

基于模糊控制的人工神经网络模拟在 土质边坡安全预测中的应用

陈乐求¹, 彭振斌¹, 陈伟^{2,3}, 彭文祥¹, 吴启红¹

- (1. 中南大学 地学与环境工程学院, 湖南 长沙, 410083;
2. 华南理工大学 土木与交通学院, 广东 广州, 510641;
3. 广州市建筑科学研究院有限公司, 广东 广州, 510440)

摘要: 从最优化角度出发, 用神经网络解决模糊控制系统的规则提取问题, 给出可靠的基于 BP 算法的可靠神经网络模拟过程, 对模糊子集个数的选取与系统复杂性、精确性之间的关系进行讨论。为获得边坡复杂工况下的安全特征, 建立基于模糊控制的人工神经网络边坡安全预测模型, 由大量样本进行网络训练。研究结果表明: 所建立的模型预测精度较高, 且实用易行; 边坡的坡度、内摩擦角、凝聚力对边坡的安全系数影响较大; 该预测模型可用于处理普遍存在的不确定性、非线性复杂工程问题; 通过模糊控制调整模型, 可对不同工程对象进行较精确的模拟分析。

关键词: 模糊控制系统; 神经网络; 模糊子集; 预测; 边坡稳定

中图分类号: TP183; TU432

文献标识码: A

文章编号: 1672-7207(2009)05-1381-07

Artificial neural network simulation on prediction of clay slope stability based on fuzzy controller

CHEN Le-qi¹, PENG Zhen-bin¹, CHEN Wei^{2,3}, PENG Wen-xiang¹, WU Qi-hong¹

- (1. School of Geoscience and Environmental Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;
3. Guangzhou Institute of Building Science Co., Ltd, Guangzhou 510440, China)

Abstract: Based on optimal consideration, the problem of abstracting rule of a fuzzy control system by introducing neural network was solved. A reliable learning procedure for the neural network based on BP algorithm was suggested and the relationship among the number of fuzzy sets and the complexity and accuracy of fuzzy controller was investigated. Furthermore, in order to obtain safety characteristics of slope with complicated working behaviours, the prediction of the slope stability was presented on the foregoing artificial neural network under fuzzy controller, and many samples were collected to carry on the network training. The results show that the prediction models are accurate and easy to operate. The safety factor is affected largely by the parameters of the slope stability such as the slope gradient, rubbing angle inside and coagulate force. Theoretical model can be used to study the uncertainty and nonlinearity in engineering. With the help of fuzzy controlling system which is applicable for model's adjustment, it is of convenience to simulate the working behavior of diverse cases accurately.

Key words: fuzzy control system; neural network; fuzzy sets; prediction; slope stability

收稿日期: 2008-12-17; 修回日期: 2009-03-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50878212)

通信作者: 陈乐求(1981-), 男, 湖南岳阳人, 博士研究生, 工程师, 从事岩土工程数值模拟、桩土承台共同作用等研究; 电话: 15918696246;

E-mail: csuchenleqiu@yahoo.com.cn

自 20 世纪 70 年代中期以来,被控对象结构日益复杂和大型化。在许多系统中,复杂性不仅仅表现在高维特性上,更多的是表现在系统信息的模糊性和不确定性上。基于精确数学模型的传统自控理论无法解决好控制问题^[1]。1965 年,Zadeah 创立了模糊集理论(Fuzzy set theory)^[2],但一直到 20 世纪 80 年代末,随着计算机技术的发展,才成功地将模糊理论运用于工业控制和消费工业。随着人工智能的发展,人们对模糊控制技术进行了大量研究,如徐晓龙等^[3]基于分区控制的设计思路完善了模糊控制器;刘强^[4]运用自适应模糊系统进行了仿真动力分析;罗旭^[5]则借助蚁群算法对模糊小波神经网络控制器进行研究。为获得边坡复杂工况下的安全特征,本文作者建立了基于模糊控制的人工神经网络边坡安全预测模型。

