

自适应模糊神经网络在大坝安全监控中的应用

徐洪钟 胡群革 吴中如

(河海大学水利水电工程学院 ,江苏 南京 210098)

摘要 将模糊理论和神经网络理论相结合 ,建立了一种自适应模糊神经网络模型 ,应用于大坝安全监控领域 ,并针对某一混凝土重力坝水平位移实测值建立自适应模糊神经网络监控模型 .计算结果表明 ,其预报精度优于常规的统计回归模型 .

关键词 大坝 ;模糊神经网络 ;自适应 ;预报

中图分类号 :TV698.1 **文献标识码** :A **文章编号** :1000-1980(2001)02-0008-03

目前 ,在大坝安全监控中通常采用的数学模型主要有 3 种 :常规统计模型、确定性模型、混合模型 .无论哪种模型 ,建模时多采用回归分析方法 ,事先拟定因子再进行筛选及系数求算 .如混凝土重力坝的水平位移 ,一般建模时主要考虑水压、温度、时效等影响因素 ,水平位移是温度、水位和时效的非线性函数^[1] .而回归分析模型是线性模型 ,拟定的表达式难以精确反映位移的变化规律 ,最终也会影响模型的拟合及预报效果 .

近十年来 ,神经网络以其独特的结构和处理方法 ,在许多实际应用领域中取得了显著的成效 ,如优化组合、模式识别、信号处理、知识工程等 .模糊理论经过近 30 年的发展 ,目前已广泛应用于模糊控制、管理学、社会学、医学等方面 .神经网络对环境变化具有较强的自适应学习能力 ,但从系统建模的角度看 ,它采用的是典型的黑匣子模式 ,因此学习完成后 ,神经网络所获得的输入输出无法用直观的方式表示出来 .而模糊系统采用的是“如果—则”的表达方式 ,容易理解接受 .但如何自动生成和调整隶属函数和模糊规则 ,却相当困难 .

本文利用自适应模糊神经网络对大坝的监测数据进行分析 ,建立了模糊神经网络模型 ,经实际观测数据验证 ,效果较好 .

1 原 理

如图 1 所示^[2,3]自适应模糊神经网络 ,是一个 6 层神经网络 .第 1 层为输入层 ,输入变量为 x_1, x_2 ,第 2 层为模糊化层 , x_1, x_2 分别采用若干个模糊变量 ,其隶属函数为铃形或钟形径向基函数 ,

$$\mu_A(x) = f(x) = \frac{1}{1 + [(x - c/a)^2]^b} \quad (1)$$

其中 $\{a, b, c\}$ 为可调参数集 ;第 3 层为规则的释放强度层 ,其节点的输出是两个隶属函数的乘积 ,即 $\mu_j = \mu_{A1}(x_1) \cdot \mu_{A2}(x_2)$,每个节点的输出代表一条规则 ;第 4 层为所有的规则强度的归一化 ,即 $\bar{\mu}_j = \mu_j / \sum_{j=1}^2 \mu_j$;第 5 层表示一条规则对应的结果部分 ,其输出采用 Takagi 和 Sugeno 的规则 ,即

$$\mu_j = \bar{\mu}_j f_j = \mu_j \cdot (a_1^j \cdot x_1 + a_2^j \cdot x_2 + a_0^j) \quad (2)$$

其中 $\{a, b, c\}$ 为参数集 ;第 6 层为解模糊层 ,采用重心法解模糊 ,即

$$y^* = \sum \bar{\mu}_j f_j \quad (3)$$

这样 ,就构成了自适应模糊神经网络 ,它在功能上等效于一个具有 T-S 规则的模糊推理系统 .如图 1 所示的是一个 2 个输入变量、1 个输出变量的自适应模糊神经网络 .

