

基于改进BP网络算法的隧洞围岩分类

周翠英^{1,2,3}, 张亮^{2,4}, 黄显艺^{2,4}

1. 中山大学应用力学与工程系, 广东广州 510275

2. 中山大学地下工程与信息技术研究中心, 广东广州 510275

3. 中山大学规划设计研究院岩土工程研究所, 广东广州 510275

4. 中山大学地球科学系, 广东广州 510275

摘要: 围岩分类对指导地下工程的设计和施工具有非常重要的意义. 引入人工神经网络的方法, 进行隧洞围岩分类. 在传统BP算法的基础上, 通过改进学习算法、优化传递函数和网络结构进行神经网络方法优化. 采用附加动量法和学习速率自适应调整的策略改进学习算法, 使得当误差大于上临界值时, 则降低学习率, 当误差小于下临界值时, 则适当提高学习率, 这样可加快网络的训练速度, 确保网络的稳定性; 通过引入调整学习率参数, 使得传递过程更加敏感, 加快了传递函数的收敛速度, 提高了训练函数的计算精度; 通过给定隐含层节点模型的取值范围, 对网络结构进行优化, 提高了泛化精度. 将改进的BP网络模型应用于广东省东深供水改造工程的隧洞围岩分类中, 分类结果与根据《水工隧洞设计规范(SL279—2002)》的分类结果完全一致, 表明该方法具有良好的工程实用性.

关键词: 围岩分类; 人工神经网络; 改进BP网络算法; 工程应用.

中图分类号: P642

文章编号: 1000-2383(2005)04-0480-07

收稿日期: 2004-12-07

Classification of Rocks Surrounding Tunnel Based on Improved BP Network Algorithm

ZHOU Cui-ying^{1,2,3}, ZHANG Liang^{2,4}, HUANG Xian-yi^{2,4}

1. Department of Applied Mechanics and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

2. Research Centre of Underground Engineering and Information Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

3. Institute of Geotechnical Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

4. Department of Earth Sciences, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China

Abstract: The classification of rocks surrounding a tunnel has an important significance for guiding design and construction in underground engineering. This paper introduces an artificial neural network method into the classification of these rocks. Based on traditional back propagation (BP) arithmetic, an enhanced neural network method is obtained by improving the training algorithm, transfer function and network structure. By combining the additive momentum method with the self-adjusting learning speed method, the algorithm has been improved; when the error is bigger than the upper critical limits the learning speed automatically decreases; when the error is smaller than the lower critical limits the learning speed automatically increases. Thus, the training speed can be fast yet at the same time the stability of the network can be ensured. By introducing the parameter of adjusting learning speed, the transfer process becomes more sensitive and the convergent speed becomes faster, thus, increasing the calculating precision of the training function. By giving a data range for a certain implicit layer joint model, the structure of the network is optimized; correspondingly, the functional precision is improved. The improved BP network model is tested in example classifications of some typical rocks surrounding tunnels in the Dong Shen Water Supply Reconstruction Project. The results fit well with the classification according to the code of hydraulic tunnel design in China, which indicates that this improved method has a high practical application.

Key words: classification of rocks surrounding a tunnel; artificial neural network; improved back propagation (BP) network algorithm; engineering application.

作者简介: 周翠英(1963—), 女, 博士生导师, 主要从事岩土工程与环境地质的教学与研究工作. E-mail: eeszy@zsu.edu.cn

围岩分类是进行地下工程设计和施工的基础,是评价围岩稳定性(谭成轩等,2000;王学潮等,2001;胡亚波和王学斌,2002)、设计断面形状、施工方式和支撑、衬砌等的重要依据。选取哪些分类指标,采用何种方案对围岩进行较为准确的分类,一直是地下工程研究领域中的一个重要课题。隧洞围岩分类的方法有很多种,其原理基本上是采用工程经验类比法或根据位移监测所获得的信息来判别其稳定性,进而进行分类。通常,在获得隧洞围岩位移监测结果后进行的数据处理过程中渗透了较多的人为因素,使得处理结果带有较多的人为干扰。为尽可能消除处理过程中人为因素的影响,本文引入人工神经网络方法,从算法、传递函数和结构改进 BP 网络,并应用于东深供水改造工程的隧洞围岩分类中。

