

基于 BP 神经网络和回归分析的隧洞塌方高度预测模型

谭光杰¹, 董孝璧¹, 尹显科²

(1. 成都理工大学环境与土木工程学院, 四川 成都 610059;

2. 国家电力公司成都勘测设计研究院地质工程处, 四川 成都 610072)

摘 要:隧洞塌方的发生与多种因素有关, 本文以小关子水电站引水隧洞为例来讨论如何用相关的因素建立隧洞塌方高度的预测模型。经过分析后认为该隧洞塌方高度主要与断层在洞向上的视倾角和厚度, 水电围岩分类评分和围岩的 RQD 值有关。先以此四个因素为自变量, 塌方高度为因变量建立起隧洞塌方高度的多元回归模型, 利用回归模型的结果对 BP 神经网络预测模型所需的样本进行扩充, 进而建立起 BP 神经网络塌方高度预测模型。

关键词:BP 神经网络; 回归分析; 隧洞塌方高度; 预测模型

中图分类号: X928, P642

文献标识码: A

隧洞塌方是隧洞施工过程中的主要工程地质问题之一。对于塌方高度的预测从已有的文献上看, 主要的方法有实体比例作图或用计算的方法。一般地说, 实体比例作图的方法只考虑了结构面的组合情况, 对围岩的总体状况考虑较少, 而计算的方法相对较为复杂, 参数的取舍也具有较大的人为性。

相似的条件总会产生相似的问题。本文从统计的角度, 用能描述围岩状态的关键特征量来建立多元回归和 BP 神经网络预测隧洞塌方高度的模型。

能够准确地预测塌方的高度, 对于在施工中采取合理的施工方法, 有效的支护方式以及适时的支护时机具有重要意义。

本文将以小关水电站引水隧洞为例较为详细地介绍塌方高度预测模型的建立过程。

1 小关子水电站引水隧洞工程地质条件

小关子水电站^[1]位于四川省宝兴县宝兴河上, 装机容量为 16×10^4 kw。

引水隧洞全长 6 308 m, 由左右岸隧洞和过河

管桥组成。隧洞为马蹄形有压隧洞, 内径 9.4 m。围岩主要为晋宁~ 澄江期第四期浅灰、微红色中细粒花岗岩($\gamma_2^{(4)}$)。隧洞地下水无统一的水力联系, 多沿断层破碎带及其影响带和裂隙密集带渗出。

开挖揭示, 隧洞发育大小断层和挤压带共计 115 条, 断层与洞向的交角多在 $50^\circ \sim 70^\circ$, 断层倾角以中等倾角为主。裂隙较为发育, 产状分布与断层产状分布基本一致。裂隙和断层常在洞室顶拱和边墙部位形成不利的岩体组合。

总体上围岩状况较好, 围岩类别以 II 类为主。左右岸隧洞所处的地质环境和工程地质条件是相似的。

由于资料的原因, 以下所使用的断层资料主要来自于右岸隧洞。

2 塌方高度的回归模型

2.1 特征变量的提取

该引水隧洞围岩为侵入岩, 没有占主导地位的层面或优势结构面。塌方的发生通常与断层的发育有关。断层的存在破坏了岩体的完整性。断层与裂

收稿日期(Received date): 2003- 04- 07; 改回日期(Accepted): 2003- 05- 21。

作者简介(Biography): 谭光杰(1974-), 男, 汉族, 重庆市垫江人, 成都理工大学环境与土木工程学院岩土工程专业硕士研究生。[TAN Guang-Jie(1974-), male, the Han Nationality, Born in Dianjiang County, Chongqing City, the Graduate student of College of Environment and Civil Engineering of ChengDu University of Technology and Majoring in Civil Engineering.]

