

# 自适应神经—模糊推理系统在水库边坡 稳定性评价中的应用

肖治宇<sup>1</sup>, 陈昌富<sup>1</sup>, 季永新<sup>2</sup>

(1. 湖南大学 岩土工程研究所, 湖南 长沙 410082; 2. 贵州省建筑科学研究检测中心, 贵州 贵阳 550001)

**摘要:** 针对水库边坡稳定性影响因子之间复杂的非线性关系, 利用自适应神经模糊推理系统(ANFIS)能够同时处理确定性和不确定性信息以及动态非线性分析的能力, 提出了基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价方法。将渗透系数、水位降速、孔隙压力比、坡角、坡高、凝聚力、内摩擦角、重度 8 个参数作为输入, 以水库边坡稳定性系数作为输出, 基于 21 个工程实例, 建立了基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价模型。该模型对训练样本拟合的相关系数为 0.999 96, 对检测样本的预测相关系数为 0.977 48, 优于 BP 神经网络模型。对江西省某水库边坡稳定性进行了预测, 结果发现所建立的 ANFIS 模型对考虑多影响因子耦合作用的水库边坡稳定性有较好的预报功能。

**关键词:** 边坡; 水库; ANFIS; 稳定性

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2011)05-0186-05

中图分类号: U213

## Applying Adaptive Neuro—Fuzzy Inference System to Stability Assessment of Reservoir Slope

XIAO Zhi-yu<sup>1</sup>, CHEN Chang-fu<sup>1</sup>, JI Yong-xin<sup>2</sup>

(1. Institute of Geotechnical Engineering, Hu'nan University, Changsha, Hu'nan 410082, China;

2. Building Science Testing Center of Guizhou Province, Guiyang, Guizhou 550001, China)

**Abstract:** The relationship among the controlling factors of reservoir slope stability are highly non-linear. Meanwhile, the adaptive neuro—fuzzy inference system(ANFIS) has been widely recognized for its capability of nonlinear dynamic analysis and processing both certain and uncertain information at the same time. Hence, the employment of ANFIS to assess the stability of reservoir slope was proposed. With eight parameters including permeability coefficient, declining rate of the water level, pore pressure ratio, slope angle, slope height, cohesion, internal friction angle, and severity as the inputs, and the reservoir slope stability coefficient as the output, a ANFIS model has been constructed based on 21 project cases. The training correlation coefficient of the model was 0.999 96, and the correlation coefficient of the validation was 0.977 48, which was significantly better than the BP neural network model. The successful prediction on the slope stability of a dam reservoir in Jiangxi Province illustrated a desirable forecasting ability of the established ANFIS model for coupling multiple impact factors.

**Keywords:** slope; reservoir; ANFIS; stability

我国迄今为止已建各类水库 8 万多座, 水库数量居世界之首。这些水库在防洪、灌溉、供水、发电、航运和改善生态环境等方面发挥着巨大的作用。但是, 相当部分水库大坝工程建于 20 世纪 50—70 年代, 普遍存在防洪标准低, 工程质量差等安全隐患, 加上工

程老化等不利因素的影响, 致使部分水库边坡带“病”运行。水库边坡滑坡发生过程实际上是斜坡从渐变位移动变形到突然发生宏观滑移的非线性复杂过程, 其稳定性受地质因素和工程因素等的综合影响。这些因素有的是确定性的, 但大部分具有随机性、模糊

收稿日期: 2010-12-01

修回日期: 2011-03-01

资助项目: 国家自然科学基金项目“残坡积土边坡锚固系统水稳性与时变可靠性分析”(50878082); 交通部西部交通科技项目“贵州山区浅变质岩系风化层路基边坡稳定性研究”(200631880237); 湖南省自然科学基金重点项目“水对残坡积土中锚杆锚固性能影响及其长期可靠性分析研究”(09JJ3104)

作者简介: 肖治宇(1984—), 男(汉族), 湖南省新化县人, 博士研究生, 主要从事边坡工程、软土地基处理等方面的研究。E-mail: xiaozhiyu531@163.com。

性、可变性等不确定性特点,它们对水库边坡稳定性的影响权重是变化的。这些因子之间具有复杂的非线性关系,因此要求水库边坡稳定性分析方法应当具有能够同时处理确定性和不确定性信息的动态非线性能力,并在大量已有的工程实例基础上,客观地识别出水库边坡的稳定状态。

