

## BP神经网络在隧道岩爆预测中的应用

石豫川, 吉 锋, 冯文凯

(成都理工大学 环境与土木工程学院, 成都 610059)

**摘 要:**西南某水电站拟修建4条引水隧洞以及2条平行交通隧道,但工程区一般埋深1 000~2 000 m,最大埋深2 525 m,地处高应力区,目前已开挖的2 000 m洞段中均发现轻微至中等的岩爆现象。因此,在深埋、长大的隧道以后开挖过程中岩爆烈度如何显得十分敏感,利用BP人工神经网络,建立了以强度脆性系数、应力系数等8个指标为要素的岩爆预测模型,对12 200 m未开挖的辅助洞段进行了预报,结果表明,该方法的预报效果较好。与地质分析判断相吻合,可用于进一步指导实践。

**关键词:**BP神经网络;隧道;岩爆

**中图分类号:**TP813

**文献标识码:**A

**文章编号:**1005-3409(2007)05-0242-03

## Application of BP Neural Network in the Tunnel Rock Blasting

SHI Yu-chuan, JI Feng, FENG Wen-kai

(Environment and Civil Engineering Institute, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

**Abstract:** Four diversion tunnels and two parallel traffic tunnels to be constructed in a hydropower of Southwest, but the buried deep in the project area is 1 000~2 000 m in general, the largest is 2 525 m, which located in the high stress zone, now excavation hole of the 2 000 m are found in the low to medium rock burst phenomenon, therefore, rock burst intensity of the tunnel is very sensitive in subsequent excavation in the deep, long and big conditions, using BP artificial neural network established a burst prediction models which includes strength brittleness factor, stress factors such as elements of the eight indicators, achieved 12 200 m support for the forthcoming excavation hole of a forecast. The results showed that the effect of this forecasting methods is good, and coincide with the geological analysis judgement, which can be used for further guidance practice.

**Key words:** BP neural network; tunnel; rock burst

### 1 引言

对岩爆进行及时有效的预测和评价并采取相应的防治措施是人们一直关心的课题,目前国内外众多学者从不同的角度、不同的方面、不同的层次以及不同的手段对岩爆进行了分析和研究。如应力强度比以及层次分析法—模糊数学综合预测法等。但是,这些方法都只能预测出每段岩爆的综合烈度级别,而不能得出各级别岩爆的概率分布。况且岩爆受多因素影响,且各因素之间并不一定是遵循线性关系,在非线形关系下,岩爆预测结果会怎么样? BP神经网络就是善于把握研究因素间的复杂非线性关系,能模拟人脑进行抽象思维的功能,从而能对各种复杂关系作用下的期望结果作出判断与预测。BP神经网络现已广泛地应用于各行各业,在岩土工程界的应用也取得了好的效果。采用人工神经网络进行岩爆预测,能减少人为干扰从而更具客观性,并且对测试数据 also 具有很强的抗干扰性,使实测的资料个别误差不会对预测结果产生很大的影响。

### 2 BP神经网络简介

人工神经网络(Artificial Neural Networks—ANN)按结构和算法可分为很多种,其特色在于信息的分布式存储和并

行协同处理,具有良好的自适应性、容错性等特点。BP(Back Propagation)网络模型则是目前应用最广泛的人工神经网络模型之一,于1986年由Rumelhart和Hinton提出。BP网络是一种单向传播的多层前向网络,其结构如图1所示,网络除了输入输出节点外,还有一层或多层的隐层节点,同层节点中没有任何耦合。输入信号从输入层节点依次传过各隐层节点,然后传到输出节点,每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。BP网络算法的主要思想是把网络的学习过程看作为一个循环过程,主要由两步组成。第一步,输入信息从输入层经过隐层逐层处理并计算出各单元实际输出值;第二步,若输出层不能得到期望的输出,那么逐层计算实际输出与期望值之间的误差,从后向前修正各层之间的权重。在不断学习和修正过程中,可使网络的学习误差达到最小。其学习过程可归纳为“模式顺传播→误差逆传播→记忆训练→学习收敛”四个过程。

BP网络算法的基本步骤如下:

①以 $[0, +1]$ 间的随机数初始化各层节点间的连接权和节点阈值。

②输入 $x_i$ 和期望输出 $y_i$ 。

收稿日期:2006-07-22

作者简介:石豫川(1965—),男,副教授,博士,主要从事岩土及工程地质研究。

③计算各层节点的输入  $net_j = \sum_i w_{ij}x_i + \theta_j$  和输出  $y_j = f(net_j)$ , 式中:  $w_{ij}$ ——输入节点  $i$  与输出节点  $j$  之间的连接权;  $\theta_j$ ——节点阈值;  $f$ ——Sigmoid 函数,  $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ 。

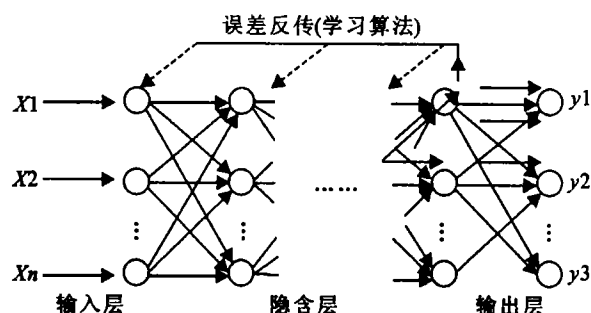


图1 BP网络结构及算法示意图

④定义累计误差函数

$$E = \sum_k E_k = \sum_k \sum_j \frac{1}{2} (y_j - \hat{y}_j)^2$$

式中:  $k$ ——输入输出模式对序列。

⑤修正权值

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \Delta w_{ij}(t)$$

式中:  $t$ ——训练次数;  $\eta$ ——学习率;  $\Delta w_{ij}(t) = \sum_k \delta_j y_j$ 。

对于输出层  $\delta_j = y_j(1-y_j)(\hat{y}_j - y_j)$

对于隐含层  $\delta_j = y_j(1-y_j) \sum_k w_{kj} \delta_k$

通过用足够的样本对网络进行训练,它就能掌握从已知参数到期望输出之间的复杂的映射关系,从而对需要求解的期望输出作出预测。

### 3 实例分析

某拟建水电站位于四川省凉山州境内,拟修建4条引水隧洞以及2条平行交通隧道。引水隧洞西端进口底板高程1 618.00 m,东端出口底板高程1 564.70 m,洞轴线方位角122°,全长17.23 km。一般埋深1 000~2 000 m,最大埋深2 525 m。交通隧道也简称为辅助洞,目前2条平行的辅助洞正在紧张施工。现每条辅助洞两端开挖长度都超过2 000 m,整个工程区位于高地应力区,在闸址大理岩及砂岩深孔钻探中发现高地应力环境中特有的岩饼现象。实测地应力成果表明,研究区地应力随埋深增加而增大,实测最大主应力值达42.11 MPa。武汉水利电力大学根据实测地应力进行了三维初始地应力场反演回归分析,1 600 m高程的反演最大主应力值高达54 MPa。隧洞属深埋高地应力围岩隧洞,隧洞穿越大理岩、灰岩、砂岩等硬质岩层,目前正在紧张施工的交通辅助洞在已开挖的2 000 m洞段中均发现轻微至中等的岩爆现象。如此特长、深埋大的交通隧道在以后的开挖中将怎样受岩爆的影响?对岩爆的预测和防治成功与否直接影响到整个工程的进度、成本以及安全。

#### 3.1 岩爆预测模型建立

用BP神经网络对交通辅助洞岩爆预测,首先必须建立

神经网络模型,即确定输入层、隐含层结构及输出层方式。

(1)输入层的确定。由以上各节分析,影响岩爆的主要因素由应力条件、岩体结构条件、岩性条件三大方面。为了全面反映各种因素对岩爆的影响,本次网络模型也采用8个神经元输入层,分别为辅助洞已开挖段和长探洞各分段的:强度脆性系数  $C_1$  值、应力系数  $C_2$  值、倾向性指数  $C_3$  值、线弹性模量  $C_4$  值、围岩类别  $C_5$  值、T准则值  $C_6$  值、RQD指标  $C_7$  值、应力指数  $C_8$  值。输入之前首先将不同的值归一化。