1 模糊逻辑与神经网络

图 1 所示为标准模糊控制系统原理示意图,其中,模糊规则的获取完全按操作人员和设计者的经验进行。可是,决定模糊控制系统性能的是模糊控制规则。在某些情况下,模糊规则完全凭经验获取,造成模糊控制器的设计无法保证最优或次最优的控制性能。这是因为设计者的经验是否丰富决定了是否能够从操作者大量的操作经验中恰如其分地总结归纳出尽可能简单、有效的控制规则,而且操作人员的经验本身也并非最优。为此,从大量有关控制操作的传感器数据中抽取所要的“ If-then ”控制规则。近年来,人工神经网络(ANN)作为人脑系统的一种模拟,具有模拟、记忆、联想、容错和并行处理等多种能力,已在控制领域得到广泛应用^[6-8],模糊神经网络(f-NN)为模糊规则

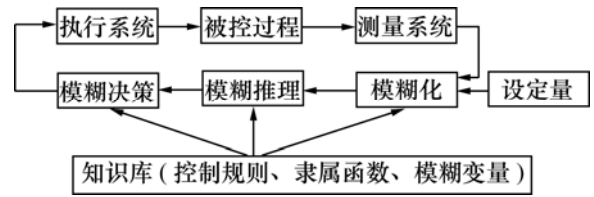


图 1 标准模糊控制系统原理示意图

Fig.1 Theoretical sketch of standard fuzzy controlling system

的抽取提供了有效途径。这里通过 f-NN 的参数模拟过程抽取模糊规则,使模糊控制器达到最优控制。

1.1 模糊逻辑

模糊规则可以表示为

$$R_i: \text{if } (x_1 \text{ is } A_{i1}) \text{ and } (x_2 \text{ is } A_{i2}) \dots \text{ and } (x_n \text{ is } A_{in}) \text{ then } (y \text{ is } B_i). \quad (1)$$

其中: R_i 表示第 i 条控制规则; (x_1, x_2, \dots, x_n) 表示输入变量; y 表示控制变量; $(A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in})$ 为模糊隶属度函数 $uA_{ij}(x_j)$ 定义的模糊子集; B_i 为规则的结论。

1.2 神经网络与模糊控制

f-NN 的模糊逻辑控制结构参见图 2,其中:5 个模糊子集 NB, NS, ZE, PS 和 PB 分别代表负大、负小、零、正小和正大 5 种语言。

图 2 中, f-NN 的第 I, II 和 III 层形成模糊控制规则,第 IV 层实现解模糊,即判决。各层关系如下。

对第 I 层节点:输入为 $x_{ij} (i=1, 2; j=1, 2, \dots, 5)$; 输出为:

$$O_{1k}=x_{ij}=x_k; k=1, 2, \dots, 10; k \text{ 代表 } i \text{ 和 } j. \quad (2)$$

对第 II 层节点:输入为 O_{1k} ; 输出为:

$$O_{2j} = f \left(\sum_{k=1}^n w_{jk} \times x_k \right); n=1, 2, \dots, 10. \quad (3)$$

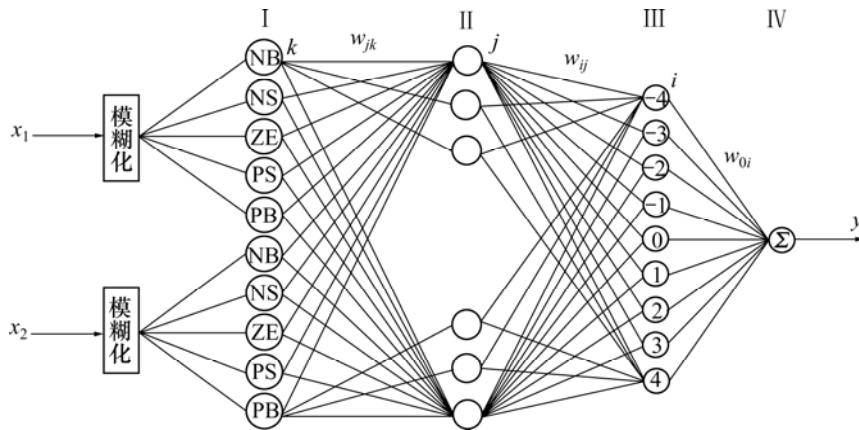


图 2 f-NN 结构

Fig.2 Structure of f-NN controlling logic

对第 j 层节点: 输入为 O_{2j} ; 输出为:

$$O_{3j} = f\left(\sum_{i=1}^m w_{ij} \times O_{2j}\right); m=1, 2, \dots, 9. \quad (4)$$

