

圆弧形公路边坡稳定性分析的神经网络法

何 锋¹⁾ 吴树仁¹⁾ 张怡权²⁾ 包惠明³⁾

(1)中国地质科学院地质力学研究所,北京,100081;2)中国地质大学,北京,100083;
3)桂林工学院,广西 桂林,541004)

U4, TP18 A

摘 要 边坡的稳定性往往取决于一些难以确定的非线性因素。而人工神经网络法具有并行处理数据与信息、良好的容错特性和较强的抗噪声能力,可以通过自学功能从样本实例中获得复杂的非线性关系,能模拟人脑的某些智能行为,因而适用于解决非确定性的边坡稳定性评价问题。本文建立了边坡稳定性评价的神经网络 BP 模型,用收集到的边坡稳定破坏实例作为样本进行学习,对桂林—柳州一级公路中 K250 段公路边坡进行了稳定性评价,结果表明:神经网络法是一种有效的边坡稳定性分析方法。

关键词 神经网络 BP 模型 边坡稳定 评价

A Neural Network Method for Analyzing Compass Slope Stability of the Highway

HE Feng¹⁾ WU Shuren¹⁾ ZHANG Yiquan²⁾ BAO Huiming³⁾

(1) *Institute of Geomechanics, CAGS, Beijing, 100081*; (2) *China University of Geosciences, Beijing, 100083*;
3) *Guilin Institute of Technology, Guilin, Guangxi, 541004*

Abstract Slope stability generally depends on some elusive and nonlinear factors. The artificial neural network is characterized by parallel processing of data and information, high fault tolerance and antinoise capacities. It can self-adaptively derive complicated nonlinear relations from sample examples and simulate human brain activities and is therefore suited for evaluating the stability of the nondeterministic slope. The authors have created a neural network BP model for slope stability analysis. On the basis of collected slope analyzing examples, the BP model was used to examine slope stability along Section K250 arterial highway between Guilin and Liuzhou. The result shows that the neural network method is very effective in analyzing slope stability.

Key words neural network BP model slope stability appraisal

由于边坡地质体本身组成物质的复杂性以及作用于边坡地质体因素的复杂多变性和时效性,边坡稳定存在不确定性,是众多非线性因素共同作用的结果(王建锋,1999)。目前,对边坡进行稳定性评价的方法主要可分为三大类:即刚体极限平衡算法、弹塑性理论算法和变形破坏判据算法^①。应用这些传统方法在对边坡进行稳定性分析时,往往难以准确描述影响边坡稳定的各种不确定性因素,同时评价的精度在很大程度上依赖于使用者的经验。如极限刚体平衡算法,是目前工程上应用最广的一种数值计算方法之一(夏元友等,1997)。这种方法是将滑动体划分成若干条块,对土条间作用力的方式作出某些假设,根据这些假设的不同又分为若干个方法,如 Bishop 法、Janbu 法和 Sarma 法等。这

些方法在实际的工程应用中,不但准备工作烦琐,而且由于参数的不确定性和不完备性,在表达边坡系统各组成部分之间的非线性关系上亦存在局限性(张德政等,1997)。

人工神经网络是人工智能领域里一个较为重要的分支。它以其并行处理数据和信息的方式,良好的容错特性和较强的抗噪声能力,可以通过自学功能从样本实例中获得复杂的非线性关系,因而具有与人脑某些功能相类似的智能行为。对确定型因果关系有很强的自适应识别能力,适用于从实例样本中提取特征,获得知识,并可对模糊随机信息进行合理的不确定性推理。实例或者实验数据获得知识的过程是与工程地质评价方法的核心思想(类比、统计、归纳)相一致的,因此神经网络用于边坡稳定性