隙的不利组合是塌方发生的主要原因,同时断层常常是地下水的通道,而地下水会进一步地恶化隧洞围岩状况。

断层状态可以用产状和厚度来描述。为了同时反映出断层的倾角及其走向与隧洞方向的关系,选取断层的视倾角(x_1)和厚度(x_2)为特征变量。

围岩的完整性直接影响到塌方的高度。描述围岩的完整性可以用围岩的 RQD 值(x_3)。

为了考虑影响塌方的其它因素,如裂隙的组合的和地下水的影响,同时又能减少特征变量的个数,采用一个综合指标,即水电围岩分类评分(x_4)作为第四个特征变量。

通过对隧洞总体分析,剔除了明显由于人为原因造成的塌方后,得到了表 1 所示的样本。

2.2 多元回归塌方模型

对表 1 所示的样本,以上述四个特征变量为自变量,以隧洞塌方高度为因变量,采用多元非线性回归的方法得到了如下的回归模型:

$$y = 0.154 + 0.74x_1 + 0.375x_2 - 0.211x_3 + \frac{0.413}{x_4}$$

复相关系数 $R = 0.922$ 。

该模型的预测效果较差。本文建立回归模型的目的旨在为 BP 神经网络的样本扩充提供参考。

表 1 学习样本及回判结果

Table 1 The training samples and their calculative results

样本分类	断层编号	视倾角 X_1 (°)	断层厚度 X_2 (m)	RQD X_3	围岩评分 X_4	高度 Y (m)	回判 Y' (m)	相对误差 (%)
训练样本	f _{r-1}	0.7850	0.15	0.30	0.28	0.60	0.6003	0.05
	f _{r-3}	0.2966	1.30	0.30	0.05	8.00	7.9943	0.07
	f _{r-5}	0.4361	0.13	0.45	0.38	1.80	1.8002	0.01
	f _{r-4}	0.4361	0.25	0.45	0.25	4.30	4.2956	0.10
	f _{r-8}	0.5931	0.07	0.77	0.06	8.90	8.8988	0.01
	g _{r-8}	0.5059	0.30	0.80	0.29	0.50	0.5065	1.30
	f _{r-9}	0.5931	0.20	0.70	0.26	1.40	1.4027	0.19
	g _{r-10}	0.4710	0.05	0.70	0.23	1.90	1.9025	0.13
	f _{r-17}	1.3781	0.25	0.40	0.63	1.80	1.7985	0.08
	g _{r-9}	0.4710	0.05	0.70	0.27	1.30	1.3019	0.15
	g _{r-11}	0.3663	0.10	0.70	0.21	1.80	1.8048	0.27
	f _{r-18}	0.4710	5.00	0.10	0.07	8.10	8.0998	0.00
	g _{r-24}	0.3489	0.07	0.55	0.56	1.20	1.1987	0.11
	f _{r-19}	0.2268	0.70	0.30	0.17	3.00	3.0018	0.06
	f _{r-18}	0.4710	5.00	0.10	0.07	8.10	8.0998	0.00
	f _{L-25}	0.8023	0.25	0.3	0.09	3.95	3.9453	0.12
	f _{r-15}	0.5931	0.25	0.85	0.63	0.90	0.9003	0.03
	f _{L-4}	0.7655	0.90	0.45	0.17	5.45	5.4495	0.01
预测样本	f _{L-23}	0.4597	0.62	0.47	0.22	4.25	4.6623	9.70
	f _{r-10}	1.0118	0.70	0.40	0.09	5.96	6.3960	7.32
	g _{L-13}	0.5129	0.15	0.65	0.30	1.25	1.1415	8.68
	f _{L-41}	0.7854	1.10	0.40	0.12	4.99	5.0775	1.75

注:表中的塌方高度是指顶拱以上的塌方高度。下标 r 表示右岸, L 表示左岸。

3 BP 神经网络模型

3.1 BP 神经网络简介

BP 神经网络是采用误差反传算法的神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成, 其中隐含层可以有多个, 可参考图 1。各层是由神经元(节点)构成的。

对于输入信息先向前传播到隐含层节点上, 经过各神经元的激活函数(通常采用 S 型函数)运算后, 把隐含层节点的输出信息传播到输出层节点, 最后得到输出结果。网络的学习过程由正向和反向传播组成。在正向传播中, 每一层的神经元状态只影响下一层神经元的状态。如果输出层不能得到期望的输出, 那么就将误差沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的权值, 逐次地向输入层传播, 然后再正向传播, 直到误差小于指定的误差^[2]。

