

# 基于神经网络的黄土质边坡稳定性分析

## ——以宝鸡峡引渭渠道左岸塬边高边坡为例

王维升<sup>1</sup>, 雷祥义<sup>2</sup>

(1. 西北大学 环境科学系, 陕西 西安 710069; 2. 西北大学 地质学系, 陕西 西安 710069)

**摘要:**应用神经网络理论,建立了用于黄土质边坡稳定性分析的模型,并以宝鸡峡引渭渠道左岸高边坡为实例,对该方法的合理性和准确性进行了验证。结果表明,与传统计算方法相比,神经网络方法具有准确率高、自学习、自适应性强和容错率高等优点。

**关键词:**神经网络;黄土;边坡稳定性;Lervenberg-Marquardt 优化方法

**中图分类号:**X45 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-274X(2001)03-0267-04

边坡系统是一复杂的开放型系统,这使得传统的边坡稳定性分析方法在准确、简易和有效性方面有了困难。其困难原因主要有3个方面:一是边坡系统的复杂性,包括其成因复杂、物质成分复杂和结构构造复杂;二是边坡系统的不确定性<sup>[1]</sup>,主要是由物理不确定和统计不确定引起的,物理不确定主要指影响边坡系统稳定因素的不确定,例如强度参数( $C, \varphi$ )、降雨、地下水、地震和人类工程活动等均是随机变量,统计不确定主要由测试手段、测试精度、量测取样、参数的估值推断所引起的;三是边坡系统的某些方面是灰色模糊的,即人类对边坡系统本身的认识及对环境中主控因素的判断上还存在片面性和非完整性,而传统的计算方法往往通过取几个简单的参数代表边坡系统,这显然是不准确的。同时,其固定公式化计算无法反映参数的动态变化和参数间的复杂联系,也不能自动联系历史样本,取得相似的边坡地质环境,不能自动借鉴成功的历史经验。由于神经网络具有高度非线性复杂映射、自学习、容错率高等特征,本文将其应用到黄土质边坡稳定性分析中。

### 1 Bp神经网络的基本原理

人工神经网络是由大量简单信息单元广泛连接组成的自适应非线性的动力学系统,具有巨型并行

性,分布式存储、自适应学习和自组织等功能,系统可以从大量存在的知识样本中不断适应环境变化,且能完善发展和创新自己<sup>[2]</sup>。目前,应用广泛的是Bp神经网络模型(Backpropagation Algorithm),此方法是一种误差逆传播学习算法,即首先计算出网络输出层的误差矢量的导数,通过网络反向传播,直到计算出每个隐层的误差导数,再根据网络误差平方和对网络输入层的导数来调整其权值和阈值,从而降低误差平方和。本文采用的是3层Bp神经网络,由输入层A、隐含层B和输出层C组成(见图1)。取其节点数分别为 $N_1, N_2$ 和 $N_3$ ,节点作用函数为Sigmoid函数,学习算法采用Lervenberg-Marquardt优化方法<sup>[3]</sup>,即通过一系列的线性最小二乘法求解非线性最小二乘法问题。其原理如下

原始数据正规化

$$A_{ij} = \frac{[A_{ij} - \min_{j=1}^n(A_{ij})] \div [\max_{j=1}^n(A_{ij}) - \min_{j=1}^n(A_{ij})]}{1} \quad (1)$$

输入层A与隐含层B的关系为

$$B(I) = f\left[\sum_{H=1}^{N_1} W_1(H, I) \cdot A(H) + b_1(I)\right] \quad (2)$$

隐含层B与输出层C的关系为

$$C(J) = \sum_{I=1}^{N_2} W_2(I, J) \cdot B(I) + b_2(J) \quad (3)$$

节点作用函数

收稿日期:2000-01-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(49472132)

作者简介:王维升(1976-),男,陕西渭南人,西北大学硕士生,从事环境灾害与岩土工程研究。

$$f(X) = 1/(1 + \exp(X)). \quad (4)$$

权值的调整

$$W(t+1) = W(t) + (G^T G + UI)^{-1} G^T e. \quad (5)$$

式(2)~(3)中  $W_1(H, I)$ ,  $W_2(I, J)$  分别表示各相应层节点间的权值,  $b_1(I)$ ,  $b_2(J)$  分别表示各相应层节点间的阈值, 式(5)中  $G$  为误差对权值微分的 Jacobian 矩阵,  $e$  为误差矢量,  $U$  为一个自适应调整的标量, 当  $U$  值很大时, 式(5)就接近于梯度法, 当  $U$  很小时, 上式就变成了 Gauss-Newton 法。