现有的水库边坡稳定性评价方法有很多,如多级灰关联评估<sup>[1]</sup>、模糊综合评判等<sup>[2-5]</sup>均需设计各评价指标对各级标准的隶属函数及各指标的权重,然后综合考虑水库的安全程度。由于具体问题的复杂性和多样性,不同的水库具有不同的特点,各种影响因素的重要性也不尽相同,因此,评价结果受评价者主观因素的影响较大。人工神经网络则可以通过学习自动调整各影响因素的权值,它不仅能较好地吸收学习样本中各领域专家的思维和经验,还具备较高的抗干扰能力和较好的容错性,具有较高的求解效率。当应用训练好的网络对非样本集中的新的输入进行映射时,就可在输出的评价结果中再现专家的思维和经验,从而得出比较合理的评价结论。吴云芳等<sup>[6-7]</sup>分别采用 BP 神经网络和改进的 BP 神经网络进行水库的安全综合评价,取得了较好的结果。然而, BP 网络收敛速度慢,稳定性差,易陷入局部极小,极大地限制了其实际应用。自适应神经模糊推理系统(ANFIS)<sup>[8-9]</sup>将人工神经网络和模糊逻辑推理相结合,使专家的模糊推理过程蕴含于神经网络结构中,使神经网络的结点和权值具有明确的物理意义,避免了传统神经网络工作过程的“黑盒”性。同时该系统又具有神经网络的自适应性和学习能力,克服了传统模糊推理系统学习能力差的缺点。这些正是研究和建立收敛速度快、解的稳定性好、优化性能好的水库边坡稳定性评价所需要的。为此,本文将渗透系数、水位降速、孔隙压力比、坡角、坡高、凝聚力、内摩擦角、重度等 8 个参数作为输入,以水库边坡稳定性系数作为输出,基于 21 个工程实例,建立了基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价模型。

### 1 ANFIS 基本原理及结构

ANFIS 属于 Sugeno 型模糊系统<sup>[8]</sup>,由前件和后件构成,其典型的模糊规则形式如下:如果  $x$  是  $A$ ,且  $y$  是  $B$ ,则  $z = f(x, y)$ 。其中,  $A$  和  $B$  是前件中的模糊集合,而  $z = f(x, y)$  是后件中的精确函数。通常  $f(x, y)$  是输入变量  $x$  和  $y$  的多项式。如果  $f(x, y)$  是一阶多项式时,所产生的模糊推理系统即为一阶 Sugeno 模糊模型。

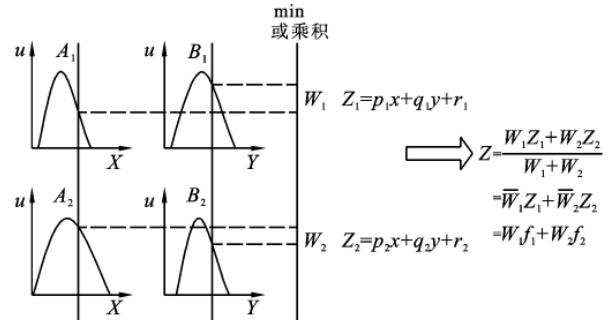
图 1a 所示为一阶 Sugeno 模糊模型的模糊推理

过程,它有 2 个输入  $x$  和  $y$ ,一个输出  $z$ ,因此具有 2 条模糊 if—then 规则:

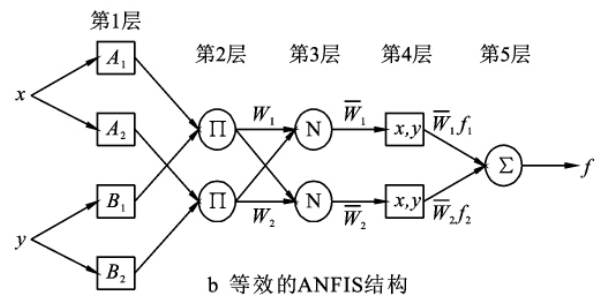
规则 1:如果  $x$  是  $A_1$ ,  $y$  是  $B_1$ ,那么  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ ,