1 隧洞围岩变形的人工神经网络方法

1.1 基本原理

神经网络是一组输入节点到输出节点的高度非线性映射(冯夏庭,2000)。如果输入节点数为 n , 输出节点数为 m , 则网络是: $F: R^n \rightarrow R^m, Y = F(X)$ 。如果对于样本集合输入 X 和输出 Y , 可以认为存在某一映射 G , 使得: $y_i = G(x_i), i = 1, 2, \dots, k$ 。求解问题时, 只要求出一个映射 F , 使得在某种意义下, F 是 G 的最佳逼近。

BP 神经网络(Back Propagation, 误差反向传播多层前馈神经网络)是目前应用最广泛也是发展最成熟的一种神经网络模型, 它是按层次结构构造的, 包含输入层、隐含层和输出层, 隐含层可以是一个或多个, 每层由若干个神经元组成; 层与层之间多采用全互连方式, 同一层单元之间不存在相互连接(图 1)。

1.2 BP 网络模型的改进

1.2.1 学习算法的改进 由于经典 BP 算法存在收敛速度慢、局部极小非全局最优等问题, 拟采用附加动量法和自适应调整两种策略, 从而提高学习速度并增加算法的可靠性。动量法降低了网络对于误差曲面局部细节的敏感性, 有效地抑制了网络陷于局部极小; 自适应调整学习速率有利于缩短学习时间(楼顺天和施阳, 2000)。

附加动量法是在反向传播法的基础上在每一个权值的变化上加一项正比于前次权值变化量的值, 并根据反向传播法来产生新的权值变化。附加动量法使网络在修正其权值时, 不仅考虑误差在梯度上

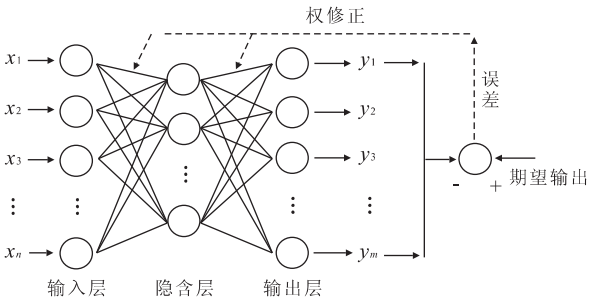


图 1 BP 网络模型结构
Fig. 1 Structure of BP network model

的作用,而且考虑在误差曲面上变化趋势的影响,忽略网络上的微小变化特性,则有可能滑过这些极小值。带有附加动量因子的权调节公式变为:

$$W_{ij}(t+1) = \alpha W_{ij}(t) + (1-\alpha)\eta p_m^{(t)} O_m^{(t-1)} \quad (1)$$

式中, α 为动量因子, η 为学习率, t 为网络迭代次数。

附加动量法的实质(丛爽, 1998)是将最后一次权值变化的影响, 通过一个动量因子来传递。当动量因子取值为零时, 权值的变化就是根据原来梯度下降法所产生的; 当动量因子取值为 1 时, 新的权值变化则是设置为最后一次权值的变化, 而依梯度法产生的变化部分则被忽略掉了。当增加了动量项后, 此方式促使权值的调节向着误差曲面底部的平均方向变化, 有助于使网络从误差曲面的局部极小值中跳出。

对于一个特定的问题, 要选择适当的学习速率不是一件容易的事情。通常是凭经验或试验获取, 但即使这样, 对训练开始初期效果较好的学习速率, 不见得对后来的训练合适。为了解决这一问题, 采用自动调整学习速率的方法。调整学习速率的准则是(饶运章和侯运炳, 2001): 检查权值的修正值是否真正降低了误差函数, 如果是, 则所选取的学习速率值小了, 对其增加一个量; 若不是, 产生了过调, 那么就减小学习速率的值。