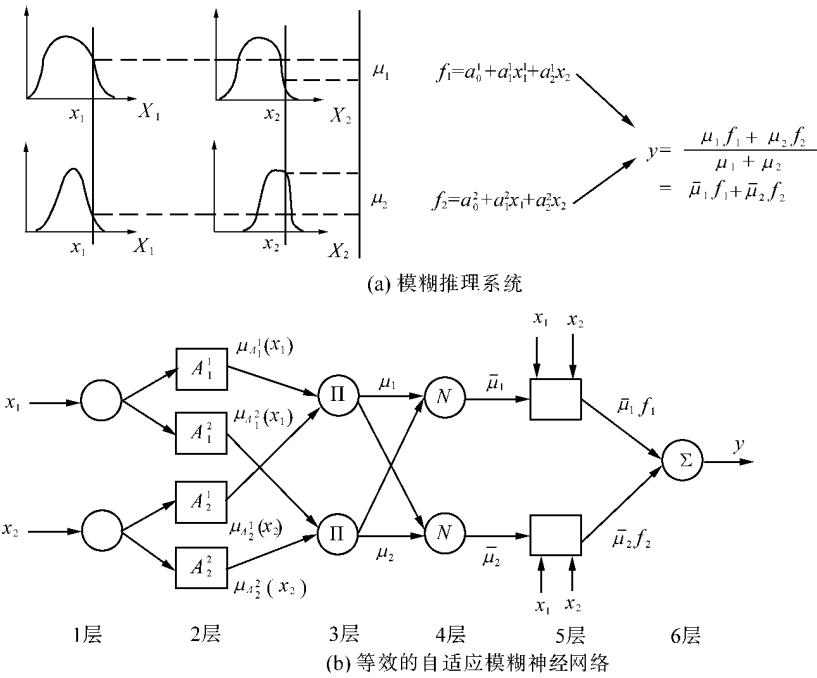


图 1 自适应模糊神经网络结构

Fig.1 Structure of adaptive fuzzy neural network

2 混合学习算法

模糊神经网络的参数集由两部分组成：一是前提部分的参数 $\{a,b,c\}$,它们和输出是非线性关系；二是结果部分的参数 $\{a_0^i,a_1^i,a_2^i\}$,它们和输出是线性关系。

前提部分的参数 $\{a,b,c\}$ 采用自适应动量解耦的梯度下降法进行求解。

$$J = \frac{1}{2N_p} \sum_{t=1}^{N_p} (y_d^t - y_m^t)^2 \tag{4}$$

式中： N_p ——学习样本集； y_m ——输出； y_d ——期望输出。则网络参数的调整公式如下(以 a 为例)：

$$a(t+1) = a(t) - \eta_f(t) \frac{\partial J}{\partial a} \mu_f(t) \Delta a(t) \tag{5}$$

$$\Delta a(t) = a(t+1) - a(t) \tag{6}$$

其中 $\eta_f(t)$ 为学习步长， $\mu_f(t)$ 为动量因子，二者都具有自适应能力。结果部分的参数 $\{a_0^i,a_1^i,a_2^i\}$ 可采用最小二乘法进行求解。

在使用最小二乘法时，由于参数很多，故采用迭代最小二乘法。设 $AX=B$ ，则

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1}a_{i+1}(b_{i+1}^T - a_{i+1}^T X_i) \tag{7}$$

$$S_{i+1} = \frac{1}{\zeta} \left[S_i - \frac{S_i a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{\zeta + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}} \right] \quad i = 1, 2, \dots, N_p - 1 \tag{8}$$

式中： X_i ——未知参数向量； a_i^T —— A 的第 i 个行向量； S_i ——协方差矩阵； ζ —— $[0,1]$ 之间的遗忘因子， ζ 越小对老数据遗忘就越快； N_p ——训练数据对数。则 X 的最小二乘估计为 X_{N_p} 。

因此，该系统采用的是混合式学习算法，在学习过程中，前向学习到网络的第 5 层，而结果部分的参数 $\{a_0^i,a_1^i,a_2^i\}$ 则由最小二乘法求解，通过反向学习的梯度下降法求得误差变化率，以更新前提部分的参数 $\{a,b,c\}$ 。在改变这些参数的过程中，各种对应第 2 层的模糊变量的适当隶属函数也就出现了。由于前提和结果的参数已经解耦，且该网络又是径向基函数网络(RBFN)，所以它的学习速度比常用的 BP 网络快。