规则 2:如果  $x$  是  $A_2$ ,  $y$  是  $B_2$ ,那么  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

该模型相应等效的 ANFIS 结构如图 1b 所示,该 ANFIS 结构共有 5 层,各自的功能如下:



a 两规则两输入—阶Sugeno模糊模型



b 等效的ANFIS结构

图 1 一阶 Sugeno 模糊模型及其相应等效的 ANFIS 结构

第 1 层,在这一层的每个结点  $i$  是一个有结点函数的自适应结点。

$$Q_{1i} = u_{A_i}(x), i = 1, 2; Q_{1i} = u_{B_{i-2}}(y), i = 3, 4 \quad (1)$$

式中:  $x, y$ ——结点  $i$  的输入;  $A, B$ ——是与该结点有关的语言标识(如“小”或“大”);  $Q_{1i}$ ——模糊集  $A (=A_1, A_2, B_1$  或  $B_2)$  的隶属度,并且它确定了给定输入  $x$  或  $y$  满足  $A$  的程度。这里  $A$  的隶属函数可以是任意合适的参数化隶属函数,如一般的钟型函数:

$$u_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (2)$$

第 2 层,在这一层的每个结点是一个标以  $\Pi$  的固定结点,它的输出是所有输入信号的积。

$$Q_{2i} = u_{A_i}(x)u_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (3)$$

每个结点的输出表示一条规则的激励强度。

第 3 层,在这一层的每个结点是一个标以  $N$  的固定结点。第  $i$  个结点计算第  $i$  条规则的激励强度与所有规则的激励强度之和的比值。

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (4)$$

为方便起见,该层的输出称为归一化激励强度。

第 4 层,在这一层的每个结点  $i$  是一个有结点函数的自适应结点。

$$Q_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

式中: $\bar{w}_i$  是从第 3 层传来的归一化激励强度; $\{p_i, q_i, r_i\}$  是该结点参数集。这一层参数称为结论参数。

第 5 层,这一层的单结点是一个标以  $\Sigma$  的固定结点,它计算所有传来信号之和作为总输出:

$$Q_{5i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (6)$$

这样就建立了一个功能上与 Sugeno 模糊模型等价的自适应网络。这个自适应结构不是惟一的,我们可以合并层 3 和层 4,从而得到一个只有 4 层的等价网络。

同样,我们可在网络的最后一层执行权值归一化,在极端情况下,我们甚至可以把整个网络缩减为一个具有相同参数集的单自适应结点<sup>[10]</sup>。

ANFIS 的训练结构有 2 种生成方法,即人为指定方法和减法聚类方法<sup>[11]</sup>。ANFIS 采用的学习方法则有误差反传学习算法和混合学习算法<sup>[10]</sup>。

## 2 基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价模型

### 2.1 模型参数的确定

对影响水库边坡稳定性统计表明,水库边坡稳定性状况是多种因素非线性耦合作用的结果,因此可以根据各因素对水库边坡稳定性的综合影响,将其归纳为 8 个指标:(1) 水库边坡高度;(2) 水库边坡重度;(3) 水库边坡凝聚力;(4) 水库边坡内摩擦角;(5) 水库边坡孔隙压力比;(6) 水库边坡坡角;(7) 水库边坡渗透系数  $k$ <sup>[12]</sup>;(8) 水位降速  $v$ <sup>[12]</sup>。

### 2.2 模型样本数据采集

本文从文献[13]中收集到 21 水库边坡实例,其中破坏边坡 9 个,稳定边坡 12 个,如表 1 所示。

### 2.3 模型结构及其训练

本文以上述 8 个指标为输入变量,以水库边坡的稳定性系数为输出变量,给每个输入变量赋予 2 个隶属度函数,类型为两边型高斯隶属度函数;采用人为指定方法来生成训练结构,学习法则采用混合学习算法。

对样本中 15 个工程实例进行学习训练,直至输出误差满足要求,用样本中 6 个工程实例进行检测,检测的目的是用于交叉验证模糊推理模型。ANFIS 建模方案及计算结果如表 1 所示。