本文为科技部重点专项项目(2001DIA20027)资助。

改回日期:2003-3-24;责任编辑:官月莹。

第一作者:何锋,男,1975年生,在读博士生,地质工程专业,主要从事地质灾害研究;E-mail:he-fg@263.sina.com。

① 何锋. 2001. 坡变形综合评价系统研究. 桂林:桂林工学院(硕士论文)。

的工程地质评价是适宜的。

1 人工神经网络的基本原理

人工神经网络是生理学上的真实人脑神经网络的结构和功能,以及若干基本特征的某种理论抽象,简化和模拟而构成的一种信息处理系统。从系统的观点看,人工神经网络是由大量神经元通过极其丰富和完善的连接而构成的自适应非线性动态系统(袁曾任,1999)。从数学的角度看,神经网络是一组输入单元到输出单元的映射,这种映射是高度非线性映射(何锋,2001)。神经网络中应用最广的是前向多层神经网络的反传学习算法(Back Propagation,缩写为BP),最早是由 Werbos 于 1974 年提出来的。Rumelhart 等于 1985 年发展了反传网络学习算法,实现了 Minsky 的多层网络设想(史忠植,1993)。

从结构上讲,BP 网络是典型的多层网络,网络不仅有输入层节点、输出层节点,而且有隐层节点。隐层可以是一层,也可以是多层。当信号输入时,首先传到隐层节点,经过作用函数后,再把隐层节点的输出信号传播到输出层节点。经过处理后给出输出结果。节点的作用函数通常选用 Sigmoid 型函数,表达式为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

在这种网络中,学习过程由正向传播和反向传播组成(图 1)。在正向传播过程中,输入信号从输入层经隐层单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将输出信号的误差沿着原来的连接通路返回。通过修改各层神经元的权值,使得期望输出与实际输出的误差信号最小。这种误差信号一般采用平方型误差函数,表达式为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_n (y - \hat{y})^2$$

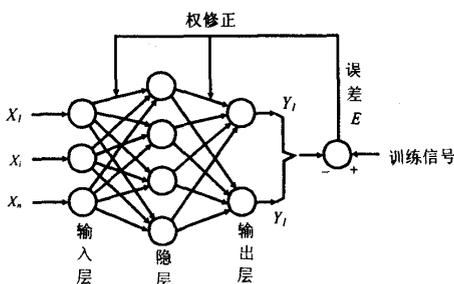


图 1 BP 网络反传过程原理图
Fig. 1 Principle of the Back Propagation

对于只含有一层隐层的 BP 网络模型来说,假设有 p 个样本,输入层、隐层、输出层的节点数分别为 l, m, n 个;每个学习样本由输入 $x = (x_1, x_2, \dots, x_l)$ 及期望输出 $t = (t_1, t_2, \dots, t_n)$ 组成;隐层输出为 $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$;输出层输出为 $\hat{T} = (\hat{t}_1, \hat{t}_2, \dots, \hat{t}_n)$; $W_{i,j}$ 为输入层节点 i 到隐层节点 j 的权值; $W_{j,k}$ 为隐层节点 j 到输出层节点 k 的权值; θ_j 为隐层节点 j 的阈值; θ_k 为输出层节点 k 的阈值; E_k 为第 k 个样本误差; E 为总误差。则 BP 网络的算法可简述如下:

(1)为权系数 $W_{i,j}$ 、 $W_{j,k}$ 与阈值 θ_j 和 θ_k 设置初值,一般为较小随机数。

(2)将随机调用的一个学习样本 $(x_1, x_2, \dots, x_n, t_1, t_2, \dots, t_n)$ 输入主程序。

(3)求隐层节点 j 的输入值 net_j 及相应节点的输出 y_j

$$\begin{aligned} \text{即 } net_j &= \sum_i W_{ij} \cdot x_i + \sigma_j \\ y_j &= f(net_j) \end{aligned}$$

节点的作用函数为 Sigmoid 型函数,

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

(4)求输出层节点 k 的输入值 net_k 与相应节点的输出 \hat{t}_k

$$\begin{aligned} net_k &= \sum_j W_{jk} \cdot y_j + \sigma_k \\ \hat{t}_k &= f(net_k) \end{aligned}$$

(5)求输出层节点 k 的参考误差 δ_k

$$\delta_k = \hat{t}_k \cdot (1 - \hat{t}_k) \cdot (t_k - \hat{t}_k)$$

(6)求隐层节点 j 的参考误差 δ_j

$$\delta_j = y_j \cdot (1 - y_j) \cdot \sum_k \delta_k \cdot W_{jk};$$

(7)调整隐层节点 j 到输出层节点 k 的权值 W_{jk} 和阈值 σ_k

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta_1 \cdot \delta_k \cdot y_j, \eta_1 \in (0, 1)$$

$$\theta_k = \omega_k + \eta_2 \cdot \delta_k \cdot \sigma_k, \eta_2 \in (0, 1)$$