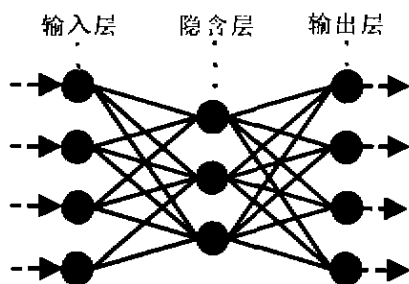


图 1 BP 网络结构图

Fig. 1 Structure sketch of BP neural network

## 2 引渭渠左岸边坡的变形破坏因素

### 2.1 坡高

切坡修渠后, 斜坡下部形成了坡高 36~74 m 的人工开挖边坡, 坡度为 54°或 63°, 斜坡上部为小于 42°的原较缓自然斜坡。由于开挖使得坡体下部支撑力减小, 坡体上部卸荷力增大, 坡体稳定性降低。一般坡度大体相同的边坡, 其下部人工开挖边坡的坡高越大, 其稳定性越差。

### 2.2 平均坡度

原自然斜坡平均坡度一般不大于 42°, 施工开挖后, 斜坡平均坡度增大至 42.5~53.8°, 导致坡体应力重新分布和集中。应力新调整的结果主要有两方面: 一方面坡脚处应力集中和增大, 使斜坡土体出现剪张裂隙; 另一方面坡顶形成卸荷张性裂隙, 斜坡体的这些变化促使斜坡滑裂面进一步发育形成。

### 2.3 容重

容重是影响边坡稳定性的内在因素之一, 本研究区的斜坡地层由黄土、古土壤层和钙质结核层构成, 斜坡土体的物理性质极不均一, 尤以容重最为显著, 其中古土壤的平均容重为 19.01 kN/m<sup>3</sup>, 黄土的平均容重为 16.04 kN/m<sup>3</sup>。可见, 古土壤比黄土致密。当坡体含水量增加时, 古土壤层及其上覆的黄土

易滞留水而饱和。

### 2.4 抗剪强度

土的抗剪强度是指在外荷作用下, 土体一部分对另一部分产生滑动时所具备的抵抗剪切滑动的极限强度。因此, 土体的抗剪强度直接影响边坡体的稳定性, 随着抗剪强度降低, 边坡体的稳定性降低。研究表明<sup>[4]</sup>, 随着含水量的增加, 黄土和古土壤层的抗剪强度的降低, 尤其古土壤层的抗剪强度降低更为突出。因此, 在降雨、灌溉等使土体含水量增加时, 古土壤层因滞留水而软化, 形成软弱滑移层, 对边坡整体稳定性不利。黄土或古土壤的抗剪强度由内摩擦力和粘聚力构成, 内摩擦力常由内摩擦角( $\varphi$ )反映, 所以内摩擦角( $\varphi$ )和粘聚力( $C$ )是反映黄土或古土壤抗剪强度的两个重要指标。本研究区  $\varphi$  为 22.04°~30.08°,  $C$  为 46.6~117.2 kPa, 黄土、古土壤的抗剪强度和含水量具有几点规律: ① 黄土含水量大于 30% 时, 抗剪强度趋于稳定且接近饱和值; ② 古土壤含水量大于 25% 时, 抗剪强度趋于稳定且接近饱和值; ③ 黄土或古土壤含水量分别小于 30% 或 25% 后, 随着含水量的减小, 抗剪强度增大, 且幅度增大。

### 2.5 含水量

高边坡段左岸斜坡体含水量一般在 20%~26% 之间, 坡体在这种含量下一般处于稳定到次稳定状态, 不会发生整体滑移。但是, 在降雨和塬面灌溉等因素的影响下, 坡体含水量增高, 从而使抗剪强度降低。当含水量大于 30% 时, 抗剪强度就几乎接近于饱和值, 坡体会发生整体失稳。测试表明, 当年降雨量超过 750 mm 以后, 坡体就会出现含水量饱和或局部饱和状态, 高边坡就可能出现严重的变形破坏。

