

# 考虑含水量的黄土高边坡稳定性预测模型研究

高建勇,党进谦,陈艳霞,吴志刚

(西北农林科技大学 水利与建筑工程学院,陕西 杨凌 712100)

**[摘要]** 黄土高边坡土体的稳定主要受坡体含水量的控制,如果能提前根据含水量的变化预测边坡的安全系数和安全状态,就能及时采取安全措施,减少或避免由边坡失稳造成的损失。在搜集黄土高边坡工程典型实例资料的基础上,综合考虑影响边坡稳定的因素,根据边坡的几何、物理、力学参数构建训练样本和测试样本,基于 LM 算法的 BP 神经网络建立了黄土高边坡稳定性预测模型,并由资料拟合出黄土强度参数与含水量的关系式,由此提出了利用观测含水量预测关中地区高边坡稳定性的系统模型。最后以关中地区某一高边坡为例,简要介绍了该模型的使用。结果表明,模型的预测值和期望值吻合较好,具有较高的可靠性;当含水量超过 13.4% 时该边坡失稳,与实际情况吻合,说明该模型在关中地区具有较强的实用性。

**[关键词]** 含水量;黄土高边坡;稳定性预测模型;LM 算法;BP 神经网络

**[中图分类号]** TU413.6<sup>+</sup>2

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1671-9387(2007)06-0202-05

## Study on prediction model to estimate stability of high loess slope considering water content

GAO Jian-yong, DANG Jin-qian, CHEN Yan-xia, WU Zhi-gang

(College of Water Resources & Architectural Engineering, Northwest A & F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** Water content is the major factor influencing the stability of the high loess slopes. If the safety coefficient and safety state of the slope can be predicted based on the changes of water content ahead of time, people will take effective and active measures in time, then the loss caused by the slope instability can be decreased and even avoided. This paper used numerous cases of high loess slopes, considering the influencing factors, formed the data sets for training and testing based on the geometry, physics, mechanics parameters of the slopes, and established prediction model to estimate stability of high loess slope by BP neural network based on Levenberg-Marquardt Algorithm, then fitted the relationship between strength parameters and water content of loess by experimental data, and presented the system model to predict the stability of high loess slopes by measuring water content, finally took one Loess slope in Guanzhong area for example, briefly introduced the application of system model. The result showed that the slope would be instable when the water content reached more than 13.4%, which was consistent with the practical situation. So, it's proved that this model had strong practicability with high precision in Guanzhong area.

**Key words:** water content; high loess slope; prediction model to estimate stability; LM algorithm; BP neural network

黄土高边坡是西北地区常见的地形地貌,其稳定性直接关系到当地人民的生命财产和国民经

济建设,因此对高边坡稳定性的研究具有十分重要的意义。目前,对边坡稳定性预测分析的研究方法

收稿日期] 2006-05-22

[作者简介] 高建勇(1981-),男,四川西昌人,在读硕士,主要从事岩土工程数值计算研究。

[通讯作者] 党进谦(1964-),男,陕西澄城人,教授,主要从事土力学、工程建设与环境研究。

很多,特别是随着非线性科学的发展,神经网络、遗传算法等智能方法<sup>[1-10]</sup>的应用,为边坡稳定性预测提供了新的思路。影响边坡稳定性的因素很多,大体可分为 3 类:一是边坡土的物理、力学性质(包括土体的重度、粘聚力、内摩擦角等);二是边坡的自然地形地貌(包括边坡的坡角、坡高等);三是外部因素(如降雨入渗、地下水升降、地震作用等)。但是,上述文献均未考虑到土体含水量对边坡稳定性的影响作用。文献[11]中实例表明,高边坡土体的稳定主要受坡体含水量的控制,当坡体平均含水量为 22%~23%时,边坡土体一般处于稳定-半稳定状态,不会发生整体失稳滑移现象,但是在汛期和丰水年份坡体内稳定含水量平均达到或大于 25%时,土体强度参数降低、自重增加,从而导致边坡失稳。因此,利用边坡土体含水量预测边坡稳定性具有一定的可靠性。本文试图在综合考虑影响边坡稳定性其他因素的基础上,通过模拟黄土坡体含水量变化来预测黄土高边坡稳定性,并建立相关模型,以期对黄土边坡失稳的及时防护提供依据。