(2)隐含层和输出层的确定。很多学者对隐含层数目进行了研究,Lippmann 和 Cyberko 曾指出,有两个隐层,就可以解决任何形式的分类问题;后来 Robert, Hecht, Nielson 等人研究进一步指出:只有一个隐层的神经网络,只要隐节点足够多,就可以任意精度逼近一个非线性函数。经不同的试算,隐含层取9~15个神经元比较好。因此,本BP神经网络模型采用3层网络结构、一个含11个神经元的隐含层以及含4个神经元的输出层,以表示隧洞预测段岩爆的概率分布。输出层结构如下:  $(m_1, m_2, m_3, m_4)$ , 其中  $m_1$  为无岩爆的概率、 $m_2$  为I级岩爆(轻微岩爆)的概率、 $m_3$  为II级岩爆(中等岩爆)的概率、 $m_4$  为III级及III级以上(强烈及强烈以上)岩爆的概率。整个网络的结构示意图如图2所示。为了保证预测样本的输出值在0~1间,故网络的3个函数都采用的都是S型的对数函数。

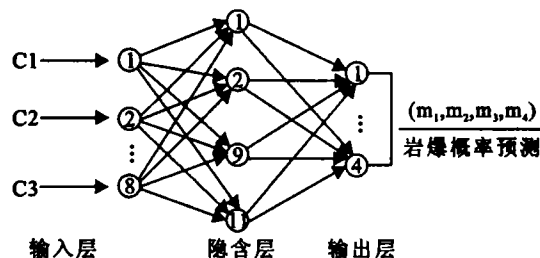


图2 网络结构模型示意图

(3)样本的训练。训练样本主要以长探洞段岩爆的概率统计资料以及辅助洞已开挖段岩爆的概率统计资料为基础(见表1),样本具体情况如下表1所示。

#### 3.2 岩爆预测结果分析

由以上样本训练的网络模型可以对辅助洞未开挖段岩爆各级别概率进行预测。为了便于对比,隧道未开挖段的分段情况尽量与前面其它预测法用的分段相吻合。对隧道未开挖段的分段情况如下:2 500~5 000 m, 5 000~8 100 m, 8 100~10 000 m, 10 000~13 500 m, 13 500~14 700 m。参数选取情况及预测结果见下表2,误差曲线见图3。由概率结果则可以得到水电站辅助洞岩爆发生长度预测表,预测结果见表3。

由以上分析结果可知,BP神经网络模型能详细的预测出辅助洞各段的岩爆概率分布,并且与地质分析判断法相吻合,通过已开挖段岩爆的发育特征及规律统计对未开挖段岩爆进行综合预测是可行的。

表 1 训练样本总表

项目 编号	桩号/m	输入层								输出层			
		C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	m <sub>1</sub>	m <sub>2</sub>	m <sub>3</sub>	m <sub>4</sub>
1	K0+000~K0+692	24.0	0.15	1.5	145	3.0	0.25	0.76	0.14	1.000	0.000	0.000	0.000
2	K0+692~K2+500	25.2	0.45	2.4	177	2.5	0.52	0.79	0.21	0.881	0.083	0.039	0.000
3	K14+690~K15+138	24.4	0.6	3.2	196	2.5	0.71	0.89	0.27	0.7946	0.1214	0.084	0.000
4	K15+138~K16+410	25.0	0.4	3.0	189	2.5	0.49	0.79	0.19	0.8052	0.1178	0.077	0.000
5	K16+410~K17+230	23.8	0.15	2.5	181	3.0	0.27	0.69	0.15	1.000	0.000	0.000	0.000
6	K0+000~K0+485	23.7	0.15	2.5	176	3.0	0.24	0.75	0.14	1.000	0.000	0.000	0.000
7	K0+485~K1+511	23.9	0.34	3.0	179	2.5	0.49	0.81	0.19	0.748	0.172	0.080	0.000
8	K1+511~K2+480	24.1	0.41	3.1	180	2.5	0.55	0.84	0.24	0.636	0.267	0.097	0.000
9	K2+480~K4+168	24.3	0.6	3.2	191	2.5	0.73	0.87	0.27	0.7635	0.1073	0.1292	0.000