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)D(t) \quad (2)$$

$$\alpha(t) = 2^\lambda \alpha(k-1) \quad (3)$$

式中, $D(t)$ 为 t 时刻的权值负梯度, $D(t) = -\partial E / \partial W(t)$; λ 为调整学习率参数, $\lambda = \text{sign}[D(t)D(t-1)]$, 取值 1 或 -1; 当连续两次迭代其梯度方向相同时, 说明下降太慢, 该参数取 1; 当连续两次迭代其梯度方向相反时, 说明下降过快, 该参数取 -1。

1.2.2 传递函数的改进 BP 网络易陷于局部极小, 还跟神经元传递函数有密切关系。传递函数的基本作用包括控制输入对输出的激活作用; 对输入、输出进行函数转换; 将可能无限域的输入变换成指定

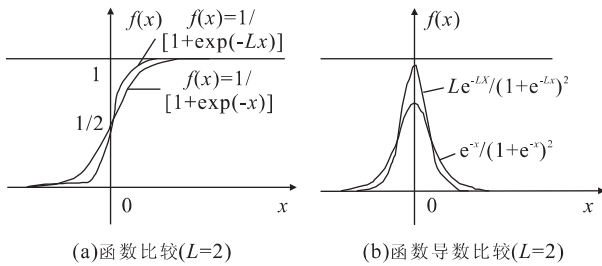


图 2 不同形式 Sigmoid 型函数比较

Fig. 2 Comparison of different modalities of Sigmoid function

的有限范围内的输出. 经典 BP 算法常选用 Sigmoid 型函数作为神经元传递函数, 原因有两条: (1) 它与生物神经元的真实反映非常相似; (2) 它有一个非常简单的导数 $f'(x) = f(x)[1 - f(x)]$, 这对开发学习算法非常有用.

常用的 Sigmoid 型函数为 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$, 现代入表征收敛速度的常量 L : $f(x) = 1/(1 + e^{-Lx})$, ($\lambda \geq 1$), 从 3 个方面对它们的收敛性进行比较(图 2). (1) $f(x) = 1/(1 + e^{-Lx})$ 比 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 曲线更加陡(图 2a), 当 $x > 0$ 时, 前者更快趋近于 1; 当 $x < 0$ 时, 前者也更快趋近于 0, 这说明前者的收敛速度比后者快. (2) 对于 x 在微小区间内的变化, $f(x) = 1/(1 + e^{-Lx})$ 反应更加灵敏(图 2a). (3) 比较 2 者的导数(图 2b), 当 x 相同的时候, $f(x) = 1/(1 + e^{-Lx})$ 的导数比 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 的大, 这说明, 在调整权值和阈值的过程中, 前者比后者的调整幅度要大, 这就增加了调整的速度.

从以上分析可以看出, 把 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 写成 $f(x) = 1/(1 + e^{-Lx})$ 形式(L 根据实际情况取值), 可以大大加快 BP 学习算法的收敛速度, 部分消除局部极小的影响.

1.2.3 网络结构的优化 由于神经网络的学习效果依赖于网络结构(William and Margery, 1997), 因此构造一个满意的网络结构是非常重要的. 输入输出层的节点数目仅由输入输出参数数目来决定; 隐含层可以是一层, 也可以是多层. 一般而言, 隐含层越多, 则较少次数的权值调整网络就能学到样本的知识, 不过, 网络的学习会耗费更多的时间. (飞思科技产品研发中心, 2003) 提到 Kolmogorov 定理: 给定任一连续函数 $f: U^n \rightarrow R^m$, $f(X) = Y$, 这里 U 是闭单位区间 $[0, 1]$, f 可以精确地用一个 3 层前向网络实现, 网络的第一层(输入层)有 n 个处理单元, 中间层(隐含层)有 $2n + 1$ 个处理单元, 第三层(输出层)有 m 个处理单元. 因此, 在大多数情况下, 为了

简便, 人们通常只采用一个隐含层. 在此采用一个隐含层的 3 层 BP 网络模型.

