

DOI:10.3969/j.issn.1672-1144.2016.04.045

基于改进爬山聚类法的模糊神经网络 边坡稳定性判别模型

薛新华, 刘忠正

(四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065)

摘要: 影响边坡稳定性的因素复杂且具有随机性和模糊性。综合考虑重度、黏聚力、内摩擦角、坡角及坡高等影响边坡稳定的主要因素,为判别边坡稳定性建立出新型模糊神经网络模型,该模型利用学习能力强大的神经网络及推理功能突出的模糊逻辑,通过改进的爬山聚类法进行结构学习,并利用BP算法和最小二乘估计法相结合的综合学习算法来调整参数,进而大幅度提高模型判别能力。经工程实例测试证明该模型可以快速准确的判别边坡的稳定性,可以为类似工程提供参考和借鉴。

关键词: 爬山聚类法;模糊神经网络;边坡稳定性;判别模型

中图分类号: TU433

文献标识码: A

文章编号: 1672-1144(2016)04-0230-05

A Fuzzy Neural Network Model for Predicating Slope Stability Based on Modified Mountain Clustering Method

XUE Xinhua, LIU Zhongzheng

(College of Water Resources and Hydropower, Sichuan University, Chengdu, Sichuan 610065, China)

Abstract: The factors which control and affect the slope stability are random and fuzzy. Considering the main factors influencing the slope stability, such as weight, cohesion, angle of internal, angle of slope and the height, a fuzzy neural network model was established to predict slope stability. The modified mountain clustering method was used for structural study, and the BP algorithm and least squares estimation algorithm were used to adjust the parameters of the fuzzy neural network model. The results show that the proposed method is feasible and effective in predicting slope stability.

Keywords: mountain clustering method; fuzzy neural network; slope stability; prediction model

边坡稳定性一直是边坡工程领域的关键组成部分,能否准确判定边坡稳定性影响到人民群众生命财产安全和工程项目资金投入,是非常重要的工作环节^[1]。目前,边坡稳定性分析常用的方法多种多样^[2-8],这些方法各有其特点,在实践中具有一定的实用性及可靠性,但同时又各具局限性^[9-12]。由于边坡稳定性评价涉及到多种高度非线性关联的变量,以至于难以建立反映变量相互关系的确定性方程,或即使建立出方程也难以求解。并且边坡作为错综复杂的体系,其稳定性受到地质情况和工程特点等多方面影响,这些因素大多有模糊性、随机性等不确定特点,对不同类型边坡稳定性的影响权重是变化的,鉴于此,边坡稳定性判别方法应具有同时处

理确定性和非确定性因素的非线性动态分析能力^[13-15]。

随着人们对模糊控制技术深入的研究,模糊神经网络技术越来越引起学者们的关注。基于此,本文建立了一种用于评价边坡稳定性的多输入-多规则自适应模糊推理模型。该模型利用学习能力强大的神经网络及推理功能突出的模糊逻辑,通过改进的爬山聚类法(Modified Mountain Clustering,简称MMC)进行结构学习,并利用BP算法和最小二乘估计算法相结合的混合学习算法来调整参数,进而大幅度增强模型的辨识能力。经工程实例测试表明,该模型对土质边坡和结构面软弱夹层影响不明显的岩质边坡的稳定性判别是可行和有效的。

1 自适应多输入 - 多规则模糊推理系统

在自适应多输入 - 多规则模糊神经网络模型里^[16],因为综合了神经网络多元非线性映射的自我学习能力,所以模糊规则和隶属度函数可以从给定的多维、多元数据样本里学习到多维、多元的情况。

只要给出最初的模糊规则和隶属度函数,多元、多维模糊神经网络模型便可通过训练,连续的修正模糊规则矩阵参数及隶属度函数向量令模型和现实状况相符合,继而求出多因素复杂问题的正确答案。