(8)调整输入层节点 i 到隐层节点 k 的权值 W_{ij} 和阈值 θ_j

$$W_{ij} = W_{ij} + \eta_1 \cdot \delta_j \cdot x_i, \eta_1 \in (0, 1)$$

$$\theta_j = \theta_j + \eta_2 \cdot \delta_j \cdot \sigma_j, \eta_2 \in (0, 1)$$

(9)调用下一个学习样本,返回步骤(3)重复学习,直到收集的样本全部参与学习。

(10)计算 E_k 、 E ,使得总误差 E 小于某一规定的精度值,则保留权值和阈值,学习过程结束;否则转到步骤(2),重新学习

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (t_k - \hat{t}_k)^2; E = \frac{1}{P} \sum_{P=1}^P E_k$$

为了加快网络的学习速度,不导致学习产生震

荡,避免结果陷入局部最小,在调整权值与阈值时加入动量项: $W_{ij}(v+1) = W_{ij}(v) + \eta_1 \cdot \delta_j \cdot y_j + \alpha \cdot [W_{ij}(v) - W_{ij}(v-1)]$ 。 v 为迭代次数, α 为动量项系数。

2 边坡稳定性分析的 BP 网络模型

2.1 模型结构与参数的确定

BP 神经网络的输入信息就是影响边坡稳定性的因素,训练样本的收集首先涉及到的就是影响因素的确立。然而影响边坡稳定性的因素有很多,归纳起来主要有以下几个方面:①斜坡及其外形;②边坡岩土体的性质;③水的作用;④人为活动;⑤地震作用;⑥风蚀强度等。从理论上来说,作为神经网络的输入值越多,就越能准确地描述边坡的稳定状态,但同时用于表达边坡稳定性的非线性关系也就越复杂。本文根据前人研究的成果以及收集到的样本集资料,对于破坏或潜在破坏模式为圆弧形的边坡,选取边坡的岩土体重度、内聚力、内摩擦角、坡角、坡高和孔隙压力比等 6 个因素作为网络的输入单元。

网络的输出单元则是代表边坡稳定性状态的量化指标,本文以边坡稳定性系数与边坡状态(破坏为 0,稳定为 1)2 个指标作为网络的输出单元。

对于网络中隐层节点个数的确定,应根据输入层节点个数和输出层节点个数的具体情况而定。史忠植(1993)指出:具有单个隐层的网络就足以实现任意判断分类问题,隐层节点个数的数目为 $2N+1$ 个。其中, N 为输入层的节点个数,则隐层节点个数为 $2 \times 6 + 1 = 13$ 个。故本文所采用的 BP 网络模型为 6 13 2 型网络结构模型。

2.2 训练样本集的归一化与重组

由于 BP 网络的输入层物理量各不相同,数值相差甚远,为了加速网络收敛的速度,在训练之前须将各输入物理量归一化。而 Sigmoid 函数在值域 $[0, 0.1]$ 和 $[0.9, 1.0]$ 区域内曲线变化极为平坦,所以合适的归一化处理是将各输入物理量归至 $[0.1, 0.9]$ 之间。本文用下式将每个样本输入层的 6 个物理量进行归一化处理:

$$X' = 0.1 + \frac{0.8(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})}$$