BP 算法是均方差最小化的最速下降法, 主要的缺点是误差曲面具有很多的局部极小点和需要较长的训练时间。对 BP 算法的改进方法主要有两类, 一类是使用启发式信息技术, 另一类是标准数值优化技术^[2]。

3.2 网络的建构

3.2.1 网络层数和节点的设置

1989 年 Robert Hecht-Nielsen 证明了具有隐含层的三层 BP 网络可以有效逼近任意的连续函数^[3]。输入层和输出层的节点数由具体的问题决定, 但如何选取网络的隐含层层数和节点数, 没有确切的方法和理论, 通常采用的是对学习样本和测试样本的误差交叉评价的试错法。网络设计时应尽可能减小系统的规模和复杂性^[4]。1987 年 Hecht-Nielsen 指出隐含层的节点数应为 $2N+1$, 其中 N 为输入层的节点数^[2]。

对表 1 所示的样本, 通过试算得到了如图 1 所示的隧洞塌方高度预测的 BP 神经网络模型。

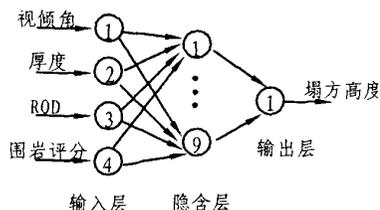


图 1 神经网络示意图

Fig. 1 The figure of ANN

选用与回归模型相同的输入向量, 塌方高度为输出向量, 理由如上节所述。为了在计算时不进行规格化处理, 对视倾角采用弧度表示, 围岩评分采用满分为 1 的标准。

隐含层的节点数为 9。输入层到隐含层的函数为 S 型函数: $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。隐含层到输出层采用线性函数: $f(x) = x$ 。S 型函数的输出在 0 到 1 之间, 隐含层到输出层采用线性函数则可以处理任何的输出。

3.2.2 样本容量

粗略估计, 可认为对于给定结构的网络来说, 样本量 m 与误差 ε 之间应满足关系^[5]: $m \geq \frac{|W|}{\varepsilon}$, 其中 $|W|$ 表示可调权值的总个数。

塌方预测网络的可调权值总个数为 45, 假设误差平方和为 0.6, 则所需的学习样本数约为 80 个。第 2 节所建立的回归模型是一个近似的模型, 基于此, 本文提出了利用回归模型扩充样本方法, 避免了纯粹随机的方法。对每个样本的输入向量采用随机增量的方法构成新的样本, 对输出向量的增量则采用回归模型的增量来近似地代替。

① 输入向量的增量

$dx_i = rand() \times A$, 其中 dx_i 表示第 i 个特征变量的增量, $rand()$ 表示生成 $[-1, 1]$ 的随机数, A 表示放大因子。因此, 生成的随机数不会超过 A 。

② 输出向量(塌方高度)的增量

$dy = \alpha \sum_{i=1}^4 \frac{\partial f}{\partial x_i} dx_i$, dy 表示输出向量的增量, f 函数采用回归模型所得到的函数, α 表示修正系数, 取值可由回归模型的误差分析而得, 本文取 0.2~0.7。

因此, 新的样本可以写成

$$X = [x_1 + dx_1, x_2 + dx_2, x_3 + dx_3, x_4 + dx_4]$$

$$Y = [y + dy]$$

3.2.3 训练结果和预测

取断层视倾角的放大因子为 3° , 厚度放大因子为厚度的 10%, RQD 值和围岩评分放大因子分别为 0.05 和 0.05, 对训练样本进行扩充。扩充样本应当认真分析以期符合实际。对扩充后的训练样本采用数值优化算法中的 Levenberg-Marquart 方法进行计算, 误差平方和用 0.6。训练结果如表 1 所示。各层间的连接权和偏置值见表 2。

