

# 圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法研究

## Study on ANFIS-based approach for inverse design of with circular failure surface sliding slopes

丁德馨, 张志军

(南华大学 建筑工程与资源环境学院, 湖南 衡阳 421001)

**摘要:**圆弧滑动边坡反演设计的神经网络方法存在着收敛速度慢、拟合能力差、预测精度低、训练结果不具有唯一性等缺陷。针对这些缺陷,应用自适应神经模糊推理系统的原理,建立了圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法,并应用该方法对部分实例进行了反演设计。反演设计结果表明,该方法具有收敛速度快、拟合能力强、预测精度高、训练结果具有唯一性等优点,是一种优异的反演设计方法。

**关键词:**圆弧滑动边坡;自适应神经模糊推理系统;反演设计

**中图分类号:**TU 457 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-4548(2004)02-0202-05

**作者简介:**丁德馨(1958-),男,湖南常德人,博士,教授,博导,主要从事岩土工程灾害预测与控制研究。

DING De-xin, ZHANG Zhi-jun

(School of Architectural Engineering, Resources and Environment, Nanhua University, Hengyang 421001, China)

**Abstract:** ANN-based approach for inverse design of slopes with circular sliding surface has shortcomings such as slow speed of convergence, poor capability of fitting, low accuracy of prediction and indefiniteness of the training results. In order to overcome these shortcomings, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System is used to establish an ANFIS-based approach for inverse design of sliding slopes. Furthermore, this approach is used for the inverse design of several examples and the results show that it has the merits of high speed of convergence, good capability of fitting, high accuracy of prediction and definiteness of the training results, and is an excellent approach for inverse design of sliding slopes with circular failure surface.

**Key words:** circular sliding slopes; adaptive neuro-fuzzy inference system; inverse design

## 0 前 言

人工神经网络已被用来建立圆弧滑动边坡反演设计的神经网络方法<sup>[1]</sup>。这种设计方法是在集成以往圆弧滑动边坡成功范例的基础上,应用人工神经网络建立反演设计仿真模型,从而确定圆弧滑动边坡设计参数的一种新方法<sup>[2,3]</sup>。该方法的正确性和适用性虽然得到了检验,但还存在着如下不足之处:网络收敛速度较慢,拟合能力较差,预测精度较低,训练结果不具有唯一性,即无论是重复进行训练还是改变数据输入顺序,都难以得到相同的结果。这些缺陷严重影响了该反演设计方法的适用性。

最新研究表明,将人工神经网络和模糊逻辑推理相结合构成的自适应神经模糊推理系统 ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System),具有收敛速度快、拟合能力强、预测精度高、网络训练结果具有唯一性等特点<sup>[4]</sup>。这些正是研究和建立圆弧滑动边坡反演设计方法所需要的。

因此,本文应用自适应神经模糊推理系统的原理,建立了圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理

方法,并应用此方法对部分实例进行了反演设计,结果表明,所建立的圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法具有收敛速度快、拟合能力强、预测精度高、网络训练结果具有唯一性等特点,弥补了圆弧滑动边坡反演设计神经网络方法的不足,可以在设计圆弧滑动边坡时应用。

## 1 自适应神经模糊推理系统的原理及结构

### 1.1 ANFIS的原理及结构

ANFIS属于 Sugeno 型模糊系统,由前件和后件构成,其典型的模糊规则形式: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

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(50274043);湖南省自然科学基金重点资助项目(01JJY1004);湖南省教育厅重点资助项目(01A015)

**收稿日期:**2003-05-06

一阶 Sugeno 模糊模型。

图 1 所示为一阶 Sugeno 模糊模型的模糊推理过程, 它有两个输入  $x$  和  $y$ , 一个输出  $z$ , 因此具有两条模糊 if-then 规则:

if  $x$  是  $A_1$  and  $y$  是  $B_1$   
 then  $z_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$   
 if  $x$  是  $A_2$  and  $y$  是  $B_2$   
 then  $z_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