对第 i 层节点: 输入为 O_{3j} ; 输出为:

$$O_{40} = f\left(\sum_{i=1}^p w_{0i} \times O_{3i}\right), p = 1. \quad (5)$$

其中:

$$f(z) = 1/[1 + \exp(-z)].$$

每条控制规则对应 2 个输入变量: x_1 和 x_2 , 1 个输出变量 y , 相应的论域取(NB, NS, ZE, PS, PB) 5 个语言变量, 规则的提取问题转化为 w_{ij}, w_{jk} 和 w_{0i} 的权值问题。若采用图 2 所示结构, 第 1 层取固定量化等级数 $\{-4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4\}$ 。

对 f-NN 输入附表(表 1)所示模拟样本作为教师信号, 通过网络训练, 调整 w_{jk} 和 w_{ij} , 使输入输出达到期望的映射关系。可以看出, 通过神经网络输入值的传播过程就是用所给规则库进行模糊推理的过程。定义误差函数为:

$$E = \sum_k \sum_{i=1}^M (d_{ik} - O_{3ik})^2. \quad (6)$$

其中: d_{ik} 表示期望的输出模式; O_{3ik} 为 f-NN 网络实际输出。研究的任务就是调整 w_{jk} 和 w_{ij} , 使 E 最小。

对式(6)求偏导, 得:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \delta_i \cdot O_{2j}; \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \delta_j \cdot x_k; \quad (8)$$

$$\delta_i = O_{3i}(1 - O_{3i})(d_i - O_{3i}); \quad (9)$$

$$\delta_j = O_{2j}(1 - O_{2j}) \cdot \sum_i \delta_i \cdot w_{ij}; \quad (10)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta(t) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}; \quad (11)$$

表 1 f-NN 输入模拟样本

Table 1 Input training samples on f-NN simulation

x_1	x_2				
	PB	PS	ZE	NS	NB
PB	NS	NS	NB	NB	NB
PS	PS	PS	NS	NS	NB
ZE	PB	PS	ZE	NS	NB
NS	PB	PS	PS	NS	NS
NB	PB	PB	PB	PS	PS

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \eta(t) \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}; \quad (12)$$

$$\eta(t+1) = C \cdot \eta(t). \quad (13)$$

其中: C 为模拟步长, 取为 0.01~0.15。经过 789 次模拟后, f-NN 的实际输出值和样本值差的均方根小于 0.01, 由 w_{ij} 和 w_{jk} 决定的 x_1 和 x_2 的初始隶属度曲线及计算后的隶属度曲线分别见图 3 和图 4。

