

基于先验知识的岩爆预测研究

杨 涛

(河南省交通规划勘察设计院 郑州 450052)

李国维

(河海大学 南京 210098)

摘要 采用人工神经网络理论,将岩爆先验知识作为学习样本,建立了一种新的岩爆预测模型。研究表明,与现有的其他岩爆预测方法相比,所建议的模型更具客观性和通用性,具有较高的预测精度。

关键词 岩爆预测,先验知识,人工神经网络,样本

分类号 TP 183, TD 324

文献标识码 A

文章编号 1000-6915(2000)04-0429-03

1 引言

岩爆与其影响因素之间存在着极其复杂的非线性关系,这样复杂的非线性关系的识别,即岩爆预测尚无成熟的理论和方法。目前已从强度、刚度、能量、断裂、损伤、分维以及微重力和声发射等方面进行了研究,提出了经验公式、数值计算和综合评判等多种预测方法,这些方法往往难以摆脱片面性和人为因素的影响。因此,建立一种能够考虑多种因素、把人为影响减少到最低程度的更具客观性和通用性、预测精度高的岩爆预测方法是非常必要的,本文采用人工神经网络理论进行岩爆预测,是一条非常有效的途径。

2 BP 人工神经网络原理

近年来国内外兴起的人工神经网络方法,能够对信息进行大规模并行处理,具有很强的鲁棒性和容错性,善于联想、概括、类比和推理,而且具有很强的自学习能力,善于从实例样本中提取特征、获取知识,实现根据先验知识预测未来的要求。目前,人工神经网络有数十种模型,本文采用Runethart等人提出的BP网络进行岩爆预测。

BP网络是一个多层的人工神经网络,它分为输入层、隐层和输出层。BP网络采用误差反向传播算法,其训练过程如下^[1]:

(1) 权和阈值初始化,即给一个(0, 1)区间内的随机值初始化权值和阈值。

(2) 给定输入模式对矢量(学习样本集)和期望输出模式对矢量。

(3) 计算实际输出矢量。

(4) 修正权值,即从输出层开始,将误差信息反向传播,修正各权值使误差减小。

(5) 计算输出层神经元和隐层神经元的一般化误差。

(6) 修正输出层和隐层神经元的连接权和阈值。

(7) 选取下一个输入模式对提供给网络,返回步骤(3),直至全部模式对训练完毕。

(8) 重新从输入模式对矢量中随机选取一个输入模式对,返回步骤(3),直至网络的全局误差小于预先给定的一个极小值。

采用训练好的BP网络,输入要预测的样本参数,就可以获得相应的预测结果。

3 岩爆预测人工神经网络模型的建立

3.1 岩爆主要影响因素的确定

研究表明,岩爆的发生必须具备二方面的条件,一是岩体地应力高,洞室开挖使围岩具有足够大的切向应力,二是围岩岩石新鲜、完整、坚硬且贮存有足够的弹性应变能。下面列出几个具有代表性的岩爆及其烈度的经验判别准则:

(1) Russenes 岩爆判别准则

$$\left. \begin{array}{ll} \sigma_0/\sigma_c < 0.20 & \text{(无岩爆)} \\ 0.20 < \sigma_0/\sigma_c < 0.30 & \text{(弱岩爆)} \\ 0.30 < \sigma_0/\sigma_c < 0.55 & \text{(中岩爆)} \\ \sigma_0/\sigma_c > 0.55 & \text{(强岩爆)} \end{array} \right\} \quad (1)$$

1999年3月3日收到初稿,1999年5月19日收到修改稿。

作者杨涛简介:男,38岁,博士,1984年毕业于华北水利水电学院水利系工程力学专业,现任高级工程师,主要从事岩土力学数值模拟、地基处理等方面的研究工作。

(2) Turchaninov 岩爆判别准则

$$\left. \begin{aligned} &(\sigma_0 + \alpha) / \alpha < 0.3 && \text{(无岩爆)} \\ &0.3 < (\sigma_0 + \alpha) / \alpha < 0.5 && \text{(可能岩爆)} \\ &0.5 < (\sigma_0 + \alpha) / \alpha < 0.8 && \text{(肯定岩爆)} \\ &(\sigma_0 + \alpha) / \alpha > 0.8 && \text{(严重岩爆)} \end{aligned} \right\} (2)$$

(3) 贾愚如等人岩爆判别准则

$$\sigma_0 / \alpha \quad (0.19 \sim 0.40) \quad \text{(发生岩爆)} \quad (3)$$

(4) 姚宝魁等人岩爆判别准则

$$\sigma_1 / \alpha \quad (0.15 \sim 0.20) \quad \text{(发生岩爆)} \quad (4)$$

(5) 张津生等人岩爆判别准则

$$\begin{aligned} &\sigma_0 / \alpha \quad (0.30 + 0.2\alpha / \sigma_0) \\ &W_{et} \leq 5 \quad \text{(发生岩爆)} \end{aligned} \quad (5)$$