其中, X' 、 X 分别为经过归一化后和归一化前的值; X_{\max} 、 X_{\min} 为每个样本中 6 个物理量的最大值和最小值。

BP 网络的算法对训练样本的顺序有很强的敏感性,本文按随机数随机排列样本的次序,有助于加快网络训练的速度。

3 网络的学习和预测

利用相关文献(冯夏庭等,1995)收集到的圆弧形边坡资料,并从中选出 20 个,前 15 个作为学习样本来训练网络,后 5 个作为预测样本,用以检验网络的学习结果,学习参数 $\eta_1 = 0.1$ 、 $\eta_2 = 0.2$,冲量项系数 $\alpha = 0.9$,使得能量函数小于 0.002,网络收敛,学习过程结束。将极限平衡法分析的边坡稳定性系数和边坡状态的量化指标(破坏为 0,稳定为 1)做为期望输出,与 BP 网络的实际输出结果做对比。 F_N 与 F_L 线性回归曲线(图 2),其中横坐标(X)为极限平衡法分析的结果 F_L ;纵坐标(Y)为用 BP 神经网络估算的结果 F_N 。由表 1 及图 2 可看出,本文所用的 BP 网络模型回判的精度较高, F_N 与 F_L 的相关系数也比较大。其中,稳定性系数值的 BP 网络实际输出与用极限平衡法计算的期望输出之间的误差一般小于 0.08,其线性回归的直线基本上是通过原点斜率为 1.0 的直线,说明该网络基本可以用于边坡稳定性系数的预测。对后 5 个样本进行预测,结果发现,边坡的状态准确率为 100%,误差小于 0.002,稳定性系数的误差则小于 0.08,预测的结果基本可信(表 2)。将桂林—柳州一级公路 K250 段公路边坡的岩土体重度、内聚力、内摩擦角、坡角、坡高、孔隙压力比等 6 个输入层单元输入该 BP 网络模型,得到的边坡稳定性系数为 1.021,边坡状态为 0.001。这与该边坡稳定的实际状态基本相符合(表 3)。

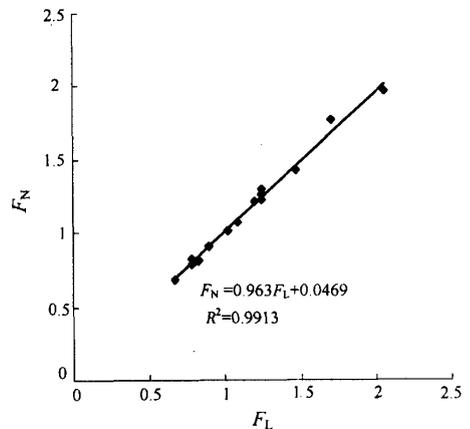


图 2 相关性曲线图

Fig.2 Correspondence curve

4 结论

通过实际应用发现,BP 神经网络模型评价边坡的稳定性是可行的,有效的。神经网络具有收敛速度快、容错能力高和高度的非线性等特征,预测的结

表1 学习样本实际输出与期望输出的比较

Table 1 Comparison between practical outputs and expected outputs for studying samples

序号	$\gamma/\text{KN}\cdot(\text{m}^2)^{-1}$	C/KPa	φ°	β°	H/m	μ	F_L	F_N	状态代码	状态输出
1	22.40	10.00	35.00	45.00	10.00	0.40	0.90	0.911	0	0.002
2	20.00	20.00	36.00	45.00	50.00	0.50	0.83	0.814	0	0.000
3	20.00	0.00	36.00	45.00	50.00	0.25	0.79	0.821	0	0.004
4	18.00	5.0	30.00	20.00	8.00	0.30	2.05	1.971	1	1.000
5	27.30	10.00	39.00	41.00	511.00	0.25	1.470	1.423	1	1.000
6	27.30	14.00	31.00	41.00	511.00	0.25	1.249	1.230	1	1.000
7	27.3	16.80	28.00	50.00	90.50	0.25	1.202	1.214	1	0.998
8	18.50	25.00	0.00	30.00	6.00	0.25	1.70	1.766	1	1.000
9	21.40	10.00	30.34	30.00	20.00	0.25	1.70	1.766	1	1.000
10	20.00	0.00	36	45.00	50.00	0.25	0.79	0.829	0	0.005
11	27.30	31.50	29.70	41.00	135.00	0.25	1.245	1.257	1	1.000
12	20.00	0.00	36.00	45.00	50.00	0.50	0.67	0.683	1	0.006
13	1.50	12.00	0.00	20.00	600.00	0.25	0.78	0.793	0	0.003
14	22.00	20.00	36.00	45.00	50.00	0.25	1.02	1.014	0	0.001
15	27.30	26.00	31.00	50.00	92.00	0.25	1.246	1.301	1	1.000