由五层隐含网络结构组成的多输入 - 多规则自适应模糊神经网络模型拓扑结构如图 1 所示。

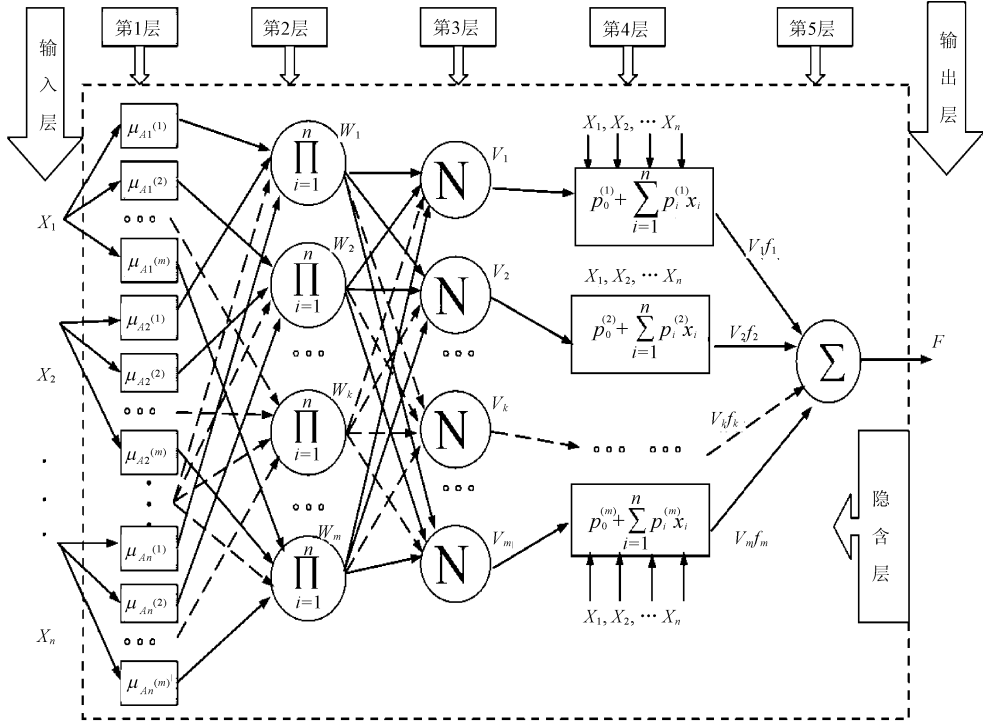


图 1 多元自适应模糊神经网络拓扑结构^[16]

在 m 条模糊规则, n 个输入参数 x_1, x_2, \dots, x_n 组成的模糊推理网络中,令 $C_{out_{i,i}}^{(j)}$ 表示第一层第 i 结点的输出结果。此多元多规则自适应模糊神经网络模型机理如下:

第一层为模糊化结构,它的输出结果定义如下:

$$C_{out_{i,i}}^{(j)} = \mu_{A_i^{(j)}}(x_i), (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

式中: x_1, x_2, \dots, x_n 是多参数的输入;依次与多参数 x_1, x_2, \dots, x_n 相应的模糊集合为 $A_1^{(1)}, A_1^{(2)}, \dots, A_n^{(m)}$ 。

一般选择高斯函数或钟形函数作为其隶属度函数:

$$\mu_{A_i^{(j)}}(x_i) = \frac{1}{1 + \left[\frac{x_i - c_i^{(j)}}{a_i^{(j)}} \right]^{b_i^{(j)}}} \text{ 或} \quad (2)$$

$$\mu_{A_i^{(j)}} = a_i^{(j)} e^{-\left(\frac{x_i - c_i^{(j)}}{2b_i^{(j)}} \right)^2}, (i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m)$$

在上式里 $\{a_i^{(j)}, b_i^{(j)}, c_i^{(j)}\}, (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$ 为控制钟形或高斯函数形状的参数,它们将在模糊神经网络训练中不断改进,通常叫做前提参数。

规则释放强度层为第二层,结点输出为上一层输出的隶属度乘积

$$C_{out_2}^{(j)} = W_j = \mu_{A_1^{(j)}}(x_1) \times \mu_{A_2^{(j)}}(x_2) \times \dots \times \mu_{A_n^{(j)}}(x_n) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(j)}}(x_i), (j = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