(6) 陆家佑等人岩爆判别准则

$$\sigma_0 / \alpha \leq K_s \quad \text{(发生岩爆)} \quad (6)$$

式中: K_s 值与 σ_1 / α 有关。

(7) 王元汉等人岩爆综合判别准则, 如表 1。

表 1 岩爆烈度与各指标的关系

Table 1 Relations among intensities of rockburst and main control factors

指标	无岩爆	弱岩爆	中岩爆	强岩爆
σ_0 / α	< 0.3	$0.3 \sim 0.5$	$0.5 \sim 0.7$	> 0.7
α / σ_1	> 40	$40 \sim 26.7$	$26.7 \sim 14.5$	< 14.5
W_{et}	< 2.0	$2.0 \sim 3.5$	$3.5 \sim 5.0$	> 5.0

在上述的经验判别式中, σ_0 为围岩最大切向应力; α 为围岩轴向应力; σ_1 为工程区最大地应力; α 和 σ_1 分别为岩石单轴抗压、抗拉强度; W_{et} 为冲击倾向指数, 它反映围岩岩石存储弹性应变能的能力。

从上述岩爆经验判别准则中可以发现, 地下洞室围岩最大切向应力、岩石单轴抗压强度和抗拉强度、岩石冲击倾向指数能够较好地反映发生岩爆的内外因两方面的条件, 因此, 本文将它们作为岩爆的主要影响因素。

3.2 岩爆预测人工神经网络模型的建立

为进行岩爆预测, 设已获得 T 次岩爆资料, 每次岩爆资料中含有 N_1 个主要影响因素, 含有 N_2 个岩爆效应参数。本文研究是否发生岩爆, 故 $N_2 = 2$ 。

(1) 输入层神经元数和学习样本集。输入层神经元数与岩爆主要影响因素的数目密切相关。根据前述岩爆主要影响因素的分析, 本文取围岩最大切向应力与岩石抗压强度的比值 σ_0 / α 、岩石抗压强度与抗拉强度的比值 α_1 / α 和岩石冲击倾向指数 W_{et} 这三个指标作为人工神经网络岩爆预测模型的样本参数, 输入层神经元数取为 3。将获得的 T 次岩爆资料, 即 T 组样本参数作为先验知识生成学习样本集。为加快收敛, 将学习样本集各元素规格化, 使其在 $[0, 1]$ 之间。

(2) 隐层数和隐层神经元数。在 BP 网络中, 隐层数和隐层神经元数直接影响训练的效率和预测精度, 它们的确定目前尚无规律可循, 必须针对具体问题通过试算才能获得。

(3) 输出层神经元数与期望输出。输出层神经元数与期望输出取决于岩爆效应参数, 本文预测岩爆发生与否, 输出层神经元数取为 2。相应的期望输出取为: 无岩爆发生为 $(0, 1)$; 有岩爆发生为 $(1, 0)$ 。

本文收集到了国内外 21 个大型地下工程的岩爆资料^[2, 3], 岩爆预测的 BP 网络学习样本与期望输出如表 2 所示。其中, 黄石市和龙门水库两个工程没有应力实测资料, 为使学习样本集更加完备, 考虑到各自围岩岩石的 W_{et} 相当低没有发生岩爆, 其 σ_0 / α 值是根据前述岩爆经验判别准则人为设定的。经过试算, BP 网络结构为 3-10-2 时为好, 即隐层数为 1、隐层神经元数为 10 时可获得最佳的连接权和阈值。

表 2 BP 网络学习样本和期望输出

Table 2 Sample and expected output for training BP network

样号	工程名称	学习样本			期望输出	
		σ_0 / α	α_1 / α ($\times 100$)	W_{et} ($\times 10$)	有岩爆	无岩爆
1	天生桥二级水电站引水隧洞	0.340	0.240	0.66	1	0
2	二滩水电站 2 号支洞	0.410	0.297	0.73	1	0
3	龙羊峡水电站地下洞室	0.106	0.312	0.74	0	1
4	鲁布革水电站地下洞室	0.227	0.278	0.78	0	1
5	渔子溪水电站引水隧洞	0.530	0.150	0.90	1	0
6	太平驿水电站地下洞室	0.380	0.176	0.90	1	0
7	李家峡水电站地下洞室	0.096	0.230	0.57	0	1
8	瀑布沟水电站地下洞室	0.360	0.205	0.50	1	0
9	锦屏二级水电站引水隧洞	0.820	0.185	0.38	1	0
10	拉西瓦水电站地下厂房	0.315	0.241	0.93	1	0
11	黄石市	0.250 [*]	0.208	0.38	0	1
		0.150 [*]	0.208	0.38	0	1
		0.150 [*]	0.141	0.13	0	1
12	龙门水库	0.300 [*]	0.141	0.13	0	1
		0.650 [*]	0.141	0.13	0	1
13	挪威 Sima 水电站地下厂房	0.270	0.217	0.50	1	0
14	挪威 Heggura 公路隧道	0.357	0.241	0.50	1	0
15	挪威 Sewage 隧道	0.420	0.217	0.50	1	0
16	瑞典 Forsmark 核电站冷却水隧洞	0.380	0.217	0.50	1	0
17	瑞典 V ietas 水电站引水隧洞	0.440	0.269	0.55	1	0
18	前苏联 Rasvumchorr 矿井巷	0.317	0.217	0.50	1	0
19	前苏联基洛夫矿	0.300	0.204	0.50	1	0
20	日本关越隧道	0.377	0.284	0.50	1	0
21	意大利 Raibl 铅硫化锌矿井巷	0.774	0.175	0.55	1	0