表 1 水库边坡工程实例<sup>[10]</sup>及 ANFIS 建模方案和计算结果

实例序号	水库地点	坝高/ m	重度/ (kN·m <sup>-3</sup> )	凝聚力/ kPa	内摩擦角/ (°)	孔隙比	边坡角/(°)	渗透系数 $k$ / (cm·s <sup>-1</sup> )	水位降速 $v$ / (m·d <sup>-1</sup> )	安全系数	水库边坡状态	ANFIS 建模	计算结果
1	黄河小浪底水库	150	22.44	0	35.00	0.25	23.75	0.084	6.8	0.912	破坏	训练	0.912
2	黄河小浪底水库	150	22.44	0	35.00	0.25	23.75	0.200	6.8	0.798	破坏	训练	0.798
3	黄河小浪底水库	150	22.44	0	35.00	0.25	23.75	0.137	6.8	1.235	稳定	训练	1.234
4	黄河小浪底水库	150	22.44	0	35.00	0.25	23.75	0.200	6.8	1.189	稳定	检测	1.176
5	新疆下板地水库	78	23.00	0	40.00	0.22	26.50	0.060	1.0	1.465	稳定	训练	1.465
6	桐城境主庙水库	46	19.80	0	32.00	0.25	26.50	0.060	3.0	1.011	稳定	训练	1.011
7	桐城境主庙水库	46	19.80	0	32.00	0.25	21.80	0.060	3.0	1.028	稳定	检测	1.054
8	岳城水库	39	20.19	9.8	21.00	0.25	19.29	0.047	0.3	0.981	破坏	训练	0.981
9	岳城水库	73	22.44	0	35.00	0.25	18.43	0.141	2.9	1.125	稳定	训练	1.125
10	青海古鄯水库	38	18.13	10	24.25	0.40	17.07	0.002	1.0	1.122	稳定	训练	1.122
11	江西老埠水库	54	20.90	11.9	20.40	0.75	21.04	0.02	0.7	1.080	稳定	训练	1.080
12	山西文峪河水库	53	19.60	5	26.50	0.40	15.52	0.007	2.7	0.841	破坏	训练	0.841
13	山西文峪河水库	53	19.60	5	22.00	0.40	15.52	0.007	2.7	0.754	破坏	检测	0.796
14	福建红五一水库	51	17.35	20	24.00	0.40	18.43	0.104	3.1	0.961	破坏	训练	0.961
15	福建红五一水库	51	17.88	21.2	13.92	0.40	18.43	0.104	3.1	1.056	稳定	检测	1.085
16	福建岭里水库	40	18.86	8	26.00	0.40	21.80	0.007	0.5	0.909	破坏	训练	0.909
17	福建岭里水库	40	18.86	8	26.00	0.40	21.80	0.007	0.6	0.934	破坏	训练	0.933
18	福建岭里水库	40	18.00	21	21.33	0.40	21.80	0.007	0.2	0.938	破坏	检测	0.901
19	浙江海堤	9	19.60	10	16.00	0.40	21.80	0.002	12.0	1.346	稳定	训练	1.346
20	浙江海堤	9	19.60	10	8.00	0.40	21.80	0.002	12.0	1.049	稳定	检测	1.033
21	湖南安乡水库	15	18.42	14.95	21.20	0.40	45.00	0.104	21.0	1.051	稳定	训练	1.051

2.4 模型的评价

模型的训练误差与检测误差如图 2 所示,从图 2 可以看出训练误差与检验误差同时收敛,说明训练数据与检验数据具有相同的内在规律。并达到了预期的精度。把训练结果与工程实际值进行比较,如图 3 所示,发现训练结果与极限平衡法计算值非常吻合,相关系数达到 0.999 96。

把检测结果与常规 BP 神经网络结果进行了比较,如表 2、图 4 所示。应注意 ANFIS 的输入输出数据矩阵排列方式和 BP 神经网络的不同,在进行换算时要对数据矩阵进行适当变换,具体方法可参考文献[11]。