但是, 隐含层节点数的确定至今尚无理论上的指导, 仅凭经验选取. 用郝哲和刘斌(2003)提供的有关参考公式计算出最优隐含层节点数的大概范围, 在此范围内按系统误差进行优化选取, 得到最适宜的隐含层节点数. 确定隐含层节点数的参考公式为:

$$n_1 = \sqrt{n + m + C}, \tag{4}$$

$$n_1 \geq \log_2 n, \tag{5}$$

$$n_1 \geq k/(n + m). \tag{6}$$

式中, n_1 为隐含层结点数; k 为样本数; n 为输入节点数; m 为输出节点数; C 为 1~10 之间的常数.

2 改进 BP 网络模型在东深供水改造工程围岩分类中的应用

2.1 分类指标的选取

根据(中华人民共和国水利行业标准, 2003)《水工隧洞设计规范》(SL279-2002)及国内外围岩分类经验(霍润科和刘汉东, 1998), 并参照东深供水改造工程初步设计报告(广东省水利电力勘测设计研究院, 1999), 采用 5 级分类, 如表 1 所示. 选用岩石质量指标 RQD 、完整性系数 K_v 、单轴饱和抗压强度 R_w 、纵波波速 V_p 、弹性抗力系数 K_o 和结构面摩擦系数 f 作为分类评价指标. 对应输入层 6 个神经元; 输出层取 5 个神经元分别对应围岩分类的 5 个类别, 即 I、II、III、IV 和 V(图 3). 用(1, 0, 0, 0, 0)表示 I 类围岩、(0, 1, 0, 0, 0)表示 II 类围岩、(0, 0, 1, 0, 0)表示 III 类围岩、(0, 0, 0, 1, 0)表示 IV 类围岩、(0, 0, 0, 0, 1)表示 V 类围岩.

2.2 学习样本的构造和数据的归一化处理

本文以东深供水改造工程总指挥部提供的观音山隧洞、笔架山隧洞、石山隧洞、窑坑隧洞和凤岗隧洞的围岩资料作为学习样本, 总共 30 个(表 1). 当输入样本中存在奇异样本时, 网络训练时间将大为延长, 为了消除训练时间对奇异样本的敏感性, 同时消除各指标间由于量纲不同所带来的影响, 加快网络的收敛速度, 通常需对输入样本进行归一化处理:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}. \tag{7}$$

式中, x_{ij} 为第 i 项指标第 j 个数据, $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别为

表 1 围岩分类的神经网络学习样本

Table 1 Learning samples of neural network on classification of surrounding rocks

样品 序号	输 入						输 出				
	RQD	K_v	R_w	V_p	K_o	f	I	II	III	IV	V
1	58	0.59	85	4 207	18	5	0	1	0	0	0
2	75	0.55	55	3 700	5	3	0	0	1	0	0
3	45	0.55	55	3 700	10	4	0	0	1	0	0
4	62	0.46	55	3 695	10	4	0	0	1	0	0
5	44.5	0.5	20	3 000	1	1.5	0	0	0	1	0
6	61	0.52	20	3 959	3.5	3	0	0	0	1	0
7	22	0.25	8	1 900	1.5	1.25	0	0	0	0	1
8	86	0.68	110.2	4 500	18	5	0	1	0	0	0
9	95	0.65	110.2	4 514	18	5	0	1	0	0	0
10	64	0.53	59.5	4 000	10	4	0	0	1	0	0
11	70.5	0.49	40.9	3 000	3.5	3	0	0	0	1	0
12	34	0.14	16.3	2 060	1.5	1.25	0	0	0	0	1
13	94	0.72	110.2	4 660	18	5	0	1	0	0	0
14	70	0.53	59.5	4 014	10	4	0	0	1	0	0
15	33	0.5	38.3	3 896	3.5	3	0	0	0	1	0
16	85	0.53	38.3	4 014	3.5	3	0	0	0	1	0
17	24	0.18	16.3	2 330	1	1	0	0	0	0	1
18	50	0.57	111.5	4 122	15	5	0	1	0	0	0
19	66	0.42	68.5	3 580	8	4	0	0	1	0	0
20	42	0.24	62.7	2 690	2.5	1.75	0	0	0	1	0
21	33	0.13	14.5	1 960	1.25	1	0	0	0	0	1
22	60	0.72	111.95	4 060	15	2	0	1	0	0	0
23	55	0.46	61.84	3 280	8	4	0	0	1	0	0
24	25	0.27	18.5	2 500	3	2	0	0	0	1	0
25	20	0.17	10	1 960	1	0.75	0	0	0	0	1
26	8.5	0.15	6.3	1 952	1.25	0.75	0	0	0	0	1
27	31	0.26	25	2 950	2	1.5	0	0	0	1	0
28	81	0.5	55	3 956	10	4	0	0	1	0	0
29	94	0.68	81.5	4 580	18	5	0	1	0	0	0
30	52	0.52	68.7	3 965	10	4	0	0	1	0	0