在上述两条规则中,  $A_i$  和  $B_i (i = 1, 2)$  是与输入变量相对应的模糊集。

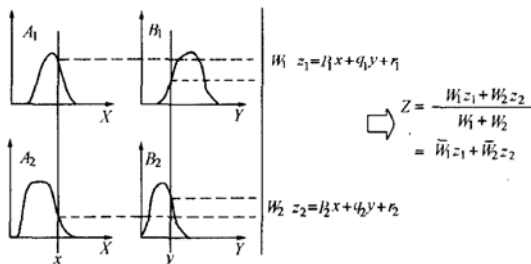


图 1 一阶 Sugeno 模糊系统的推理过程

Fig.1 The inference process of one order Sugeno fuzzy system

假设输入变量  $x$  和  $y$  的 S 型隶属度函数为

$$S_{A_i}(x, a_i, b_i) = 1/(1 + e^{-a_i(x-b_i)}), \quad (1)$$

$$S_{B_i}(x, c_i, d_i) = 1/(1 + e^{-c_i(x-d_i)}). \quad (2)$$

式中  $i = 1, 2, \{a_i, b_i\}$  与  $\{c_i, d_i\}$  为 S 型隶属度函数的两组特征参数。

改变上述特征参数的值, S 型隶属度函数即发生改变, 亦即  $A_i$  和  $B_i$  的隶属度函数发生改变。此推理过程可等效成如图 2 所示的 ANFIS 结构。

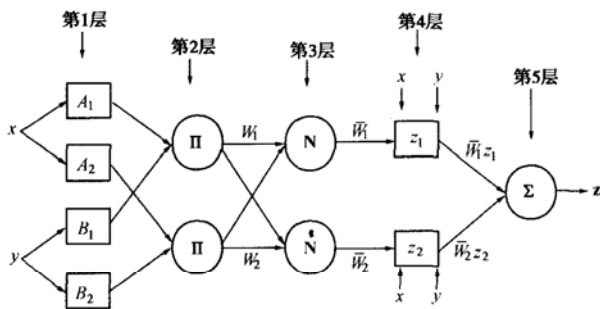


图 2 与一阶 Sugeno 模糊系统等效的 ANFIS 结构

Fig.2 The ANFIS structure equivalent to one order Sugeno fuzzy system

该 ANFIS 结构共有 5 层, 各自的功能如下:

第一层: 计算输入的模糊隶属度。该层的每个结点均是有结点函数的自适应结点:

$$O_{1,i} = S_{A_i}(x, a_i, b_i), i = 1, 2 \quad (3)$$

$$O_{1,j} = S_{B_{j-2}}(y, c_{j-2}, d_{j-2}), j = 3, 4 \quad (4)$$

其中  $O_{1,i}$  表示第一层的第  $i$  个输出, 是各模糊集  $A_i, B_i$  对应输出变量的隶属度。

第二层: 计算每条规则的适应度。该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, 表示规则的激励强度:

$$O_{2,1} = O_{1,1} \times O_{1,3} = S_{A_1}(x, a_1, b_1) \times S_{B_1}(y, c_1, d_1),$$

记作  $W_1$ , (5)

$$O_{2,2} = O_{1,2} \times O_{1,4} = S_{A_2}(x, a_2, b_2) \times S_{B_2}(y, c_2, d_2),$$

记作  $W_2$ 。 (6)

第三层: 计算适应度的归一化值。该层的每个结点是一个标以  $N$  的固定结点, 它计算该条规则的激励强度与所有规则的激励强度之和的比值:

$$O_{3,1} = \bar{W}_1 = W_1/(W_1 + W_2), \quad (7)$$

$$O_{3,2} = \bar{W}_2 = W_2/(W_1 + W_2)。 \quad (8)$$

第四层: 计算每条规则的输出。该层的每个结点均是一个有结点函数的自适应结点:

$$O_{4,1} = \bar{W}_1 z_1 = \bar{W}_1(p_1 x + q_1 y + r_1), \quad (9)$$

$$O_{4,2} = \bar{W}_2 z_2 = \bar{W}_2(p_2 x + q_2 y + r_2)。 \quad (10)$$

式中  $\{p_i, q_i, r_i\} (i = 1, 2)$  是对应结点的参数集, 称为结论参数。

第五层: 计算模糊系统的输出。该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, 并作为总的输出:

$$O_5 = z = \sum \bar{W}_i z_i = \bar{W}_1 z_1 + \bar{W}_2 z_2。 \quad (11)$$

在这一网络中, 包含了待定的特征参数(隶属度函数中的参数  $a_i, b_i, c_i, d_i (i = 1, 2)$ ) 和结论参数( $p_i, q_i, r_i (i = 1, 2)$ )。ANFIS 在训练过程中, 动态地调整这些参数, 以实现自适应学习, 从而使网络能更加准确地描述输入与输出之间的映射关系。