## 1 建模思路

### 1.1 建模目的

边坡稳定性的影响因素具有复杂多变性、不确

定性和数据不完备性等特征,故常规分析方法难以准确地对边坡的稳定性进行评价,而人工神经网络具有较强的非线性动态处理能力,无需知道数据的分布形式和变量之间的关系,可实现高度非线性映射,具有较强的学习、存储和计算能力及容错特征,适用于从实例样本中提取特征和获取知识。因此,可考虑采用人工神经网络,通过历史数据建立预测模型,对类似问题及其未来发展状况进行预测。

### 1.2 建模思路

首先,搜集大量黄土高边坡工程实例资料,综合考虑影响边坡稳定的因素,根据边坡的几何、物理、力学参数构建训练样本和测试样本,基于 LM 算法的 BP 神经网络建立黄土高边坡稳定性预测模型,并对模型的拟合能力和预测能力进行测试。

然后,由试验资料拟合出含水量与粘聚力,含水量与内摩擦角的关系  $w - c$  和  $w - \varphi$ ,再根据经验公式得出含水量与重度(本文中重度均指湿重度)的关系  $w - \gamma$ ,由此计算出改变  $w$  后的  $c$ 、 $\varphi$ 、 $\gamma$ 。

最后,在保证其他因素不变的情况下,当含水量  $w$  在天然状态-饱和状态变化时,预测出相应的边坡安全系数和状态,从而实现由含水量  $w$  对安全系数以及安全状态的预测。

模型计算流程如图 1 所示。

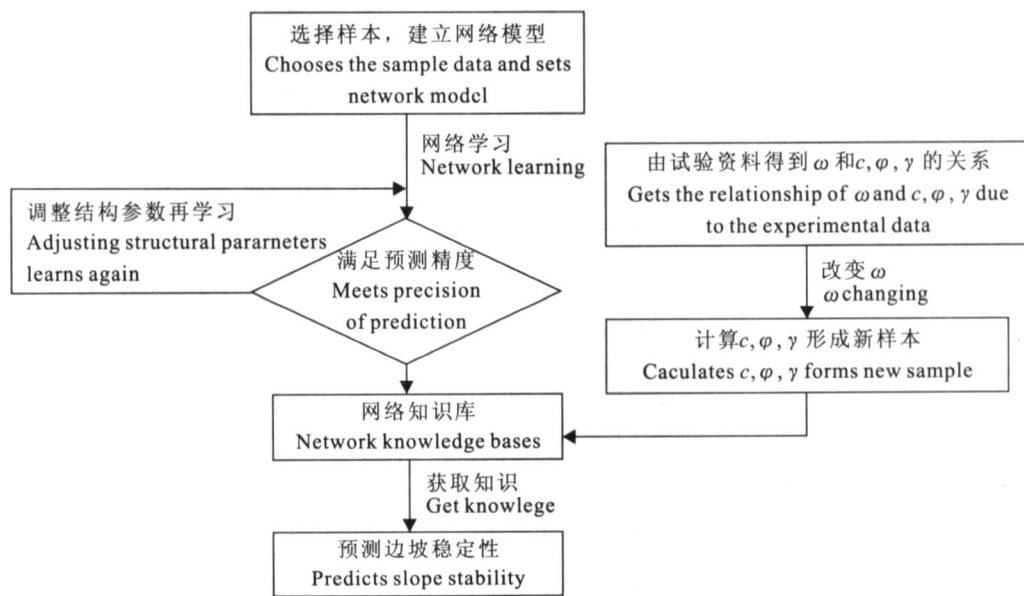


图 1 由含水量预测黄土高边坡稳定性的系统模型

Fig. 1 System model of the prediction of loess slope stability with water content