式中 W_j 为规则前提部分与输入变量的匹配度。

规则释放强度归一化是第三层,即

$$C_{out_3}^{(j)} = V_j = \frac{W_j}{W_1 + W_2 + \dots + W_m} = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(j)}}(x_i)}{\sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(k)}}(x_i)}, (j = 1, 2, \dots, m) \quad (4)$$

计算每条规则对应的结果部分为第四层,其输

出为

$$C_{out_4}^{(j)} = V_j f_j = V_j (p_0^{(j)} + p_1^{(j)} x_1 + \cdots + p_n^{(j)} x_n) = \frac{(p_0^{(j)} + \sum_{i=1}^n p_i^{(j)} x_i) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{(j)}(x_i)}{\sum_{k=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{(k)}(x_i)}, (j = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

该层计算参数 $(p_0^{(j)}, p_1^{(j)} x_1, \dots, p_n^{(j)} x_n)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) 称之为结果参数,会在模糊神经网络的训练中不断修正。

第五层是去模糊化层,在这一层里会综合所有规则的推理结果得到最终的输出结果:

$$C_{out_5} = \sum_{j=1}^m V_j f_j = \frac{\sum_{j=1}^m W_j f_j}{\sum_{j=1}^m W_j} = \frac{\sum_{j=1}^m [(p_0^{(j)} + \sum_{i=1}^n p_i^{(j)} x_i) \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{(j)}(x_i)]}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}^{(j)}(x_i)} \quad (6)$$

2 学习算法

2.1 结构学习

本文采用改进的爬山聚类法(Modified Mountain Clustering, 简称 MMC) 进行结构学习,其主要思想是将每个数据点都作为其有可能性的聚类中心,该点作为聚类中心的可能性,则是根据每个数据点周围的数据点密度来计算的。若在 M 维空间中有 n 个数据点 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 这些数据点假设均被归一化,即所有的数据点会落在一个单位超立方体内。每个数据点再假设都是潜在的聚类中心,那么点 x_i 作为聚类中心的值定义为:

$$P_i = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha \|x_i - x_j\|^2} \quad (7)$$

式中, $\alpha = 4/\sigma_\alpha^2$, 正常数 σ_α 确定出邻域的有效半径,有效半径之外的点对潜在值影响不大。

对所有点如此计算,令第一个聚类中心为最高潜在值的数据点。假设第一个聚类中心的位置为 x_1^* , 其潜在值是 P_1^* 。按照式(8)对剩余数据点潜在值进行修改:

$$P_i \leftarrow P_i - P_1^* e^{-\beta \|x_i - x_1^*\|^2} \quad (8)$$

式中, $\beta = 4/\sigma_\beta^2$, 正常数 σ_β 确定出减少潜在值邻域的有效半径,令 σ_β 设定的比 σ_α 大可避免聚类中心太近,通常令 $\sigma_\beta = 1.5\sigma_\alpha$ 。

重复以上过程,在得到第 k 个聚类中心后,可以采用如下通用式修改数据点的潜在值:

$$P_i \leftarrow P_i - P_k^* e^{-\beta \|x_i - x_k^*\|^2} \quad (9)$$

式中: x_k^* 是第 k 个聚类中心的位置; P_k^* 为其潜在值。

x 对于规则 i 的匹配度定义为高斯型隶属度函数如下:

$$\mu_i = e^{-\alpha \|x - x_i^*\|^2} \quad (10)$$

该式给出 ANFIS 系统输入变量的高斯型隶属度函数的定义,式中 α 和式(7) 式中 α 定义相同。输出值可如下定义:

$$F = (\sum_{i=1}^c \mu_i f_i) / \sum_{i=1}^c \mu_i \quad (11)$$

2.2 参数学习

模糊神经网络初始参数包括前提参数与结果参数,它们由结构训练得到后,须再次调节各参数才能达到正确的给定输入、输出数据对的目的。最常用的学习算法是基于误差的反向传播(Back Propagation, 简称 BP)算法。但在模糊神经网络中,单独采用 BP 算法对参数寻优时结果会存在如下问题:

(1) BP 算法计算量陡增,故运行常规 BP 训练需设定随机值为初值,该做法常常使训练效率降低且极易误求得某个并非最优解地局部极小值点;

(2) 结果参数不同程度的影响着结果,用常规 BP 算法没有办法解决此问题,其结果是既不能保留最重要的参数还会降低学习效率。

因此,为了大幅度提高寻优速度,该模型应用最小二乘估计算法和 BP 算法相结合的学习算法。假定考虑的系统只有一个输出 F 。若 S 表示系统的整个参数集,通常参数集 S 可以划为两个参数集, $S = S_1 \oplus S_2$, S_1 为非线性的前提参数集, S_2 为线性的结果参数集, \oplus 表明两者要求和。

当前提参数确定后,模糊神经网络模每条规则的输出结果可选为输入的线性组合,则式(11) 中的 f_j 可表示为:

$$f_j = \{p_i^{(j)}\}^T \{x_i\} + p_0^{(j)} \quad (12)$$

式中: $\{x_i\}$ 为输入向量; $\{p_i^{(j)}\}$ 是有 m 个元素的列向量。

根据(6) 式的定义,式(11) 可以写成:

$$F = (\sum_{j=1}^m \mu_j f_j) / \sum_{j=1}^m \mu_j = \sum_{j=1}^m V_j f_j = \{V_j\}^T [\{p_i^{(j)}\} \{x_i\} + \{V_j\}^T \{p_0^{(j)}\}] \quad (13)$$

由式(13) 可知,输出结果 F 还是结果 S_2 中的参数向量 $\{p\}$ 的线性函数,用最小二乘法即可确定这

些参数。确定参数集 S_1 的值后,将训练数据 $N_p \{x_{ij}\} (i = 1, 2, \dots, N_p, j = 1, 2, \dots, n)$ 代入式(13)后,可以得到如下的矩阵方程

$$\begin{cases} a_{ij} = V_j, & (i = 1, 2, \dots, N_p; j = 1, 2, \dots, m) \\ a_{ij} = V_k x_{il}, & (i = 1, 2, \dots, N_p; m < j = l \times m \times k \leq (n + 1) \times m) \end{cases} \text{ 其中 } \begin{cases} l = 1, 2, \dots, n \\ k = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (15)$$

$$\{B\}^T = \{F_1, F_2, \dots, F_{N_p}\}^T \quad (16)$$

使得 $\| [A] \{p\} - [B] \|^2$ 为最小值的最小二乘估计解 $\{p^*\}$

$$\{p^*\} = ([A]^T [A])^{-1} [A]^T \{B\} \quad (17)$$

是标准的最小二乘问题方程(14)的最优解 $\{p\}$ 。

3 工程应用

影响边坡稳定的因素很多,根据前人的研究成果,选取重度 γ 、黏聚力 c 、内摩擦角 φ 、坡角 β 及坡高 H 等影响边坡稳定的 5 个主要因素进行分析。从文献[17-18]中收集到了 45 组典型边坡实例,其中 35 组作为训练样本,剩余 10 组作为检验样本,利用建立的模糊神经网络模型进行判别,并与边坡实际结果进行对比。在整个训练过程中,共产生了 18 条模糊规则,训练样本共耗时 2.0 s。此处 0 代表失稳,1 代表稳定。表 1 为本文模糊神经网络模型用到的参数,误差迭代曲线见图 2,训练样本与预测样本实际值与预测值的对比见图 3。