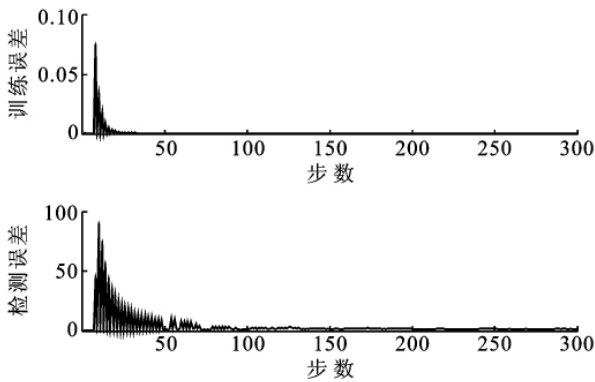


图 2 ANFIS 误差曲线

据表 2 显示,针对同一检测样本,ANFIS 模型检测结果的相对误差和绝对误差明显小于 BP 神经网络模型,前者的相对误差最大为 5.57%,而后者最大为 11%;ANFIS 模型检测结果与实际的水库边坡稳

定性状态相吻合,但是 BP 神经网络检测结果有 2 个水库边坡稳定性与实际不符,占总共检测样本的 33%。因此,应用 ANFIS 来判别水库边坡稳定性准确率比较高,将它作为判别水库边坡稳定是可行的。

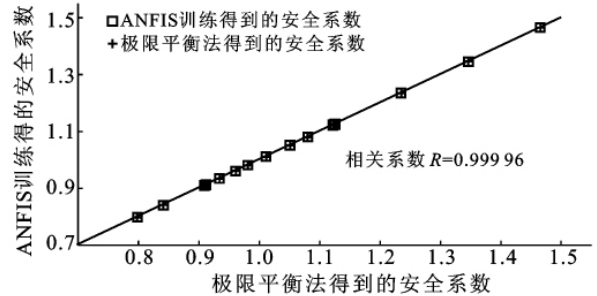


图 3 ANFIS 模型训练值与极限平衡法计算值比较

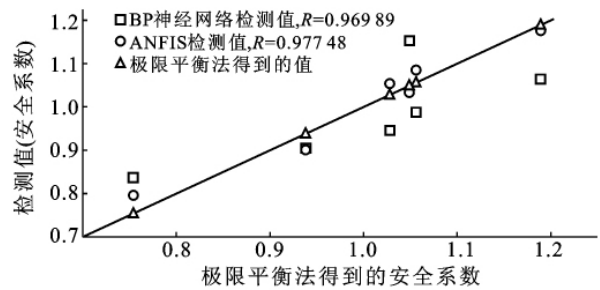


图 4 ANFIS 模型、BP 神经网络模型的检测值与极限平衡法计算值比较

图 4 显示,ANFIS 模型检测结果的相关系数达到 0.977 48,而常规 BP 神经网络的检测结果相关系数只有 0.769 89,进一步说明 ANFIS 模型要明显优于 BP 神经网络模型。

表 2 基于 BP 神经网络模型和 ANFIS 模型的边坡稳定系数检测成果比较

检测样本序号	极限平衡法		BP 神经网络模型				ANFIS 模型			
	安全系数	边坡实际状态	安全系数	绝对误差	相对误差/%	边坡状态	安全系数	绝对误差	相对误差/%	边坡状态
4	1.189	稳定	1.064	0.125	10.5	稳定	1.176	0.013	1.10	稳定
7	1.028	稳定	0.946	0.082	7.58	破坏	1.054	0.026	2.53	稳定
13	0.754	破坏	0.837	0.083	11.00	破坏	0.796	0.042	5.57	破坏
15	1.056	稳定	0.988	0.068	6.43	破坏	1.085	0.029	2.75	稳定
18	0.938	破坏	0.905	0.033	3.52	破坏	0.901	0.037	3.94	破坏
20	1.049	稳定	1.153	0.104	9.91	稳定	1.033	0.016	1.53	稳定

2.5 影响模型精度的因素分析

2.5.1 数据结果的准确性及样本数量 自适应神经—模糊推理系统是以训练样本数据为基础的,虽然在结构学习过程中它可以自行竞选规则,淘汰掉部分数据,但数据总体的准确性将决定系统的预测精度。另外,样本数量太少,系统学习程度就低,稳定性肯定不会好,如果本研究能够再多些准确性高的工程实

例,模型所得到的结果肯定能有所提高。

2.5.2 自适应神经—模糊推理系统的输入个数的影响 当输入个数增加时,系统的维数就会相应增加,系统的学习就会越复杂,当样本数据准确性不够时,就很可能使检测精度达不到要求,甚至不收敛。