## 2 黄土高边坡稳定性预测模型的建立

### 2.1 改进的 BP 神经网络

传统 BP 网络的学习算法实质上是一种简单的

最速下降静态寻优算法,在修正权值  $W(k)$  时,只是按照  $k$  时刻的负梯度方式进行修正,而没有考虑到以前积累的经验,即以以前时刻的梯度方向,从而常使学习过程发生振荡,导致收敛速度慢、易陷入局部极

小值和网络推广能力不强等缺陷,因此很难用于实际。

LM 算法能够根据网络训练误差变化情况,自动调节网络训练参数  $\mu$ ,使网络实时采取适宜的训练方法。当  $\mu$  较小时,网络训练过程主要依据 Gauss-Newton 法;当  $\mu$  较大时,网络训练过程主要依据梯度下降法。其训练函数的效率优于梯度下降法<sup>[12]</sup>。与传统 BP 算法相比,LM 算法有很多优点:收敛速度快,避免陷入局部极小点,系统总误差能很快达到所要求的系统精度,训练时间短,对数据的预测更为准确。LM 算法容错能力强,可靠性较高,对于影响因素较多,即输入节点较多的情况,用 LM 算法建立的网络,其预测的准确性高、速度快,适用于对实时性要求较高的场合(如实时监测等)。因此,本文采用 MATLAB 神经网络工具箱提供的改进快速学习算法 trainlm(简称 LM 优化方法),建立黄土高边坡稳定性预测模型,具有一定的可靠性和

实用性。

## 2.2 稳定性预测模型的建立

2.2.1 样本数据预处理 通过查阅文献<sup>[5,13-16]</sup>,本文共收集了 71 个黄土高边坡样本,并随机选取 6 个作为测试样本(1 个破坏,5 个稳定),其余 65 个用于建立高边坡稳定性模型(19 个破坏,46 个稳定)。所提供的数据包括重度、粘聚力  $c$ 、内摩擦角、坡比  $m$ 、坡高  $H$ 、孔隙压力比  $u$ 、地震烈度  $q$ 、安全系数  $F$ 、安全状态  $s$ 。由于训练样本较多,本文仅给出训练样本的实际取值范围及部分样本(表 1)。为了加快网络训练速度和提高网络的稳定性,防止小数值信息被大数值信息所掩盖,并且避免网络过度训练,本文采用下式将输入量归一化至  $[0.1, 0.9]$  区域内。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.8 + 0.1, \quad (1)$$

式中:  $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$ , 其中  $x_{\min}$ ,  $x_{\max}$  分别为样本的最小值和最大值。

表 1 训练样本各参数的值及其取值范围

Table 1 Values and ranges of samples and parameters

样本编号 No.	重度/ ( $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$ ) Volume weight	粘聚力/ kPa Cohesion	内摩擦角/ $(^\circ)$ Friction angle	坡比 Slope ratio	坡高/m Slope height	孔隙压力比 Pore pressure ratio	地震烈度 Seismic intensity	安全系数 Safety coefficient	安全状态 Slope state
范围 Scale	14 ~ 19.63	10 ~ 110	10 ~ 39	0.5 ~ 1.8	30.47 ~ 105	- 1 ~ 0.5	0 ~ 9	0.899 ~ 2.287	0 1
1	16.80	59.73	22.48	1.00	52.00	0.00	0	1.183	1
2	15.10	85.00	19.18	0.60	46.88	0.00	7	1.191	0
3	17.00	100.00	28.00	0.50	100.00	0.25	0	1.460	1
4	14.00	11.97	26.00	0.98	88.00	- 1.00	9	1.020	1
5	18.00	90.00	29.00	1.33	50.00	0.50	7	0.924	0
6	19.63	47.90	20.00	1.80	30.50	0.00	0	1.512	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

注:边坡状态 1 代表稳定,0 代表破坏。下表同。

Note: if  $s = 1$ , slope is stable; if  $s = 0$ , slope is instable. It's the same as follows.