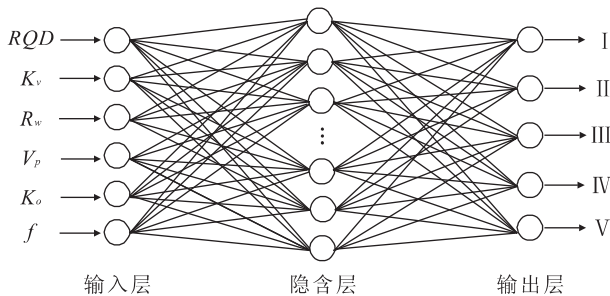


图 3 隧洞围岩稳定性分类模型

Fig. 3 Stability classification model of rocks surrounding tunnels

原始数据中的最小值、最大值,归一化后 x'_{ij} 的值介于 0 和 1 之间.

考虑到 Sigmoid 型函数值在接近 0、1 的时候,曲线比较平缓,变化速度非常缓慢,为了减少网络学习时间,将输入及输出数据变换在 0.1~0.9 之间,

这样 Sigmoid 函数在该区间内变化梯度比较大,网络收敛速度大大加快,改善了网络的性能.把式(7)改写成如式(8)所示,变换后 x'_{ij} 的值介于 0.1 和 0.9 之间.

$$x'_{ij} = 0.1 + \frac{0.8(x_{ij} - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}}.$$

(8)

经归一化和变换处理后的学习样本如表 2 所示.其中,输出(0.9,0.1,0.1,0.1,0.1)代表Ⅰ类围岩,(0.1,0.9,0.1,0.1,0.1)代表Ⅱ类围岩,(0.1,0.1,0.9,0.1,0.1)代表Ⅲ类围岩,(0.1,0.1,0.1,0.9,0.1)代表Ⅳ类围岩,(0.1,0.1,0.1,0.1,0.9)代表Ⅴ类围岩.

2.3 网络结构的优化

综合式(4)、(5)和(6)的计算结果可知,此时, $k=30,n=6,m=5,n_1$ 的取值在 4~13 之间是适宜的,为了准确确定隐含层的节点数,取 4~13 的隐层