表2 预测样本的实际输出与期望输出的比较

Table 2 Comparison between practical outputs and expected outputs for predictable samples

序号	$\gamma/\text{KN}\cdot(\text{m}^2)^{-1}$	C/KPa	φ°	β°	H/m	μ	F_L	F_N	状态代码	状态输出
1	25.00	46.00	35.00	46.00	393.00	0.25	1.31	1.387	1	0.998
2	25.00	48.00	40.00	49.00	330.00	0.25	1.49	.466	1	1.000
3	31.30	68.60	37.00	47.00	305.00	0.25	1.20	1.204	0	0.002
4	25.00	55.00	36.00	45.50	299.00	0.25	1.52	1.498	1	1.000
5	31.30	68.00	37.00	47.00	213.00	0.25	1.20	1.129	0	0.000

表3 工程实例的实际输出与期望输出的比较

Table 3 Comparison between practical output and expected outputs for engineering sample

$\gamma/\text{KN}\cdot(\text{m}^2)^{-1}$	C/KPa	φ°	β°	H/m	μ	F_L	F_N	状态代码	状态输出
27.10	22.00	18.60	25.60	100.00	0.19	1.006	1.021	0	0.001

果也比较可信。预测结果的精度与学习样本成正相关关系,随着学习样本的不断补充,网络的预测精度将会进一步得到提高。然而BP神经网络选取实例的代表性和其所表达信息的完备性在很大程度上影响了评价结果的准确性。同时,在模型训练的过程中,学习速率、初始权值、动量项系数等网络参数的选取有待于做更深入的研究。

参考文献

- 包惠明,肖明贵. 1997. 桂柳一级公路K250段边坡变形原因及加固措施. 桂林工学院学报, 17(2): 115~118.
- 冯夏庭,王泳嘉,卢世宗. 1995. 边坡稳定性的神经网络估计. 工程地质学报, 3(4): 54~61.
- 史忠植. 1993. 神经计算. 北京: 电子工业出版社.
- 王建锋. 1999. 斜坡稳定: 方法论. 水文地质工程地质, (2): 30~34.
- 夏元友, 李新平, 程康. 1997. 用人工神经网络估算岩质边坡的安全系数. 工程地质学报, 6(2): 155~159.
- 肖明贵, 包惠明, 方宗正. 1997. 桂柳一级公路K250段滑坡剪出口的力学判定. 桂林工学院学报, 17(2): 119~122.
- 张德政, 孙连英, 高谦. 1997. 用神经网络评价边坡稳定性. 水文地质工程地质, (1): 11~13.
- 袁曾任. 1999. 人工神经网络及其应用. 北京: 清华大学出版社.

References

- Bao Huiming, Xiao Minggui. 1997. The slope deformation cause and pro-

tection measure in area K250 of the first-order Guilin-Liuzhou highway. Journal of Guilin Institute of Technology, 17(2): 115~118 (in Chinese with English abstract).

- Feng Xiating, Wang Yongjia, Lu Shiyong. 1995. Neural network estimation of slope stability. Journal of Engineering Geology, 3(4): 54~61 (in Chinese with English abstract).
- Shi Zhongzhi. 1993. Neural calculation. Beijing: Electrical Industry Press (in Chinese).
- Wang Jianfeng. 1999. Slope stability: methodology. Hydrological Geology and Engineering Geology, (2): 30~34 (in Chinese with English abstract).
- Xiao Minggui, Bao Huiming, Fang Zongzheng. 1997. Discriminating mechanism of shear opening of landslide in area K250 of the first-order Guilin-Liuzhou highway. Journal of Guilin Institute of Technology, 17(2): 123~126 (in Chinese with English abstract).
- Xia Yuanyou, Li Xinping, Cheng Kang. 1998. Estimating safety factors of rock slope by using artificial neural network. Journal of Engineering Geology, (6)2: 155~159 (in Chinese with English abstract).
- Yuan Zengren. 1999. Artificial neural network and its applications. Beijing: Tsinghua University Press (in Chinese).
- Zhang Dezhen, Sun Lianying, Gao Qian. 1997. Estimating slope stability by using neural work. Hydrological Geology and Engineering Geology, (1): 11~13 (in Chinese with English abstract).