2.2.2 模型的建立与评定 样本归一化处理后,采用边坡稳定安全系数  $F$  和安全状态  $s$  及与两者相关的影响因素,包括重度、粘聚力  $c$ 、内摩擦角、坡比  $m$ 、坡高  $H$ 、孔隙压力比  $u$ 、地震烈度  $q$  等建立 ANN 模型,其基本关系式为  $(F, s) = f(\gamma, c, \varphi, m, H, u, q)$ ,在充分考虑其逼近精度的同时,尽量使其泛化能力较强。经对由关系式确定的网络在不同隐含层、不同隐含层节点及节点转换函数下进行网络训练,最终确定 ANN 结构为 ANN(7, 1, 18, 2),即该模型有 1 个隐含层,每个隐含层由 18 个神经元组成,且输入层有 7 个节点,输出层有 2 个节点。其中隐含层节点转换函数为 tan sig 函数,输出层节点转换函数为 purelin 函数。

应用“7 - 18 - 2”结构形式的神经网络,采用 LM 算法进行学习训练,其中参数设置如下: net.trainParam.mc = 0.90; net.trainParam.mem\_reduc = 2; net.trainParam.goal = 1E - 5,训练 72 次,网络输出总误差为  $9.7\text{E} - 6$ ,满足精度。得到的权值和阈值存入网络,并对学习样本进行仿真,最大误差不超过 4.45%,将 6 个未学习的测试样本(1 个破坏,5 个稳定)输入网络,进行预测验证,预测结果见表 2。由表 2 可以看出,预测值与期望值的绝对误差符合要求,安全系数  $F$  的绝对误差小于 1.6%,边坡安全状态符合实际状况,绝对误差小于 3%,可以用于进一步预测。

表 2 黄土高边坡稳定性预测模型的预测值与实际值对比

Table 2 Comparison of network outputs with practical values

样本 序列 Data sets	重度/ ( $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$ ) Volume weight	粘聚力/ kPa Cohesion	内摩擦角/ ( $^\circ$ ) Friction angle	坡比 Slope ratio	坡高/m Slope height	孔隙压力比 Pore pressure ratio	地震烈度 Seismic intensity	安全系数		安全状态	
								Safety coefficient		Stability state	
								实际值 Practical	预测值 Prediction	实际值 Practical	预测值 Prediction
1	16.00	90.00	35.00	1.04	50.00	0.25	9.00	1.387	1.401	1	0.967
2	15.00	45.00	30.00	1.00	36.00	0.25	0.00	1.228	1.246	1	0.970
3	18.00	90.00	29.00	0.80	50.00	0.50	7.00	0.940	0.951	0	0
4	18.30	75.00	27.00	0.80	45.00	0.00	8.00	1.243	1.263	1	0.913
5	14.00	45.00	30.00	1.15	36.00	0.25	0.00	1.401	1.423	1	0.975
6	17.70	110.00	28.00	1.00	70.00	0.00	0.00	1.564	1.587	1	0.974

注: 安全系数预测值  $F > 1.1$ , 视为稳定;  $F < 1.1$ , 视为破坏。安全状态预测值  $1 \leq s \leq 0.9$ , 视为稳定;  $0 \leq s \leq 0.1$ , 视为破坏。下表同。

Note: if  $F > 1.1$ , slope is stable; if  $F < 1.1$ , slope is instable. if  $1 \leq s \leq 0.9$ , slope is stable; if  $0 \leq s \leq 0.1$ , slope is instable. It's the same as follows.