## 3 基于神经网络的土坡稳定性模型

### 3.1 神经网络结构设计

网络由输入层、隐含层、输出层 3 层组成。由上述可知, 影响宝鸡峡边引渭渠道左岸高边坡稳定性的主要因子有坡高、平均坡度、容重、含水量、内摩擦角、粘聚力 6 个参数, 将这些参数的个数作为输入层的节点数, 故输入层的节点数  $N_1$  为 6 个。输出层包括安全系数  $K$  和边坡状态  $S$ , 边坡状态分为稳定状态  $S_1$ 、次稳定状态  $S_2$  和不稳定状态  $S_3$ , 分别对应于模型  $(1, 0, 0)^T$ ,  $(0, 1, 0)^T$ ,  $(0, 0, 1)^T$ , 则相应输出

层的节点数  $N_3$  为 4 个。K 和 S 取自有关资料<sup>①</sup>, K 由瑞典法得出,边坡状态是专家根据 K、坡体形态、坡体完整程度、滑裂面发育程度、植被覆盖程度等按工程类比法和历史校正得出。隐含层节点数的确定是一个复杂的问题,增加隐含层节点数,学习速度快,网络与训练组的匹配精确度高,但同时网络系统更倾向于记忆学习,而不是学习规律,从而使网络敏感度过高,降低了网络的预测性能。所以,为了使网络有较好的推广能力,即提高预测精度,又要适当减少隐含层节点数。因此,应根据所研究系统的特征先确定要达到的精确度,再据此确定隐含层的节点数,使网络兼顾学习速度、精确度、推广能力,全面提高网络的性能。宝鸡峡塬边引渭渠道左岸高边坡段跨度大(98 km),勘测程度低,边坡系统的复杂性、不确定性和灰色性程度高,而把复杂系统人为精确化,势必会降低所用方法的有价值性<sup>[5]</sup>。因此,本次取误差平方和  $SSE=0.01$ ,再根据  $SSE$  曲线的下降情况调整隐含层节点数,最终确定隐含层节点数  $N_2$  为 7 个,形成 674 型神经网络,是比较科学合理的(见图 2)。

3.2 网络的学习与训练

本文据已有的数据<sup>①</sup>形成 35 个样本,在保证训练样本须包括各节点参数的最大值和最小值的条件下,随机抽取了 5 个样本作为预测样本,其余 30 个

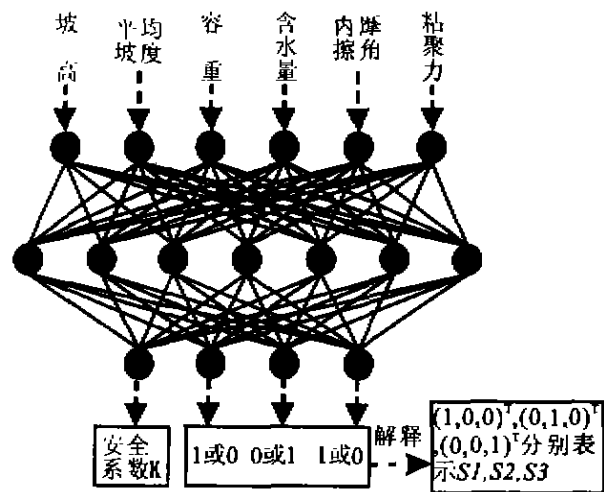


图 2 边坡稳定性分析的神经网络结构图

Fig. 2 Neural network structure sketch of stability analysis of slope

作为训练样本。取最小梯度为 0.001,  $U$  的初始值为 0.001,  $U$  的最大值为  $1 \times 10^{10}$ ,按本文所述的算法编制程序,进行网络学习与训练。当  $SSE=0.01$  时,网络停止了训练,迭代次数 3 000 次,得到的网络权值和阈值列于表 1 和表 2。然后,利用学习获得的权值和阈值对网络仿真,即只进行正向传播。得出实际输出值与期望值的绝对误差小于 5.12%,表明网络性能良好,可进行预测。

表 1 输入层到隐含层的权值和阈值

Tab. 1 Weight and threshold value between inputs and hiding layers

$W_1(H, I)$	1	2	3	4	5	6	$b_1(I)$
1	1.693 2	-7.201 5	-9.273 4	5.973 1	0.430 9	9.548 6	-1.367 7
2	-0.751 0	-12.746 3	-38.584 6	31.230 4	-6.023 3	56.422 2	3.412 0
3	-15.866 2	3.193 0	24.444 1	6.570 5	11.832 4	-73.468 7	7.655 8
4	0.258 5	-0.220 9	-0.481 9	0.323 7	0.042 8	-0.349 7	-2.761 2
5	33.862 9	19.669 8	-20.992 3	-41.615 9	26.439 5	28.450 2	-3.297 7
6	1.675 9	25.109 7	5.578 7	-65.093 2	-37.261 6	-23.998 9	39.814 2
7	15.687 2	-28.804 4	-14.202 7	10.569 0	3.905 7	43.406 7	-21.523 2