## 1.2 ANFIS 的训练结构及学习方法的选择

### (1) ANFIS 的训练结构

ANFIS 的训练结构有两种生成方法, 即人为指定方法和减法聚类方法<sup>[5-7]</sup>。人为指定方法是由操作者根据输入数据情况, 为每个输入变量赋予合适的隶属度函数的个数和类型, 以及为输出变量指定相应的输出函数类型。减法聚类方法是一种用来估计一组数据中聚类个数以及聚类中心位置的快速单次数据聚类算法。它将每个数据点作为可能的聚类中心, 并根据各个数据点周围数据的密度来计算该点作为聚类中心的可能性。其过程为: 被选为聚类中心的数据点周围具有最高数据点密度, 同时该数据点附近的数据点不再作为聚类中心; 在选出第一个聚类中心后, 从剩余的可能作为聚类中心的数据点中, 继续采用类似方法选择

下一个聚类中心;这一过程一直要持续到所有剩余地数据点作为聚类中心的可能性低于某一阈值时方结束。减法聚类方法能够快速的估计出数据集中的聚类集的个数和聚类中心,并按照每一个数据聚类的模糊联系程度自动划分规则,使规则的数目降为最少而数据行为达到最好。减法聚类法的这些特点很好地解决了维数灾难问题,并提高了学习和应用阶段的速度。

### (2) ANFIS 的学习算法

ANFIS 采用的学习算法有误差反传学习算法和混合学习算法<sup>[5-7]</sup>。混合学习算法是最小二乘法(LSE)和梯度下降法(GD)相结合的算法,其过程为,前向过程中,先在固定特征参数( $a_i, b_i, c_i, d_i (i = 1, 2)$ )的条件下,通过隶属函数得到输入变量的“增强表示”,即得到输入变量的函数描述,再将其用作各个结点的输出并向前计算至第四层,最后用最小二乘法进行辨识以得到最优结论参数( $p_i, q_i, r_i (i = 1, 2)$ ),从而得到系统的输出;反向过程中,先由实际输出与目标输出计算出误差信号,再将其逐层反向传播,最后采用梯度法更新特征参数( $a_i, b_i, c_i, d_i (i = 1, 2)$ ),亦即更新隶属函数,以调节输入变量的“增强表示”,从而使得系统

的性能得到改善。

## 2 圆弧滑动边坡反演设计问题的数学描述

这里应用集合论给出圆弧滑动边坡反演设计问题的数学描述。

圆弧滑动边坡涉及的所有参数构成了一个参数集 $\Phi$ 。建立在这个参数集 $\Phi$ 上的抽象空间就构成了边坡的状态空间,记为 $V\Phi$ 。状态空间 $V\Phi$ 可分为3个子空间。一个是由边坡土体的容重 $\gamma$ 、内聚力 $c$ 、内摩擦角 $\phi$ 和坡高 $H$ 所组成的状态参数空间 $V_m$ ;另一个是由边坡的设计坡角 $\varphi_r$ 所组成的状态参数空间 $V_u$ ;还有一个是由边坡的安全系数 $F$ 所组成的状态参数空间 $V_f$ 它们三者。记作