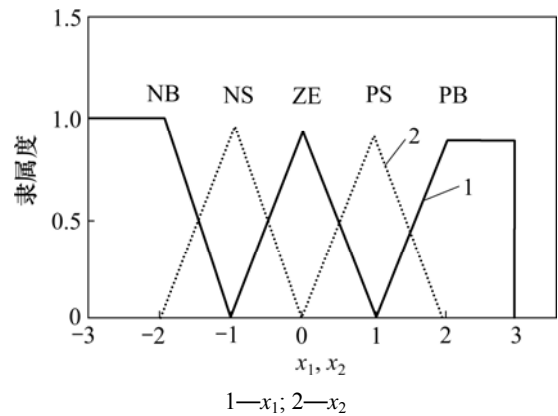


图 3 x_1 和 x_2 初始隶属度曲线

Fig.3 Initial membership function curves on x_1 and x_2

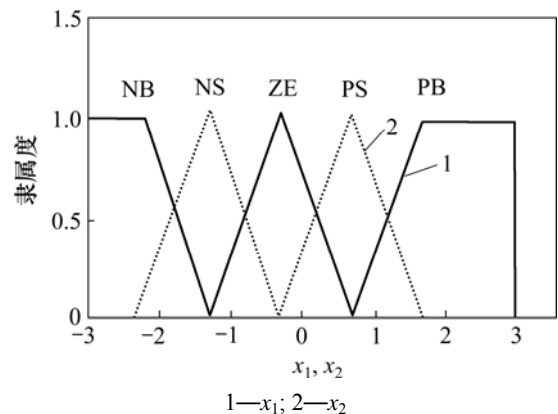


图 4 x_1 和 x_2 计算后隶属曲线

Fig.4 Analyzed membership function curves on x_1 and x_2

采用此方法通过对异或网络和温度控制系统 2 个实例进行仿真, 取得了满意的效果, 其优点是控制稳定, 软件和硬件简单。

这里对 x 和 y 的论域选取 5 种模糊子集。从理论上讲, 在相同论域上, 参考模糊子集个数越多, 越接近真正的最优 f-NN^[9], 但计算难度也越大, 用计算机实现时所需内存也越多, 查询时间也越长, 这就需要在最优的精确性与复杂性之间进行权衡。对一个确定的论域 u , 共定义 n 等分的参考模糊子集 $A_i(i=1, 2, \dots, n)$, x 为该论域的 1 个元素, 则该元素的允许变化范围为 $uA_i \pm U/(2n)$ 。同样, 对于确定论域 Y , 定义 m 个参考模糊子集 $B_j(j=1, 2, \dots, m)$ ^[10], 也将其等分, y 为

该论域内的 1 个元素, 则 y 的允许变化范围为 $MB_j \pm Y/(2m)$ 。设精度用系统函数 J 趋近于目标函数的程度来表示, 复杂程度由规则总系数 nm 来表示, 则

$$J = J_m \pm [U/(2n) + Y/(2m)]. \quad (14)$$

式中: J_m 为模糊控制目标函数。显然, n 增大, m 增大, J 更接近于 J_m 。提高模糊子集个数确实能提高精度, 假设用 $\pm[U/(2n) + Y/(2m)]$ 的倒数代表精确度的一种量化形式 $[\pm 2nm/(mU + nY)]$, 与复杂程度表示式 nm 相比, nm 增加使复杂程度增加远大于其对精度的增加, 所以, 研究中没有用提高参考模糊子集个数的方法来提高控制的精度。

f-N 把模糊规则的抽取问题转化为网络局部权值的估值问题, 将神经网络与模糊控制相结合。

2 模糊控制下人工神经网络边坡稳定模型要素

滑坡发生的过程实际上是斜坡从渐变位移到突然发生宏观滑移的非线性复杂过程。因此, 边坡稳定性的分析是一个复杂的系统工程。由于构成边坡的岩土体形成于不同的地质环境中, 并经过多次地壳运动作用, 再加上地应力以及地下水等地质环境因素的影响, 边坡岩土体的构成与物理力学性质表现出宏观和微观上的不连续性和高度非线性的特点, 因此, 边坡工程可以看成是不确定(模糊及随机)、非线性的动态开放复杂系统。

2.1 边坡稳定性评价信息的描述

边坡稳定性评价信息包括: 边坡的高度、容重、凝聚力、摩擦角、地震强度、边坡角、孔隙压力比, 有水位时还有库水位等。神经网络模型就是通过定性分析, 如岩性、破坏模式、岩土体结构类型、岩体质量类别等, 经过量化处理后, 神经网络可以将影响边坡稳定的各类定性、定量信息引入到边坡稳定的分析和评价过程中, 以便综合分析各类因素对它的影响。

2.2 几何因素对边坡稳定性的影响

几何因素主要是指边坡体的本身, 即边坡的高度和边坡的坡角。总的来说, 在其他条件相同的情况下, 边坡的高度愈大, 边坡的安全系数愈低; 相反, 边坡的高度愈小, 则安全系数愈高, 此时, 边坡愈稳定。

2.3 土力学指标对边坡稳定性的影响

土体土力学指标主要是土体的容重、凝聚力、摩擦角、孔隙压力比。一般地, 土体的容重愈大, 凝聚力愈大; 摩擦角愈大, 边坡的稳定系数愈大, 即安全

系数愈大。反之, 凝聚力愈小, 摩擦角愈小, 边坡的安全系数愈小, 边坡容易失稳。

2.4 坝坡稳定性条件

迎水坡的最不利工况为长期蓄水后水位骤降所引起的滑坡^[11], 这种滑坡主要是孔隙水压力来不及消散形成向边坡渗流所致。因此, 当水位骤降时, 均质土坝在不透水地基上比透水地基上的安全性差。

