了 $\sigma_{\max}$, σ_c , σ_t , W_{el} 4 个影响因素.随着对岩爆机理认识的深入,可以考虑更多的影响因素,试算不同结构的网络模型,选取最合适的网络模型来预测岩爆.

参考文献:

- [1] 张津生,陆家佑.天生桥二级水电站引水隧洞岩爆研究[J].水力发电,1991,11(10):34—37.
- [2] 周德培,洪开荣.太平驿隧道岩爆特征及防治措施[J].岩石力学与工程学报,1995,14(2):171—178.
- [3] 王元汉,李卧东.岩爆预测的模糊数学综合评判方法[J].岩石力学与工程学报,1998,17(5):493—501.
- [4] 徐林生,王兰生.二郎山公路隧道岩爆特征与预测研究[J].地质灾害与环境保护,1999,10(2):55—59.
- [5] 徐志英.岩石力学[M].北京:水利电力出版社,1993.156—174.
- [6] 张倬元,王士天,王兰生.工程地质分析原理[M].北京:地质出版社,1990.283—319.
- [7] 陈明.神经网络模型[M].大连:大连理工大学出版社,1995.65—75.
- [8] 王伟.人工神经网络原理[M].北京:北京航空航天大学出版社,1995.52—73.
- [9] 邓建辉,李焯芬,葛修润.BP网络和遗传算法在岩石边坡位移反分析中的应用[J].岩石力学与工程学报,2001(1):1—5.
- [10] 何水明,王建华.BP网络算法及适用性[J].河海大学学报(自然科学版),2000,28(增刊):106—108.

Artificial neural network for forecasting and classification of rockbursts

DING Xiang-dong¹, WU Ji-min¹, LI Jian², LIU Cheng-jun¹

(1. College of Civil Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China;
2. Jiangsu Institute of Transportation Planning & Design, Nanjing 210005, China)

Abstract A neural network model is developed for forecasting and classification of rockbursts by selection of some affecting factors as the inputted parameters, such as the geo-stress and compressive strength and tensile strength of rocks. With some engineering projects at home and abroad taken as learning and training samples, rockburst forecast is performed for an underground hydropower plant by use of the samples that have been trained stably. The results show that, compared with other forecasting methods, the artificial neural network model is objective and effective.

Key words artificial neural network model; rockburst classification; rockburst forecast; BP arithmetic