2.3 含水量对物理、力学参数的影响

含水量不仅影响土体的抗剪强度,同时也影响土体的容重。资料表明<sup>[17]</sup>,在干重度一定时,重度随含水量的增大而增大。

本文以关中地区为例,参照文献[18]对陕西南中地区马兰黄土含水量和黄土强度参数间的实测资料进行分析拟合,得到黄土强度参数与含水量的关系式如下:

$$c = 209.3e^{-0.1045w}, \quad (2)$$

$$\gamma = 23.8 - 0.1096w, \quad (3)$$

再参照文献[18]得到黄土的平均干重度为  $15 \text{ kN/m}^3$ ,经分析计算得重度和含水量  $w$  关系式为  $\gamma = 15(1 + w)$ 。

根据黄土高边坡变化后的含水量,按公式(2)、(3)、(4)确定黄土的强度参数和重度,其他参数不变,形成新的样本,可以用训练好的网络进行边坡安全系数和安全状态的预测,得到边坡安全系数和土体含水量的变化规律,并由此预测含水量变化时的安全系数。

3 实例应用

以文献[12]中的一个稳定边坡为例,其重度  $\gamma = 16.8 \text{ kN/m}^3$ ,粘聚力  $c = 59.73 \text{ kPa}$ ,内摩擦角  $\varphi = 22.48^\circ$ ,坡比  $m = 1.0$ ,坡高  $H = 52.0 \text{ m}$ ,孔隙压力  $u = 0$ ,地震烈度  $q = 0$ ,安全系数  $F = 1.158$ ,安全状态  $s = 1$ ,简要介绍本模型的应用。

在该边坡初始含水量  $12.0\%$  的基础上,依次增加  $20\%$ ,  $40\%$ ,  $60\%$ ,  $80\%$ ,  $100\%$ ,使其含水量达到  $14.4\%$ ,  $16.8\%$ ,  $19.2\%$ ,  $21.6\%$  和  $24.0\%$ ,其重度、粘聚力  $c$ 、内摩擦角  $\varphi$  也相应改变,形成新的预测样本,利用网络进行预测,并与图表法<sup>[18]</sup>计算结果进行比较,其结果列于表 3。从表 3 可见,此类土坡的安全系数随含水量的增加呈线性降低趋势。根据表 3 可以绘出安全系数与含水量的关系曲线,根据曲线图可预测出含水量在其他值时所对应的安全系数值,或者一定安全系数下所对应的含水量值,进而可以得出当含水量超过  $13.4\%$  时,边坡即失稳。

表 3 不同含水量时黄土高边坡稳定性的预测

Table 3 Stability prediction table of slope with water content changing

含水量/ Water content	增加百分数/ Adding percentage	重度/ ( $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$ ) Volume weight	粘聚力/ kPa Cohesion	内摩擦角/ ( $^\circ$ ) Friction angle	安全系数		安全状态	
					Safety coefficient		Stability state	
					预测结果 Network prediction	图表法结果 Diagram method	预测结果 Network prediction	实际状态 Practice state
12.0	0	16.80	59.73	22.48	1.158	1.183	0.904	1
14.4	20	17.16	46.48	22.22	1.067	1.075	0.007	0
16.8	40	17.52	36.17	21.96	0.966	1.008	0.012	0
19.2	60	17.88	28.14	21.70	0.884	0.884	0.029	0
21.6	80	18.24	21.90	21.43	0.827	0.818	0.022	0
24.0	100	18.60	17.04	21.17	0.785	0.790	0.036	0

综上所述,该模型具有较强的实用性,还可用于以下几种情况:

(1) 初始稳定的土坡,由于降雨入渗或地下水上升使土体含水量增加,可以根据观测的含水量预测其安全系数和安全状态,作为工程决策的参考。

(2) 初始破坏的土坡,要使其安全系数达到安全

升使土体含水量增加,可以根据观测的含水量预测其安全系数和安全状态,作为工程决策的参考。

范围,必须减小土体含水量,利用模型可求出这一临界值。

(3) 实际边坡设计中,可以方便快捷地预测出改变坡高、坡比等参数后的安全系数,可以为实际边坡设计、施工提供依据。

## 4 结 语

(1) 本文以黄土高边坡工程实例资料为基础,基于 LM 算法建立了 BP 网络模型,对边坡安全系数和安全状态进行了预测。结果表明,预测值和期望值吻合较好,网络具有较高的可靠性。