表 1 模糊神经网络参数

模糊神经网络参数类型	数目
节点数	224
线性参量数	108
非线性参量数	180
总参量数	288
训练数据组数	35
检验数据组数	10
模糊规则数	18

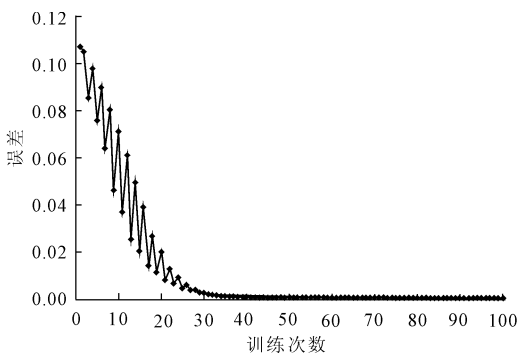
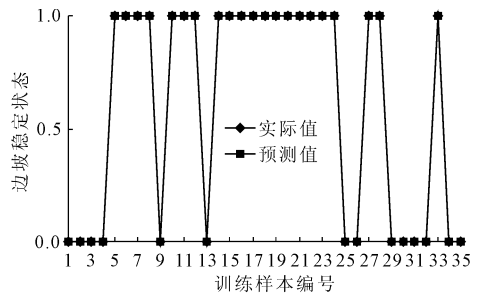
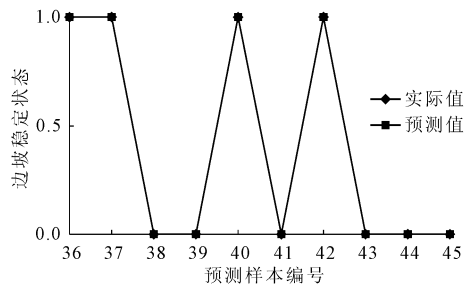


图 2 误差迭代曲线

$[A] \{p\} = \{B\}$ (14) 式中, $\{p\}$ 为待定的未知参数向量; 矩阵 $[A]$ 的元素和列向量 $\{B\}$ 为:



(a) 训练样本



(b) 预测样本

图 3 实际值与预测值的比较

图 3 表明,用上文建立的多元素、多规则模糊神经网络模型判别边坡稳定性,准确率较高且判别运行速度快,因此将它作为边坡稳定评价的方法是可行的,可以为类似工程提供参考和借鉴。

4 结 语

边坡稳定性问题是一个非常复杂的模糊非线性问题。本文建立了一种自适应多元素、多规则模糊推理模型用于判别边坡稳定性。该模型利用学习能力强大的神经网络及推理功能突出的模糊逻辑,通过改进的爬山聚类方法进行结构学习,并利用 BP 算法和最小二乘估计算法相结合的混合学习算法来调整参数,进而大幅度提高模型的判别能力。经工程实例测试结果对比,该模型可以快速准确的判别边坡的稳定性。

参考文献:

[1] 刘小丽,周德培. 岩土边坡系统稳定性评价初探[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(9): 1378-1382.
 [2] 丁丽宏. 基于改进的灰关联分析和层次分析法的边坡稳定性研究[J]. 岩土力学, 2011, 32(11): 3437-3441.