$$V_m = \{m \mid m = \{\gamma, c, \phi, H\}, m \in \Phi\},$$

$$V_u = \{u \mid u = \{\varphi_r\}, u \in \Phi\},$$

$$V_f = \{f \mid f = \{F\}, f \in \Phi\}.$$

现行圆弧滑动边坡设计方法研究的是从 $V_m$ 和 $V_u$ 到 $V_f$ 的映射关系,即

表1 圆弧滑动边坡实例

Table 1 Examples of sliding slopes with circular failure surface

编号	岩石容重 $\gamma$ /( $\text{kN}\cdot\text{m}^{-3}$ )	内聚力 $c$ /kPa	内摩擦角 $\phi$ /( $^\circ$ )	边坡角 $\varphi_r$ /( $^\circ$ )	边坡高度 $H$ /m	安全系数 $F$	边坡稳定 状态
1	25.00	120.00	45.00	53.00	120.0	1.300	稳定
2	18.84	14.36	25.00	20.00	30.5	1.875	稳定
3	18.84	57.46	20.00	20.00	30.5	2.045	稳定
4	28.44	39.42	35.00	35.00	100.0	1.780	稳定
5	28.44	39.23	38.00	35.00	100.0	1.990	稳定
6	27.30	31.50	29.70	41.00	135.0	1.245	稳定
7	27.30	16.80	28.00	50.00	90.5	1.252	稳定
8	27.30	26.00	31.00	50.00	92.0	1.246	稳定
9	27.30	10.00	39.00	41.00	511.0	1.434	稳定
10	27.30	10.00	39.00	40.00	470.0	1.418	稳定
11	25.00	46.00	35.00	47.00	443.0	1.280	稳定
12	25.00	46.00	35.00	44.00	435.0	1.370	稳定
13	25.00	46.00	35.00	46.00	432.0	1.230	稳定
14	26.00	150.00	45.00	30.00	200.0	1.200	稳定
15	22.40	10.00	35.00	30.00	10.0	2.000	稳定
16	21.40	10.00	30.34	30.00	20.0	1.700	稳定
17	12.00	0.00	30.00	45.00	4.0	1.460	稳定
18	12.00	0.00	30.00	45.00	4.0	1.440	稳定
19	25.00	46.00	35.00	50.00	284.0	1.340	稳定
20	25.00	48.00	40.00	49.00	330.0	1.490	稳定
21	25.00	55.00	36.00	45.50	299.0	1.520	稳定
22	25.00	46.00	36.00	44.50	299.0	1.550	稳定
23	27.30	10.00	39.00	40.00	480.0	1.450	稳定
24	25.00	46.00	35.00	46.00	393.0	1.310	稳定

$$\forall m + \forall u \rightarrow \forall f,$$

而反演设计方法研究的则是从  $\forall m$  和  $\forall f$  到  $\forall u$  的映射关系, 即  $\forall m + \forall f \rightarrow \forall u$ 。

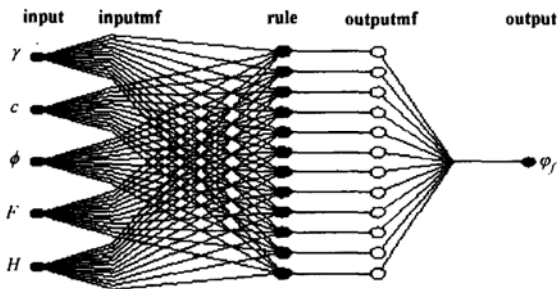


图 3 圆弧滑动边坡反演设计自适应神经模糊推理网络结构

Fig.3 The structure of ANFIS for inverse design of sliding slopes with circular failure surface