(2) 本研究根据关中地区马兰黄土含水量和黄土强度参数间的实测资料进行分析拟合,得到黄土强度参数与含水量的关系式,并提出了利用观测含水量预测关中地区高边坡安全系数的简便方法,实例表明,该模型预测精度较高,在关中地区具有较强的实用性。

(3) 考虑到训练样本的均匀性和代表性对 BP 网络的预测精度影响很大,本文收集的训练样本代表性、均匀性不够理想,在一定程度上影响了网络的性能。对于在具体区域(有相似的水文地质、气象、温度等外界因素)收集的边坡数据,其代表性和均匀性将会非常理想,网络的性能也会大大提高。

(4) 单纯 BP 网络的泛化能力较弱,但若结合遗传算法加以优化,将会获得较优的网络结构,从而提高其泛化能力,将能对工程新问题进行更加有效地识别,这一问题还有待于继续研究。

### [参考文献]

- [1] 陈昌彦,王思敬,沈小克. 边坡岩体稳定性的人工神经网络预测模型[J]. 岩土工程学报,2001,23(2):157-161.
- [2] 贺可强,雷建和. 边坡稳定性的神经网络预测研究[J]. 地质与勘探,2001,37(6):72-75.
- [3] 何翔,李守巨,刘迎曦,等. 基于遗传神经网络的边坡稳定性智能分析方法[J]. 湘潭矿业学院学报,2002,17(4):67-71.
- [4] 付义祥,刘世凯,刘大鹏. RBF 神经网络在边坡岩体稳定性中的预测研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2003,27(2):170-173.
- [5] 王艳红,王秀丽. 运用神经网络估算黄土边坡的安全系数[J]. 兰州理工大学学报,2004,30(3):96-98.
- [6] 刘先珊,周创兵. 改进的边坡岩体稳定性预测模型研究[J]. 岩石力学与工程学报,2005,24(19):3492-3498.
- [7] 刘玉静. 基于进化神经网络的岩土边坡稳定性预测方法[J]. 煤矿安全,2005,36(8):48-50.
- [8] 熊光赤,阮永芬,杨静. 降雨与边坡稳定之间的相关性分析[J]. 地下空间与工程学报,2005,1(7):1017-1020.
- [9] 梁国强,高红梅. 神经网络在岩石边坡稳定分析中的应用[J]. 甘肃科技,2005,21(4):39-40.
- [10] 向超文,徐锦洪,李焜,等. 人工神经网络边坡稳定预报模型[J]. 工程地质计算机应用,2006(1):1-9,18.
- [11] 陈莉. 宝鸡峡源边渠道高边坡变形破坏分析及削坡设计[J]. 陕西水力发电,2001,17(1):23-26.
- [12] 王琛. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的用户鉴别[J]. 山西师范大学学报:自然科学版,2005,19(2):17-20.
- [13] 张吉萍,陈虬. BP 网络在边坡稳定性分析中的应用[J]. 西南交通大学学报,2001,36(6):648-650.
- [14] 李喜安,彭建兵. 用改进后的 BP 神经网络评价黄土质边坡稳定性[J]. 地质灾害与环境,2002,13(4):56-59.
- [15] 郭社锋,毛彦龙,高德彬. 基于人工神经网络的公路黄土高边坡稳定性预测研究[J]. 公路交通科技,2005,22(9):59-62.
- [16] 王维升,雷祥义. 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源边高边坡为例[J]. 西北大学学报:自然科学版,2001,31(3):267-270.
- [17] 党进谦,郝月清. 含水量对黄土结构强度的影响[J]. 西北水资源与水工程,1998,9(2):15-19.
- [18] 周欣华. 黄土边坡稳定分析图解法试析[D]. 陕西杨凌:西北农林科技大学水利与建筑工程学院,1997.