为了便于设计时分析坝坡稳定性, 需要 1 个鉴别骤降和缓降的具体指标, 或者库水位下降后坝体内自由面位置。目前, 大致以相对比值 $k/(\mu v)$ 作为判别降落快慢的依据(其中: k 及 μ 分别为土的渗透系数和给水度, v 为上游水位的降速)。此判据可以理解为土体孔隙中水质点降速与库水位降速的比值。当 $k/(\mu v) \rightarrow 0$ 时, 坝体内自由面在库水位下降过程中几乎不变, 自然为骤降; 当 $k/(\mu v) \rightarrow \infty$ 时, 自由面下降速度几乎与库水位降落速度相同, 这时, 库水位降落就没有渗流安全问题。在一般情况下, 取 $k/(\mu v)$ 作为库水位降落速度的指标, 用以判别对坝坡稳定性的影响程度。

3 模糊控制下人工神经网络边坡稳定模型的建立

借助优化中最普通的梯度下降法, 用迭代运算求解权值, 以便与模拟记忆问题相对应。加入隐节点使优化问题的可调参数增加, 从而可以得到更精确的解^[12-14]。

3.1 训练样本的组织

训练样本的组织是用神经网络技术评价边坡稳定性和预测边坡稳定系数的关键。网络训练前, 首先要从边坡稳定性分析实例中选择具有代表性的边坡参数作为样本, 并进行标准化处理; 其次, 考虑传统分析方法的误差以及所获得的参数的精度等。为此, 采用以下方法:

a. 从典型的工程实例以及文献中选择具有代表性的边坡参数作为训练样本。

b. 适当减少相同特性的样本数, 以避免特征相同的样本数比例过大, 造成所谓的“过模拟问题”^[15], 不利于网络模型推广应用。

c. 尽可能多地补充特征明显的边坡参数, 以尽量充实网络训练样本集。

3.2 训练集的归一化处理

BP 网络的输入节点物理量各不相同, 必须将各输入量归一化, 以防止小数值信息被大数值所淹没。考虑到 Sigmoid 函数在 $[0, 0.1]$ 和 $[0.9, 1.0]$ 区域内曲线变化极平缓, 故合适的归一化应该是将各输入量归至 $[0.10, 0.90]$ 区域内, 经大量试算并借鉴前人的经验,

取输入量 0.8 可以满足上述归一化要求。

3.3 网络初值的选择

网络初值的选择对网络收敛的影响很大, 因而, 对训练时间影响也比较大。若初值太大, 则使得加权后的输入落在 Sigmoid 激活函数的饱和区, 方向传播时导致输入趋于 0, 从而使得权值修正值 $\Delta w=0$ 。一般初始权值是 $(-1, 1)$ 之间的随机数, 这里推荐权值量级为 \sqrt{S} (其中, S 为隐含层的神经元数, r 为输入量), 这样选择的初始值使收敛速度大大加快。输出层的权值矩阵仍然采用 $(-1, 1)$ 之间的随机数。

3.4 隐含节点数的确定

隐含节点数与问题的要求及输入输出单元的数量有直接关系, 是一个十分复杂的问题, 尚没有很合适的解析式来表示。若节点过少, 则 BP 网络将不具有相应的映射能力和容量能力; 若节点过多, 则将导致网络结构过于庞大, 计算的工作量增加。经过对隐含

节点数进行分析和比较, 对于有 m 个输入节点的 BP 网络, 取 $(2m+1)$ 个隐含节点可在网络容量和训练时间之间取得较好的折中。

4 边坡安全预测模型的训练

从所收集到的大量水库大坝的事例中, 以 11 个典型的有大坝渗流作用的水库^[16]作为参考, 从中选择 21 个参数作为样本, 在模糊控制下对神经网络模型进行有效性训练。每一个模拟样本由 11 种征兆参数值组成, 采用 11—23—2 这 3 层 BP 网络结构进行训练, 网络收敛后固定权值与模糊阈值。选取的边坡工程模拟样本有关参数指标依次是坝高、重度(包括干容和湿容重)、凝聚力、摩擦角、边坡角、边坡高度、孔隙压力比、土的渗透系数(k)、给水度(μ)、上游水位的降速(v)、安全系数以及边坡状态。网络训练样本参数如表 2 所示。