2.5.3 各输入所对应的隶属度函数数量 理论上,隶属度函数数量越多,模糊区间划分就越细,系统的

精度会越高,但是系统的学习也越复杂,有时增加一个隶属度函数,模型运行时间会增加 1 倍以上,甚至出现电脑内存不够的情况,所以,要根据具体情况来合理给定隶属度函数个数。

### 2.6 ANFIS 模型的工程应用

以江西某水库<sup>[13]</sup>为例,来检验上文所建立的 ANFIS 模型对水库边坡安全进行预报的功能。该水

库于 1958 年动工兴建,1972 年水库水位下降,水库边坡产生滑坡,滑坡计算的物理力学指标见表 3。

把表 3 中的数据带入上文建立的 ANFIS 模型,得到水库边坡的安全系数为 0.925,水库边坡状态为破坏,该结果与实际相吻合。说明本文建立的 ANFIS 模型对有渗流作用的水库边坡稳定性有较好的预报功能。

表 3 水库边坡物理力学指标

坝高/m	重度/ ( $\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$ )	凝聚力/ kPa	内摩擦角/ ( $^{\circ}$ )	孔隙比	边坡角/ ( $^{\circ}$ )	渗透系数 $k$ / ( $\text{cm} \cdot \text{s}^{-1}$ )	水位降速 $v$ / ( $\text{m} \cdot \text{d}^{-1}$ )
50	19.39	25	14.60	0.40	20.32	0.07	1.95

## 3 结论

(1) 本文针对水库边坡稳定性的影响因子之间复杂的非线性关系,利用自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 能够同时处理确定性和不确定性信息以及动态非线性分析的能力,提出了基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价方法。

(2) 本文选取了对水库边坡稳定性有重要影响的 8 个因素作为输入变量,以水库边坡稳定性系数作为输出变量,以 15 个工程实例为训练样本,以 6 个工程实例作为检测样本,建立了基于 ANFIS 的水库边坡稳定性评价模型,并与最常用的 BP 神经网络模型进行对比,发现其明显优于 BP 神经网络模型。

(3) 最后用一个工程实例来检验所建立的 NFIS 模型对水库边坡安全进行预报的能力,发现建立的 ANFIS 模型对考虑多影响因子耦合作用的水库边坡稳定性有较好的预报功能。

### [ 参 考 文 献 ]

- [1] 吴云芳,李珍照,薛桂玉. 大坝实测性态的多级灰关联评估方法研究[J]. 大坝观测与土工测试,1998,22(5):27-31.
- [2] 尉维斌,李珍照. 大坝安全模糊综合评判决策方法的研究[J]. 水电站设计,1996,12(1):1-8,26.
- [3] 李珍照,何金平,薛桂玉,等. 大坝实测性态模糊模式识

别方法的研究[J]. 武汉水利电力大学学报,1998,31(2):1-4.

- [4] 尉维斌. 大坝安全综合评判法研究[D]. 武汉:武汉大学,1994.
- [5] 赵建军,黄润秋,向喜琼. 某水电站近坝库岸边坡稳定性二次模糊综合评判[J]. 水文地质工程地质,2004(2):45-49.
- [6] 吴云芳,李珍照,徐帆. BP 神经网络在大坝安全综合评价中的应用[J]. 河海大学学报,2003,31(1):25-28.
- [7] 黄红女,华锡生,王铁生. 利用反向传播神经网络实现大坝的综合评判[J]. 水电自动化与大坝监测,2003,27(2):56-58.
- [8] Jang J R S. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems[J]. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., 1993, 23(3):665-685.
- [9] 杨则英,黄承远,曲建波. 基于自适应神经—模糊推理系统和遗传算法的桥梁耐久性评估[J]. 土木工程学报,2006,39(2):16-20.
- [10] 闻新,周露,李东江,等. 模糊逻辑工具箱的分析与应用[M]. 北京:科学出版社,2001:153-174.
- [11] 张智星,孙春在,(日)水谷英二,等. 神经—模糊和软计算[M]. 西安:西安交通大学出版社,2000:238-310.
- [12] 包太,刘新荣,税月. 水位下降卸荷诱发库岸边坡快速失稳机理分析[J]. 水文地质工程地质,2004(5):7-11.
- [13] 陈乐求,彭振斌,陈伟. 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[J]. 中南大学学报,2009,40(5):1381-1387.