利用这个已训练收敛的BP网络,将需预测岩爆工程的样本参数实测值作为输入,按照实际输出与期望输出的距离判别是否发生岩爆。

4 实例分析

正在建设中的秦岭隧道长约18.46 km,是我国最长的铁路隧道。它由两条间距30 m且相互平行的单线隧道组成。I线隧道为圆形断面,洞径8.8 m,采用全断面掘进机施工;II线隧道为5 m×6 m的马蹄形断面,采用钻爆法施工,先期按平行导坑贯通,然后扩大成II线隧道。隧道穿过元古界秦岭群地层,最大埋深1600 m。由于混合岩化强烈,主要岩性为混合岩类,岩质坚硬、性脆。隧道地区初始地应力较高,根据有限元分析,隧道中部混合片麻岩段(DyK71+000~DyK79+000)最大地应力 $\sigma_1 = 20 \sim 40$ MPa。据导洞取样试验,混合片麻岩干燥单轴抗压强度 $\alpha = 110 \sim 156$ MPa,单轴抗拉强度 $\sigma_t = 5.4 \sim 9.4$ MPa,冲击倾向指数 $W_{et} = 5$ 。采用本文方法预测岩爆时,混合片麻岩的拉、压强度取其平均值;由 σ_1 换算成 σ_0 时乘以2.0的应力集中系数^[3],样本参数和岩爆预测结果列于表3。根据本文预测,秦岭II

线隧道施工中将会发生岩爆。实际施工中,截至1995年12月6日,在距平行导坑进口125~823 m的区段中共有三处发生了岩爆,可见本文岩爆预测的结果是符合实际的,说明所建议的岩爆预测方法是有效的。

5 结 语

(1) 本文建议的基于先验知识的人工神经网络岩爆预测模型是一种十分有效的岩爆预测方法,它能够科学地利用以往的工程资料研究现在的工程问题,通过神经网络的自学习功能获得岩爆与其各影响因素之间复杂的非线性关系,不必寻求建立解析判据,最大限度地减少了人为因素的干扰从而更具客观性。

(2) 影响岩爆的因素较多,本文采用 σ_0/α , σ_t/σ_1 和 W_{et} 这三个指标作为岩爆预测的样本参数。随着对岩爆机理认识的深化,采用本文建议的人工神经网络预测模型可以很方便地考虑更多因素的影响。人工神经网络本身具有的鲁棒性和很强的抗干扰能力,使得实测资料的个别误差不会对预测结果产生较大的影响。

表3 秦岭隧道岩爆预测结果

Table 3 Rockburst prediction of Qinling tunnel by BP model

样本参数			BP 模型 预测结果
σ_0/α	$\sigma_t/\sigma_1 (\times 100)$	$W_{et} (\times 10)$	
0.30~0.60	0.18	0.50	有岩爆

参 考 文 献

- 1 王伟 神经网络原理[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,1995,53~73
- 2 王元汉,李卧东,李启光等 岩爆预测的模糊数学综合评判法[J]. 岩石力学与工程学报,1998,17(5):493~501
- 3 贾愚如,范正绮 水工地下洞室中的岩爆机制与判据[J]. 水力发电,1990,(6):30~34

STUDY ON ROCKBURST PREDICTION METHOD BASED ON THE PRIOR KNOWLEDGE

Yang Tao¹, Li Guowei²

(¹ Henan Provincial Communications Planning, Survey and Design Institute, Zhengzhou 450052 China)

(² Hohai University, Nanjing 210098 China)

Abstract Based on the neural network theory, a new rockburst prediction model is established. The BP network is trained using the collected data from some actual projects. The study shows that the proposed model is of objectivity, generality and higher accuracy.

Key words rockburst prediction, prior knowledge, artificial neural network, sample