表 2 归一化及变换处理后的学习样本
Table 2 Learning samples after normalizing and transforming

样品 序号	输入						输出				
	RQD	K_v	R_w	V_p	K_o	f	I	II	III	IV	V
1	0.557 8	0.723 73	0.695 93	0.768 7	0.9	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
2	0.715 03	0.669 49	0.468 77	0.621 74	0.288 23	0.523 53	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
3	0.437 58	0.669 49	0.468 77	0.621 74	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
4	0.594 8	0.547 46	0.468 77	0.620 29	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
5	0.432 94	0.601 7	0.203 74	0.418 84	0.1	0.241 18	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
6	0.585 55	0.628 82	0.203 74	0.696 81	0.217 65	0.523 53	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
7	0.224 86	0.262 71	0.112 87	0.1	0.123 53	0.194 12	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
8	0.816 76	0.845 76	0.886 75	0.853 62	0.9	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
9	0.9	0.805 09	0.886 75	0.857 68	0.9	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
10	0.613 3	0.642 38	0.502 84	0.708 7	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
11	0.673 41	0.588 14	0.362	0.418 84	0.217 65	0.523 53	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
12	0.335 84	0.113 56	0.175 72	0.146 38	0.123 53	0.194 12	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
13	0.890 75	0.9	0.886 75	0.9	0.9	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
14	0.668 78	0.642 38	0.502 84	0.712 75	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
15	0.326 59	0.601 7	0.342 31	0.678 55	0.217 65	0.523 53	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
16	0.807 51	0.642 38	0.342 31	0.712 75	0.217 65	0.523 53	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
17	0.243 35	0.167 8	0.175 72	0.224 64	0.1	0.147 06	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
18	0.483 82	0.696 61	0.896 59	0.744 06	0.758 82	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
19	0.631 79	0.493 22	0.570 99	0.586 96	0.429 41	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
20	0.409 82	0.249 15	0.527 07	0.328 98	0.170 59	0.288 23	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
21	0.326 59	0.1	0.162 09	0.117 39	0.111 76	0.147 06	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
22	0.576 3	0.9	0.9	0.726 09	0.758 82	0.335 3	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
23	0.530 06	0.547 46	0.520 56	0.5	0.429 41	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
24	0.252 6	0.289 83	0.192 38	0.273 91	0.194 12	0.335 3	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
25	0.206 36	0.154 24	0.128 02	0.117 39	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
26	0.1	0.127 12	0.1	0.115 07	0.111 76	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.9
27	0.308 1	0.276 27	0.241 6	0.404 34	0.147 06	0.241 18	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1
28	0.770 52	0.601 7	0.468 77	0.695 94	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1
29	0.890 75	0.845 76	0.669 42	0.876 81	0.9	0.9	0.1	0.9	0.1	0.1	0.1
30	0.502 31	0.628 82	0.572 5	0.698 55	0.523 53	0.711 77	0.1	0.1	0.9	0.1	0.1

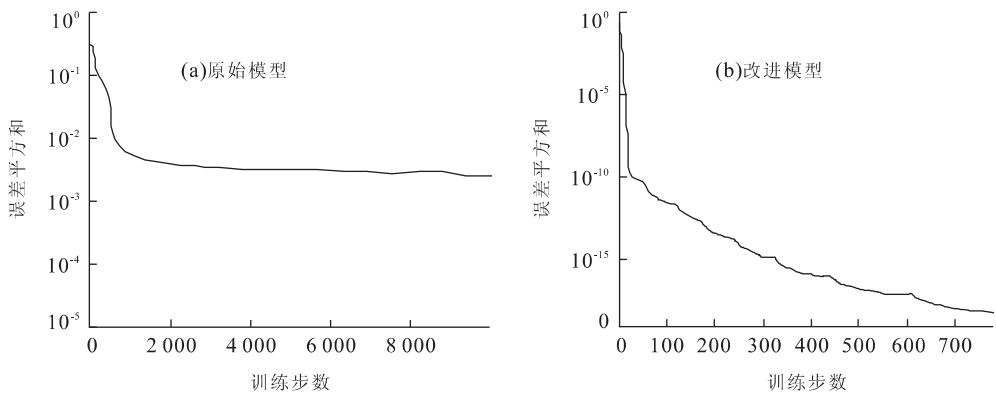


图 4 原始模型(a)与改进模型(b)误差曲线
Fig. 4 Error curves of the original model (a) and improved model (b)

节点数进行系统误差训练计算,得知, $n_1=5$ 时的训练效果最理想. 误差曲线如图 4 所示,比较可知:改进后的网络模型收敛速度优越于原传递函数模型,并且精度也有大幅提高. 最终网络结构见图 5.