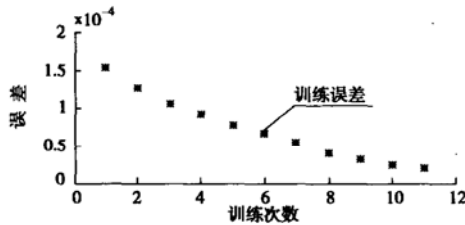


图 4 结构训练过程中误差变化情况

Fig.4 Error variation during training of the structure

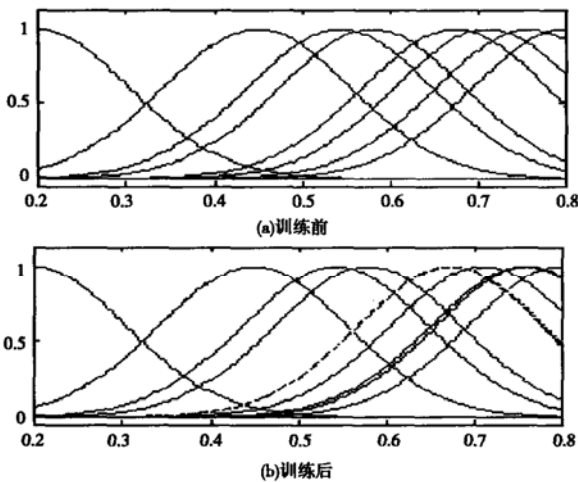


图 5 输入变量  $\gamma$  的隶属度函数训练前后的图形

Fig.5 Graphs of the input variable  $\gamma$  before and after training

### 3 圆弧滑动边坡反演设计自适应神经模糊推理方法的建立

建立圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法, 步骤如下

(1) 收集稳定圆弧滑动边坡的实例。本文收集了 24 个这样的实例<sup>[8-10]</sup>, 其参数列于表 1。

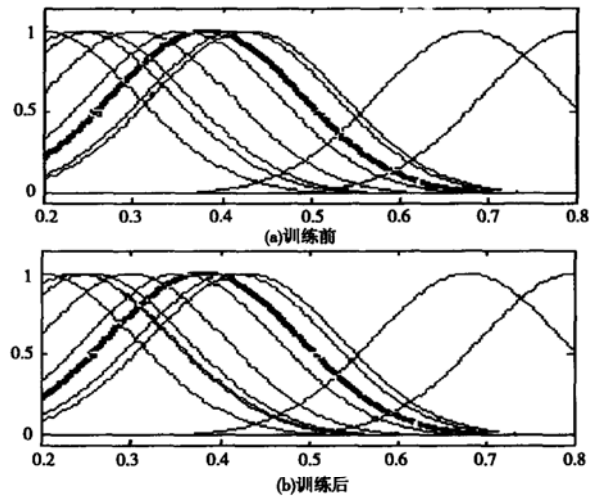


图 6 输入变量  $c$  的隶属度函数训练前后的图形

Fig.6 Graphs of the input variable  $c$  before and after training

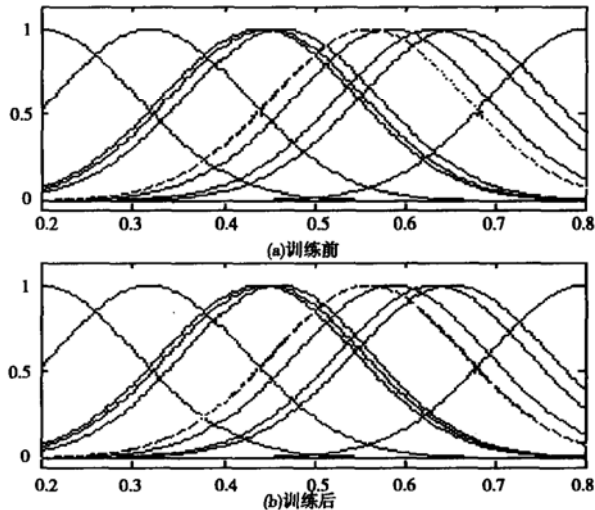


图 7 输入变量  $\phi$  的隶属度函数训练前后的图形

Fig.7 Graphs of the input variable  $\phi$  before and after training

(2) 将表 1 中前 21 个实例的各参数进行标准化处理, 按反演设计模式组成数据对。即将各实例中的  $\gamma$ 、 $c$ 、 $\phi$ 、 $H$  作为网络的输入, 所对应的  $\phi_f$  作为网络的输出。

(3) 采用减法聚类方法建立模型结构, 在各训练参数之值取为缺省值时, 模型的每个输入变量被自动赋予 12 个 Gauss 型隶属函数, 其结构如图 3 所示。

(4) 利用所组成的数据对, 采用混合学习算法对网络进行训练。当训练自动停止后结束训练, 训练总次数为 11 次, 训练数据最小均方根差为 0.00001959, 训练过程中误差变化情况如图 4 所示。