表 2 隐含层到输出层的权值和阈值

Tab. 2 Weight and threshold value between hiding and outputs layers

$W_2(I, J)$	1	2	3	4	5	6	7	$b_2(J)$
1	0.370 3	0.919 3	-0.024 2	-12.529 3	0.068 6	0.025 7	-0.018 2	0.747 1
2	-0.020 8	10.276 1	-0.004 7	0.664 8	1.005 2	0.004 8	0.005 8	-10.304 6
3	0.006 5	-10.493 9	-1.029 7	-0.116 1	-1.985 9	0.957 6	0.955 3	11.525 1
4	0.014 2	0.217 8	1.034 4	-0.548 7	0.980 7	-0.962 4	-0.961 1	-0.220 5

① 陕西省水利电力土木建筑勘测设计院,工程地质勘察报告,1989-12.

## 4 网络预测

将 5 个未学习的样本输入网络,进行预测验证

(非母体验证),预测结果见表 3。可看出预测值与期望值的绝对误差符合要求,安全系数  $K$  的绝对误差小于 2.31%,边坡状态符合实际状况,绝对误差小于 0.28%。

表 3 网络预测值与实际值对比

Tab. 3 Comparison of network outputs with practical values

样本序号	1	2	3	4	5
坡高/m	67.5	59.0	47.5	34.5	43.0
平均坡度/度	43.0	46.8	49.0	52.4	53.8
容重/ $\text{kNm}^{-3}$	17.84	17.84	17.44	17.64	17.54
含水量/%	30	25	22	30	22
内摩擦角/度	24.00	23.93	25.60	22.04	27.26
粘聚力/kPa	68.0	72.5	82.9	60.4	74.6
安全系数 $K$	1.140 0	1.110 0	1.380 0	1.010 0	1.230 0
网络输出值	1.135 9	1.105 9	1.356 9	1.009 2	1.233 8
绝对误差	0.004 1	0.004 1	0.023 1	0.000 8	-0.003 8
边坡状态 $S$	$S_2$	$S_2$	$S_1$	$S_3$	$S_1$
网络识别结果	$S_2$	$S_2$	$S_1$	$S_3$	$S_1$

## 5 结 论

本文通过采用 Lervenberg-Marquardt 算法,提高了所设计的神经网络的学习速度,并适当限制了隐含层的节点数,从而使网络兼顾了学习速度、预测

精度和推广能力,建立了适合于边坡系统稳定性分析的神经网络模型。实例分析表明,利用神经网络进行边坡稳定性评价准确率高且简易可行,神经网络具有复杂非线性映射、自学习、自适应和容错能力高等特点,适宜于黄土质边坡稳定性评估。

本文承蒙王家鼎教授的悉心指导,在此谨表谢意。

### 参考文献:

- [1] 罗文强,张倬元,黄润秋. 边坡系统稳定性的可靠性研究[J]. 地质科技情报,1999,18(2): 62-64.
- [2] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1996.
- [3] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京:清华大学出版社,1992.
- [4] 雷祥义. 陕西泾阳南塬黄土滑坡灾害与引水灌溉的关系[J]. 工程地质情报,1995,3(1): 56-64.
- [5] 王建峰. 斜坡稳定:方法论[J]. 水文地质工程地质,1999,(2): 30-34.

(编辑 徐象平)

## Stability analysis of loess slope bases on neural network

WANG Wei-sheng<sup>1</sup>, LEI Xiang-yi<sup>2</sup>

(1. Department of Environmental Science; 2. Department of Geology, Northwest University, Xi'an 710069, China)

**Abstract:** The model of Loess slope stability is established with application of neural network. The rationality and veracity are proved by practical example of loess slope stability in Baoji valley. Compared with other traditional methods, the neural network has high accuracy, self-study, self-adapt and high allowable error ability. The example indicates it.

**Key words:** neural network; loess; slope stability; the method of Lervenberg-Marquardt