2.4 计算结果与比较

应用表2数据,对选定的BP网络模型训练后

表 3 待分级的走马岗隧洞围岩分类指标实测值

Table 3 Measurement classification indexes of surrounding rocks on Zoumagang tunnel to be classified							
围岩分段序号	岩性	评价指标实测值					
		RQD	K_v	R_w	V_p	K_o	f
1 (2+720~3+320)	洞身为微风化千枚岩,洞顶为弱风化和微风化岩	75	0.57	82.9	4 145	10	4
2 (3+320~3+680) (3+760~4+300)	微风化长石石英云母片岩,混合岩,岩石坚硬完整,洞顶以上有大于 30 m 微风化岩	94	0.71	81.5	4 631	18	5.5
3 (3+680~3+760)	洞顶为微风化千枚岩,岩石坚硬,裂隙稍发育	80	0.69	60	4 567	10	4
4 (4+300~4+410)	微风化花岗斑岩,岩石坚硬完整,洞顶微风化和弱风化	68	0.52	120	3 980	18	5.5
5 (4+410~4+470)	弱风化花岗斑岩,岩石坚硬,裂隙发育,完整性较差	42	0.45	62.4	3 681	10	4
6 (4+470~4+484)	弱风化花岗斑岩,岩石坚硬,裂隙发育,完整性较差	25	0.36	62.4	3 300	3.5	3
7 (4+484~4+505)	洞身为弱风化和强风化花岗斑岩,洞顶强风化岩为主	25	0.17	6.3	2 300	1	0.75

表 4 走马岗隧洞围岩分类结果

围岩分段序号	I	II	III	IV	V	神经网络分类结果	勘察分类结果
1	0.100 0	0.100 0	0.900 0	0.100 0	0.100 0	III	III
2	0.100 0	0.900 0	0.100 0	0.100 0	0.100 0	II	II
3	0.100 0	0.100 0	0.900 0	0.100 0	0.100 0	III	III
4	0.100 0	0.900 0	0.100 0	0.100 0	0.100 0	II	II
5	0.100 0	0.100 0	0.900 0	0.100 0	0.100 0	III	III
6	0.100 0	0.100 0	0.101 8	0.898 2	0.100 0	IV	IV
7	0.100 0	0.100 0	0.100 0	0.100 0	0.900 0	V	V

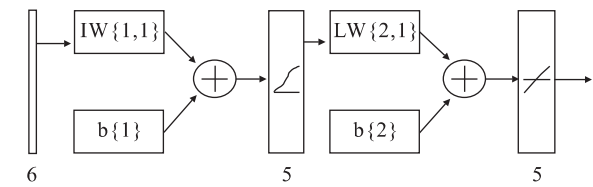


图 5 优化后的 BP 网络结构

Fig. 5 Structure of BP network after optimized

可以得到一组权值和阈值. 用此训练后的模型对走马岗隧洞 7 个不同桩段的围岩(指标实测值如表 3 所示)进行分类识别,其分类结果见表 4. 为了便于比较,表 4 同时列出东深供水改造工程建设总指挥部提供的根据《水工隧洞设计规范(SL279—2002)》给出的分类结果. 从表 4 可看出,神经网络法的输出结果与勘察报告提供的结果完全一致,从而证明 BP 网络模型精度很高,能很好地满足工程的应用需要.

3 结论

(1)附加动量法及自适应学习速率是改进 BP 算法的有效手段;在对传递函数的改进中,在常用的 Sigmoid 型函数表达公式基础上引入了一个表征收敛速度的参数 $L(L>1)$,大大提高了算法的收敛速度. (2)应用改进的 BP 算法,考虑了影响围岩分类的因素,并结合围岩的分类指标,建立了适用于围岩分类的 BP 神经网络模型. 并对走马岗隧洞围岩进行了分类,与勘察结果对比表明,所建立的模型实用性好,能较好地满足工程应用的需要.