表 2 BP 神经网络模型对辅助洞未开挖段岩爆的概率预测结果

项目 编号	段号/m	输入层								输出层			
		C <sub>1</sub>	C <sub>2</sub>	C <sub>3</sub>	C <sub>4</sub>	C <sub>5</sub>	C <sub>6</sub>	C <sub>7</sub>	C <sub>8</sub>	m <sub>1</sub>	m <sub>2</sub>	m <sub>3</sub>	m <sub>4</sub>
1	2500~5000(辅助洞西段)	25.6	0.62	2.3	179	2.5	0.72	0.85	0.28	0.8241	0.1069	0.069	0.000
2	5000~8100(辅助洞西段)	22.2	0.67	3.4	186	2.0	0.74	0.87	0.38	0.7542	0.1528	0.093	0.000
3	8100~10000(辅助洞中段)	24.4	0.75	3.2	196	2.0	0.82	0.92	0.44	0.6022	0.1018	0.1827	0.114
4	10000~13500(辅助洞东)	24.4	0.76	3.2	196	2.0	0.84	0.92	0.35	0.6123	0.1011	0.1651	0.1215
5	13500~14700(辅助洞东)	24.4	0.6	3.2	196	2.5	0.71	0.89	0.27	0.7416	0.1614	0.097	0.000

表 3 辅助洞未开挖段岩爆发生长度预测结果

烈度段号	无岩爆段/ m	轻微岩爆(I级)/ m	中等岩爆(Ⅱ级)/ m	强烈及强烈以上岩 爆段(Ⅲ级)/m
	m	m	m	m
2500~5000	2374	308	199	0
5000~8100	2338	474	288	0
8100~10000	1143	193	347	217
10000~13500	2143	354	578	425
13500~14700	890	194	116	0
合 计	8888	1523	1528	642

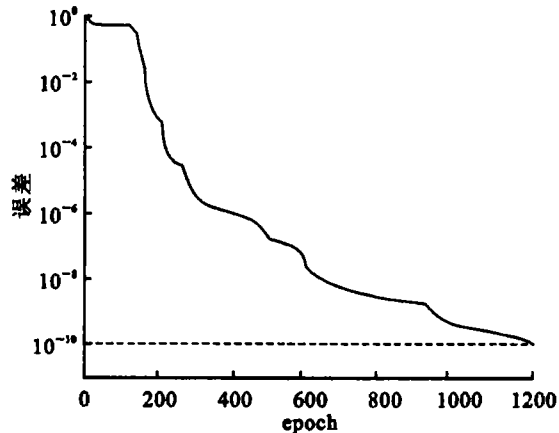


图 3 误差曲线图

4 结 论

(1)神经网络理论应用于岩爆危险性程度预测领域,通过大量岩爆实例的学习、训练,使网络掌握岩爆程度与各个影响因素之间的映射关系,使得岩爆程度预测更加合理。

(2)在实际应用中根据具体情况建立样本数据库,并且

不断丰富数据库。学习的样本越多,考虑的影响因素越全面,网络记忆的特性也就越多,使得网络的预测精度不断提高。

(3)由于岩爆发生过程的复杂性,神经网络等因素间非线性关系理论的应用将为岩爆的预测预报开辟新的途径。

参考文献:

[1] (GB50287-99)水利水电工程地质勘察规范[S].

[2] 徐则明,黄润秋. 深埋特长隧道及其施工地质灾害[M]. 成都:西南交通大学出版社,2000.

[3] 谭以安. 模糊数学综合评判在地下洞室岩爆预测中的应用[A]. 第二次全国岩石力学与工程学术会议论文集[C]. 北京:知识出版社,1989.

[4] 杨健,武雄. 岩爆综合预测评价方法[J]. 岩石力学与工程学报,2005,24(3):411-416.

[5] 汪培庄,韩立岩. 应用模糊数学[M]. 北京经济学院出版社,1989.

[6] 唐礼忠,王文星. 一种新的岩爆倾向性指标[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(6):874-878.