表 2 上游边坡在库水位降落下的稳定性训练样本

Fig.2 Training samples on upstream slope stability under water-level descent

研究对象	坝高/ m	湿重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	饱和重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	凝聚力/ kPa	摩擦角/ ($^\circ$)	干容重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	孔隙比	边坡角/ ($^\circ$)	μ	$k/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$	$v/(\text{m}\cdot\text{d}^{-1})$	安全 系数	边坡 状态
	150	21.2	22.44	0	35.00	20.09	0.25	23.75	0.084	0.01	6.8	0.912	0
	150	21.2	22.44	0	35.00	20.09	0.25	23.75	0.200	0.01	6.8	0.798	0
	150	21.2	22.44	0	35.00	20.09	0.25	23.75	0.137	0.10	6.8	1.235	1
	150	21.2	22.44	0	35.00	20.09	0.25	23.75	0.200	0.10	6.8	1.189	1
	78	22.3	23.00	0	40.00	21.27	0.22	26.50	0.060	0.01	1.0	1.465	1
	46	18.6	19.80	0	32.00	21.00	0.25	26.50	0.060	0	3.0	1.011	1
	46	18.6	19.80	0	32.00	21.00	0.25	21.80	0.060	0	3.0	1.028	1
	39	18.8	20.19	9.80	21.00	16.17	0.25	19.29	0.047	0	0.3	0.981	0
	73	21.2	22.44	0	35.00	20.09	0.25	18.43	0.141	0	2.9	1.125	1
	38	17.2	18.13	10.00	24.25	16.17	0.40	17.07	0.002	0	1.0	1.122	1
	54	19.0	20.90	11.90	20.40	15.09	0.75	21.04	0.020	0	0.7	1.08	1
	53	18.0	19.60	5.00	26.50	16.17	0.40	15.52	0.007	0	2.7	0.841	0
	53	18.0	19.60	5.00	22.00	16.17	0.40	15.52	0.007	0	2.7	0.754	0
	51	17.4	17.35	20.00	24.00	14.70	0.40	18.43	0.104	0	3.1	0.961	0
	51	17.8	17.88	21.20	13.92	14.70	0.40	18.43	0.104	0	3.1	1.056	1
	40	18.8	18.86	8.00	26.00	14.50	0.40	21.80	0.007	0	0.5	0.909	0
	40	18.8	18.86	8.00	26.00	14.50	0.40	21.80	0.007	0	0.6	0.934	0
	40	18.0	18.00	21.00	21.33	13.52	0.40	21.80	0.007	0	0.2	0.938	0
	9	17.6	19.60	10.00	16.00	16.70	0.40	21.80	0.002	0	12.0	1.346	1
	9	17.6	19.60	10.00	8.00	16.70	0.40	21.80	0.002	0	12.0	1.049	1
①	15	17.4	18.42	14.95	21.20	16.17	0.40	45.00	0.104	0	21.0	1.051	0

注: 研究对象中, 为黄河小浪底水库; 为新疆下板地水库; 为桐城境主庙水库; 为岳城水库; 为青海古鄯水库; 为江西老埠水库; 为山西文峪河水库(壤黏土); 为福建红五一水库; 为福建岭里水库(轻壤土); 为浙江海堤; ①为模型; μ 为渗透系数; k 为给水度; v 为上游水位的降速。

经 BP 网络不断地训练,调整其层间的权值、阈值和其中的参数,进行反复训练和试算迭代,所得训练结果如表 3 所示。可见,利用 BP 网络进行模拟训练后,其检验结果与利用极限平衡法所得结果基本一致,其最大相对误差为 4%,模型预测结果与边坡实际结果相吻合,说明神经网络模型可对边坡进行预测,并且较方便。同时,影响其安全系数最大的是坡角,而摩擦角和凝聚力也是比较重要的影响因素。在有水渗流的作用下,渗流对边坡稳定影响也较大,给水度、渗透系数以及降落速度也是影响安全系数的重要因素,其次是边坡高度。