References

Cong, S., 1998. MATLAB toolbox oriented theory and application of neural network. University of Science and Technology of China Press, Hefei (in Chinese).

Feisi Research and Development Center of Science and Technology Product, 2003. Auxiliary analysis and design of

- neural networks by MATLAB 6. 5. Electronic Industry Publishing House, Beijing (in Chinese).
- Feng, X. T., 2000. Introduction to intelligent rock mechanics. Science Press, Beijing (in Chinese).
- Hao, Z., Liu, B., 2003. Back analysis of mechanical parameters of rocks surrounding openings on the basis of calculus of difference and neural network. *Rock and Soil Mechanics*, 24(Suppl.): 78—79 (in Chinese with English abstract).
- Hu, Y. B., Huang, X. B., 2002. Effect of the Three Gorges Project storing on stability of T8-T12 fracture segment of hazardous rocks in Lianziya. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 27(2): 193—198 (in Chinese with English abstract).
- Huo, R. K., Liu, H. D., 1998. An application of neural network to surrounding rock stability classification. *Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power*, 19(2): 62—63 (in Chinese with English abstract).
- Lou, S. T., Shi, Y., 2000. System analysis and design based on MATLAB—Neural Networks. Xidian University Press, Xi'an (in Chinese).
- Rao, Y. Z., Hou, Y. B., 2001. Application of artificial neural network method in the wall rock stability classification evaluation. *Gold*, 22(10): 15—16 (in Chinese with English abstract).
- Standards of Water Conservancy in People's Republic of China, 2003. Specification for design of hydraulic tunnel (SL279-2002). China Water Power Press, Beijing (in Chinese).
- Tan, C. X., Wang, R. J., Sun, Y., 2000. Present-day structural activity of Shenzhen fracture zone and its effect on crustal stability of water diversion tunnel in Shenzhen. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 25(1): 51—56 (in Chinese with English abstract).
- Wang, X. C., Zhang, H., Liu, Z. H., 2001. Geological hazards about west-line project of water diversion from upper Yangtze River into upper Yellow River. *Earth Science—Journal of China University of Geosciences*, 26(3): 297—303 (in Chinese with English abstract).
- William, C. C., Margery, E. H., 1997. Guidelines for the selection of network architecture. *Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis and Manufacturing*, 11(5): 395—408.

附中文参考文献

- 丛爽, 1998. 面向 MATLAB 工具箱的神经网络理论与应用. 合肥: 中国科学技术大学出版社.
- 飞思科技产品研发中心, 2003. MATLAB 6. 5 辅助神经网络分析与设计. 北京: 电子工业出版社.
- 冯夏庭, 2000. 智能岩石力学导论. 北京: 科学出版社.
- 郝哲, 刘斌, 2003. 基于差分法及神经网络的硐室围岩力学参数反分析. 岩土力学, 24(增刊): 78—79.
- 霍润科, 刘汉东, 1998. 神经网络法在地下洞室围岩分类中的应用. 华北水利水电学院学报, 19(2): 62—63.
- 胡亚波, 黄学斌, 2002. 长江三峡工程蓄水对链子崖危岩体 T8—T12 缝段稳定性影响研究. 地球科学——中国地质大学学报, 27(2): 193—198.
- 楼顺天, 施阳, 2000. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络. 西安: 西安电子科技大学出版社.
- 饶运章, 侯运炳, 2001. 神经网络方法在围岩稳定性分级评价中的应用. 黄金, 22(10): 15—16.
- 谭成轩, 王瑞江, 孙叶, 2000. 深圳断裂带现今构造活动性及其对深圳市输水隧洞工程地壳稳定性影响. 地球科学——中国地质大学学报, 25(1): 51—56.
- 王学潮, 张辉, 刘振红, 等, 2001. 南水北调西线工程地质灾害初步研究. 地球科学——中国地质大学学报, 26(3): 297—303.
- 中华人民共和国水利行业标准, 2003. 水工隧洞设计规范 (SL279—2002). 北京: 中国水利水电出版社.