各输入变量隶属函数训练前后的图形见图 5~9。

至此, 圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法已建立。

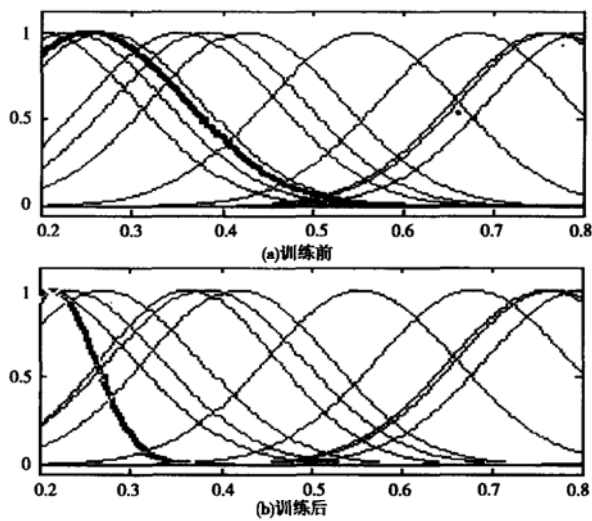
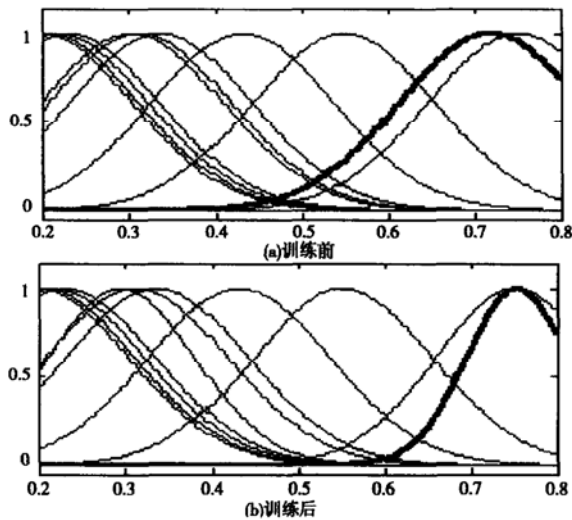
图8 输入变量  $H$  的隶属度函数训练前后的图形Fig.8 Graphs of the input variable  $H$  before and after training图9 输入变量  $F$  的隶属度函数训练前后的图形Fig.9 Graphs of the input variable  $F$  before and after training

表2 反演设计坡角与实际坡角的比较

Table 2 Comparison between slope angle inversely designed by ANFIS and practical slope angle

边坡实例编号	实际坡角 $I(^{\circ})$	反演设计的坡角 $I(^{\circ})$	相对误差 $\%$
22	44.5	44.7404	0.54
23	40	40.2485	0.62
24	46	46.1597	0.35

#### 4 圆弧滑动边坡反演设计自适应神经模糊推理方法的检验

将表1中编号为22、23、24的3个实例利用已训练好的ANFIS结构模型进行反演设计,反演设计的坡

角与实际坡角的比较情况列于表2。

从表2可以看出,反演设计的坡角与实际坡角非常接近,相对误差小于1%。

#### 5 结论

(1)自适应神经模糊推理系统的特征参数与结论参数可以唯一地确定,因而,所建立的圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法的反演结果亦具有唯一性,解决了现有圆弧滑动边坡反演设计的神经网络方法反演结果不唯一的问题。

(2)圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法能在庞大的解空间内快速收敛,并能给出一个稳定的解,解决了现有圆弧滑动边坡反演设计的神经网络方法收敛速度慢、解的稳定性差的问题。

(3)圆弧滑动边坡反演设计的自适应神经模糊推理方法的反演结果具有较高的精度,完全能满足工程要求。

(4)由于所建立的反演设计方法的可靠性与适用性与训练样本集的大小密切相关,因此,还应将工程实践中所创造的新的成功范例不断地添加到训练样本集中来,从而,将该方法发展成为一种可靠且实用的新方法。

#### 参考文献:

- [1] 丁德馨,张志军,王卫华. 圆弧滑动边坡智能化反演设计方法研究[J]. 南华大学学报(理工版), 2002, 16(4):1-4.
- [2] 丁德馨. 弹塑性位移反分析的智能化方法及其在地下工程中的应用[D]. 上海: 同济大学, 2000.
- [3] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [4] 张智星, 孙春在(日), 水谷英二. 神经-模糊和软计算[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- [5] 吴晓莉, 林哲辉. MATLAB辅助模糊系统设计[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [6] 闻新, 周露, 李东江, 贝超. MATLAB模糊逻辑工具箱的分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [7] 楼顺天, 胡昌华. 基于MATLAB的系统分析与设计-模糊系统[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2001.
- [8] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [9] 曾宪明, 林润德, 易平. 基坑与边坡事故警录[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1999.
- [10] Sah N K, et al. Maximum likelihood estimation of slope stability [J]. Int J Rock Mech Sci & Geomech Abstr, 1994, 31(1):47-53.