5 模糊控制下人工神经网络边坡稳定预测模型的工程应用

以江西某水库为例,证实所提出的模糊人工神经网络边坡安全预报模型的预报功能。该水库于 1958 年动工兴建,1960 年拦洪蓄水,库容超过 1 亿 m^3 。大坝原设计为黏土心墙,最大坝高为 50 m,坝顶高程为 97 m,坝顶全长约为 400 m。基岩以上有 3~8 m 厚的透水砂砾石层,基岩为页岩及石英砂岩石层,弱透

水。坝上游用黏土水平铺盖及截水墙防渗,此大坝为均质土坝。1972—11—19 在隧洞进口前沿沿深水处炸开隧洞进口,库水位开始骤降,左坝段上游(0+241 断面)产生大滑坡。1972—11—24 右坝端上游坡(0+83 断面)发生滑坡,到 1972—11—27,在右坝端第 1 次上沿的陡立滑坡壁处继续滑坡,且滑动较快,严重威胁了大坝的安全。滑坡体左滑坡体宽约 148 m,右滑坡体宽约 115 m,在 2 个滑坡体之间尚有 1 段宽为 25~40 m 的坝体,桩号 0+156 处坝体仍然维持稳定。

滑坡计算的土石料物理力学指标见表 4。

滑坡后,南京水利科学研究院运用渗流作用下的边坡稳定分析软件对左坝段(0+241)断面进行坝体等势线分布以及上游边坡的滑动稳定分析计算,上游水位为 88.35 m,计算得坝体浸润线与实测结果较接近;当水位降落至 69.07 m 时,上游坡最小安全系数小于 1,计算所得滑坡时间及位置与实测结果一致,无渗水压力安全系数增大为 1.777。将表 4 中数据代入网络预测模型,所得安全系数为 0.981,边坡处于不稳定状态。可见,预测结果与在滑坡后的实际结果一致,说明本文建立的边坡稳定预报模型对有渗流作用的边坡稳定具有较好的预报功能。

表 3 模型检验结果

Table 3 Model investigation results

研究对象	坝高/m	μ	$k/(\text{cm}\cdot\text{s}^{-1})$	$v/(\text{m}\cdot\text{d}^{-1})$	安全系数	边坡状态
	150	0.084	0.01	6.8	0.912	0
	150	0.200	0.01	6.8	0.798	0
	150	0.137	0.10	6.8	1.241	1
	150	0.200	0.10	6.8	1.189	1
	78	0.060	0.01	1.0	1.441	1
	9	0.002	0	12.0	1.346	1
	9	0.002	0	12.0	1.049	1
⑪	15	0.104	0	21.0	1.051	0

注:研究对象,和⑪的含义以及有关参数含义见表 2。

表 4 土石料物理力学指标

Fig.4 Mechanical parameters of stuffing material

坝高/ m	湿重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	饱和重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	凝聚力/ kPa	摩擦角/ ($^{\circ}$)	干容重/ ($\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$)	孔隙比	边坡角/ ($^{\circ}$)	μ	$k/$ ($\text{cm}\cdot\text{s}^{-1}$)	$v/$ ($\text{m}\cdot\text{d}^{-1}$)
50	18.82	19.39	25	14.6	15.29	0.4	20.32	0.07	0.658×10^{-4}	1.95

6 结 论

a. 由于边坡岩土体在物质组成上的不连续性和各向异性,并且其物理力学性质又受地应力、地下水等多种因素的影响,边坡工程可以看成是一个不确定(模糊随机)的、非线性的动态开放系统。因此,用传统的线性化方法难以准确地描述这种复杂的非线性特征,对大型复杂的边坡稳定性进行准确预报尚存在一定困难。

b. 神经网络方法能够充分逼近任意复杂的非线性关系,且能够模拟与适应不确定性系统的动态特征等特点,神经网络可用于解决不确定性、非线性复杂的问题。

c. 根据边坡工程稳定性实例分析,建立边坡稳定性的神经网络模型,对部分边坡稳定性进行预测,预测结果与边坡的实际结果相吻合,表明神经网络可用于对边坡进行预测,且方便、适用。只要反复调整权值与模糊阈值,便能达到最佳的预测效果。

d. 在网络训练过程中,影响边坡安全系数最大的是坡角,其次是摩擦角和凝聚力。在有水渗流的作用下,水压力、渗透系数和边坡高度也是影响安全系数的重要因素。

参考文献:

- [1] 黄苏南,邵惠鹤,张钟俊. 控制理论与应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1994: 327-386.
HUANG Su-nan, SHAO Hui-he, ZHANG Zhong-jun. Control theory and application[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1994: 327-386.
- [2] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965(8): 338-353.
- [3] 徐晓龙,孙炳楠. 基于智能算法的高层建筑非线性地震反应的MR阻尼器半主动控制[J]. 工程力学, 2008, 25(1): 209-216.
XU Xiao-long, SUN Bing-nan. Intelligent algorithm based semi-active control of MR damper of nonlinear seismic response for high-rise buildings[J]. Engineering Mechanics, 2008, 25(1): 209-216.
- [4] 刘 强. MR智能基础隔震结构抗震性能分析[J]. 低温建筑技术, 2008, 122(2): 53-55.
LIU Qiang. Seismic response with MR analysis of intelligent base isolated structure damper based on the application of ANFS[J]. Low Temperature Architecture Technology, 2008, 122(2): 53-55.
- [5] 罗 旭. 基于蚁群学习算法的模糊小波神经网络控制[J]. 福建电脑, 2008(1): 60-61.
LUO Xu. Fuzzy-wavelet neural network control based on ant-colony optimization[J]. Fujian Computer Technology, 2008(1): 60-61.
- [6] Hunt Y, Haas R, Smith R M. Neural networks for control systems: A survey. Automatica[M]. NY: Pergamon Press, 1992: 1083-1112.
- [7] Marzuki K, JIANG Zhong-ping, CHEN Ben-mei, et al. IEEE CSM[C]/Decision and Control. Proceedings of 47th IEEE Conference. London: IET CNF, 1992, 12(3): 58.
- [8] Nguyen D H, Widraw B. IEEE CSM[C]/Power Delivery. London: IEEE JNL, IEEE Transactions, 1990: 12-18.
- [9] 李 平, 孙优贤, 周晋晖. 控制理论与应用[M]. 浙江: 浙江大学出版社, 1995: 2-46.
LI Ping, SUN You-xian, ZHOU Jing-hui. Controlling theory and application[M]. Zhejiang: Zhejiang University Press, 1995: 2-46.
- [10] 杨煌普, 许晓鸣, 张钟俊. 模式识别与人工智能[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1994: 3-53.
YANG Huang-pu, XU Xiao-ming, ZHANG Zhong-jun. Model identification and artificial intelligence[M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press, 1994: 3-53.
- [11] 毛昶熙, 段祥宝. 渗流数值计算与程序应用[M]. 南京: 河海大学出版社, 1999: 31-97
MAO Chang-xi, DUAN Xiang-bao. Seepage numerical calculation and program application[M]. Nanjing: Hohai University Press, 1999: 31-97.
- [12] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1994: 44-102.
ZHANG Li-ming. Artificial neural network model and application[M]. Shanghai: Fudan University Press, 1994: 44-102.
- [13] 斯华龄. 电脑人脑化[M]. 北京: 北京大学出版社, 1993: 13-76.
SI Hua-ling. Artificial computational technology[M]. Beijing: Peking University Press, 1993: 13-76
- [14] 陆金桂. 基于神经网络的结构近似分析方法[J]. 中国科学: A辑, 1994, 24(6): 7-14.
LU Jin-gui. Structure approximate analytical theory based on neural network[J]. Science of China: Volume A, 1994, 24(6): 7-14.
- [15] 周继成, 周清山, 韩飘杨, 等. 人工神经网络-第六代计算机的实现[M]. 北京: 科学普及出版社, 1991: 57-121.
ZHOU Ji-cheng, ZHOU Qing-shan, HAN Piao-yang, et al. Artificial neural network-sixth grade simulation with computer technology[M]. Beijing: Science Popularization Press, 1991: 57-121.
- [16] 陈祖煜, 邵长明. 最优化方法在确定边坡最小安全系数方面的应用[J]. 岩土工程学报, 1998, 10(4): 1-13.
CHEN Zhu-yu, SHAO Chang-ming. Optimization theory on minimal safety factor calculation of slope stability[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 1998, 10(4): 1-13.