对表 1 中的预测样本进行了预测, 效果较好, 最

大的相对误差不超过 10%，可以在实际工作中使用。

表 2 各层节点间的连接权和偏置值

Table 2 The connection weights and biases

隐含层 节点	输入层节点					偏置值	输出层节点 1
	1	2	3	4	偏置值		
1	- 4. 4741	1. 7958	- 15. 6892	27. 5784	- 7. 0783	- 4. 3999	
2	- 3. 7501	3. 5714	- 6. 6970	- 4. 7201	3. 2841	- 11. 3746	
3	- 9. 8446	4. 0996	- 4. 6542	- 3. 5181	- 11. 9297	12. 5385	
4	0. 3513	- 7. 4569	- 6. 6174	10. 2414	1. 1968	- 11. 8132	
5	8. 2886	- 12. 9407	13. 1039	- 2. 5269	- 11. 3413	6. 0170	
6	5. 5972	- 7. 1252	10. 3702	- 14. 4345	7. 9061	16. 8923	
7	- 2. 4001	- 2. 6227	- 7. 1432	16. 5351	4. 2019	- 13. 5792	
8	- 2. 1336	0. 0350	- 5. 9024	5. 2439	3. 4103	26. 3405	
9	4. 0033	- 0. 0011	- 4. 8880	- 0. 8967	16. 4735	- 13. 5935	
偏置值							- 0. 6803

4 结 语

BP 神经网络本质上是一种非线性映射系统, 采用的是记忆学习模式, 因此需要大量的样本进行训

练才可能得到较为准确的预测。同时, 这种预测方法是从统计角度上进行预测, 缺乏对塌方机制的分析, 因此有一定的局限性。在实际工作中应当结合其它方法进行综合分析。

参考文献(References):

[1] Chengdu Hydroelectric Investigation and Design Research Institute. the Report on the Design and Construction of XIAOGUANZHI Hydropower Station. 2002. [成都勘测设计研究院. 小关子水电站技施报告[R], 2002年.]

[2] Yuan Zeng-Ren. Artificial Neural Network and its Application. Beijing: Tsinghua Press, 1999. 40~ 152. [袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社 1999. 40~ 152]

[3] XU Chuan-Hua, REN Qing-Wen, FANG Ding-Wang, Chaoic Time Sequence Based on Artificial Neural Network. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2003(1): 31. [许传华, 任青文, 房定旺. 基于神经网络的混沌时间序列预测[J], 水文地质工程地质, 2003(1): 31.]

[4] FEISHI Research and Development Center of Technology. Assistant Analysis and Design of Artificial Neural Network in MATLAB6. 5. Beijing: Electronic Industry Press, 2003. 65~ 66. [飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计[M], 北京: 电子工业出版社, 2003. 65~ 66]

[5] Yan Ping-fan, Zhang Chang-shui. Artificial Neural Network and Simulation Evolution Calculation. Beijing: Tsinghua Press, 2002. 69~ 70. [阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002. 69~ 70.]

The Predictive Model of the Tunnel Collapse Height Based on BP Artificial Neural Network and Multiple Regression

TAN Guang-Jie¹, DONG Xiao-Bi¹, and YIN Xian-Ke²

(1. Chengdu University of Technology, Chengdu 610059 China;

2. Chengdu Hydroelectric Investigation and Design Research Institute, Chengdu 610072 China)

Abstract: The tunnel collapse is caused by many factors that can be used to build the predictive model of the tunnel collapse height. A sample, the tunnel of XIAOGUANZHI hydropower station, is given in the paper. Those correlative factors are the fault apparent dip on the tunnel direction and its thickness, RQD value of the surrounding rock and the score of the grade of the surrounding rock according to the hydroelectric criterion. Firstly, the multiple regression model of the tunnel collapse height is built with the four factors above as independent variables and the tunnel collapse height as the dependent variable. Secondly, the learning samples are added by making use of the results from the multiple regression model. At last, the predictive model of the tunnel collapse height based on the BP artificial neural network is built by training the learning samples.

Key words: BP artificial neural network; multiple regression; tunnel collapse height; predictive model