- [3] 陈昌禄,邵生俊,邓国华.土的结构性参数与强度的关系及其在边坡稳定分析中的应用[J].中南大学学报(自然科学版),2010,41(1):328-334.
- [4] 李亮,杨小礼,褚雪松,等.基于 Bishop 法假定的边坡临界滑动场方法及应用[J].中南大学学报(自然科学版),2011,42(9):2848-2852.
- [5] 谢桂华,张家生,刘荣桂,等.基于多尺度 MSR 法的边坡体系可靠度分析[J].中南大学学报(自然科学版),2010,41(6):2400-2406.
- [6] 刘耀儒,杨强,薛利军,等.基于三维非线性有限元的边坡稳定分析方法[J].岩土力学,2007,28(9):1894-1898.
- [7] 史秀志,周健,郑纬,等.边坡稳定性预测的 Bayes 判别分析方法及应用[J].四川大学学报(工程科学版),2010,42(3):63-68.
- [8] 宏伟,等.模糊综合评判法在边坡稳定性分析中的应用[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2013,14(1):84-88.
- [9] 陈乐求,彭振斌,陈伟,等.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(自然科学版),2009,40(5):1381-1387.
- [10] 沈银斌,朱大勇,姚华彦,等.改进的岩质边坡临界滑动场计算方法[J].四川大学学报(工程科学版),2010,42(5):277-284.
- [11] 杨长卫,高洪波,张建经.岩质高陡边坡地震动力响应共性和差异性[J].四川大学学报(工程科学版),2013,45(3):18-26.
- [12] 童志怡,陈从新,徐健,等.边坡稳定性分析的条块稳定系数法[J].岩土力学,2009,30(5):1393-1398.
- [13] 黄志全,崔江利,刘汉东.边坡稳定性预测的混沌神经网络方法[J].岩石力学与工程学报,2004,23(22):3808-3812.
- [14] 刘沐宇,冯夏庭.基于神经网络范例推理的边坡稳定性评价方法[J].岩土力学,2005,26(2):193-197.
- [15] 余功栓.人工智能技术在大坝安全分析中的应用[D].杭州:浙江大学,2004.
- [16] 周宏元,曾智勇.预应力锚杆框架梁边坡加固结构的应用分析[J].铁道工程学报,2013(3):16-18.
- [17] 王轶昕,王国体,方诗圣.边坡稳定和滑坡实例计算对比分析[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2011,34(5):721-724.

(上接第 205 页)

动力试验结果表明:此桥竖向自振频率与理论值相差不大,结构实际刚度大于理论刚度,汽车荷载对桥梁的冲击效应与规范建议值接近,实测动应变幅值较小,试验桥跨结构动力性能正常,满足桥梁正常使用要求。

4 结 语

荷载试验分析结果表明,该桥结构处于比较好的弹性工作状态,测试截面应变的横向分布规律与理论计算值吻合;桥梁横向、纵向挠度试验值均包络于计算值内,即均在正常范围内;主要承重结构未发现明显病害;实际结构刚度与理论计算刚度无明显差异,与静力试验的挠度检测结果吻合;应变增大系数均小于规范取值 1.050,说明桥跨结构冲击效应较小,桥梁行车性能良好,桥面平整程度良好;该桥可以满足正常使用要求。

参考文献:

- [1] 尹彬彬,李金涛.荷载试验检测技术在桥梁技术状态评估中的应用[J].中国建材科技,2011(5):10-14.
- [2] 马超,孙韦.评述桥梁荷载试验的步骤及要点[J].公路交通科技(应用技术版),2013(7):31-33.
- [3] 王凌波,贺拴海,蒋培文,等.大跨径桥梁荷载试验加载方案算法设计[J].武汉理工大学学报,2011,33(2):77-81.
- [4] 罗晓英.某下承式系杆拱桥静动荷载试验研究[J].山西交通科技,2015(3):65-69.
- [5] 白雨.大跨度系杆拱桥荷载试验研究[D].成都:西南交通大学,2012:7-8.
- [6] 刘旭政,商岸帆,黄平明.斜拉桥荷载试验工况合并研究[J].中外公路,2011,31(4):167-170.
- [7] 黎虹,周琳,储伟伟.梁格法在桥梁荷载试验中的应用[J].城市道桥与防洪,2013(2):44-46.
- [8] 曾凡奎,张雅维.基于荷载试验的桥梁残余承载力评价[J].青岛农业大学学报(自然科学版),2013,30(2):142-147.
- [9] 刘又佳,季云峰.浅析荷载试验校验系数[J].城市道桥与防洪,2011(3):135-138,166.
- [10] 石雄伟,王开明,蒋姣,等.基于新旧设计规范的桥梁荷载试验加载效率研究[J].公路交通科技(应用技术版),2012(9):263-266.
- [11] 张征文,李永庆.基于荷载试验数据修正桥梁结构有限元计算模型的研究[J].西安建筑科技大学学报(自然科学版),2014,46(2):233-240.
- [12] 任东华,唐英.基于可靠度理论的桥梁荷载试验效率的研究[J].铁道建筑,2013(11):5-7.