3 应用实例

现以某混凝土重力坝的某坝段坝顶水平位移为例，说明该模型的应用过程。由分析可知，坝顶水平位移

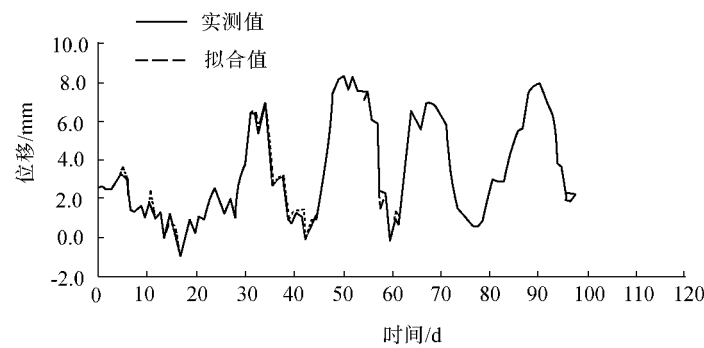


图2 坝顶水平位移变化曲线

Fig.2 Comparisonal of observational data and fitted value

的学习算法进行训练,当训练达到1500次时,误差函数趋于稳定.训练结果与实测值的对比曲线见图2.

为了评价模糊神经网络的性能,同时建立逐步回归统计模型、BP网络模型.针对统计模型的拟合精度高、预报精度低的特点,本文重点比较模型的预报精度.3种模型的预报精度比较结果见表1.

由表1可以看到,模糊神经网络的预报精度高于BP神经网络和统计回归模型.

4 结 论

- a. 利用自适应模糊神经网络进行大坝安全监测预报是可行的,具有较好的拟合和预报效果.
- b. 对于一些回归分析等统计方法难以解决的问题,利用自适应模糊神经网络具有的较好非线性映射能力,可得到较满意的结果.
- c. 当单一模型自适应模糊神经网络方法或统计模型难以分析大坝变形性态时,两者可以相互补充.
- d. 本文所用的模型训练时间相对于统计回归模型较长,网络结构和参数确定具有较大的经验性,有待进一步研究.

参考文献:

[1] 吴中如,沈长松,阮焕祥.水工建筑物安全监控理论及其应用[M].南京:河海大学出版社,1990.36~49.
[2] 李人厚.智能控制理论和方法[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999.156~160.
[3] 丛爽.面向MATLAB工具箱的神经网络理论与应用[M].合肥:中国科学技术大学出版社,1998.227~240.

Application of Adaptive Fuzzy Artificial Neural Network
to Observational Data Analysis of Dams

XU Hong-zhong ,HU Qun-ge ,WU Zhong-ru

(College of Water Conservancy & Hydropower Engineering , Hohai Univ. , Nanjing 210098 ,China)

Abstract :An adaptive fuzzy artificial neural network (AFANN) model for analysis of the observational data of dams is presented in this paper. An example is given of the analysis the horizontal displacement of a gravity dam with the AFANN model. The result shows that the prediction is more precise than that of the regression model.

Key words :dam ;fuzzy artificial neural network ;adaptive ;prediction

主要受温度、水位和时效的影响.利用1993~1998年的水平位移观测数据及相应的水位和温度数据,建立模糊神经网络模型.网络的输入变量为影响因子数,其中水压分量取3个,即 H^1 , H^2 , H^3 ;温度分量为 T_0 (当天气温), T_1 (前5d平均气温), T_2 (前10d平均气温), T_3 (前30d平均气温), T_4 (前60d平均气温);时效分量取2项,即 θ , $\ln \theta$ (θ 为测值当天到起测日之间的累计天数除以100).输出变量为水平位移,故输入层有10个结点、输出层有1个结点.用1993~1997年的数据来训练,1998年的数据来检验.利用上述

表1 统计模型、BP神经网络与模糊神经网络预报精度对比

Table 1 Comparison of precision between statistical model , BP model and fuzzy neural network

模型	标准差/mm	最大差值/mm	平均相对误差/%
模糊神经网络	0.527	1.050	10.5
BP神经网络	0.789	1.951	27.6
统计模型	0.895	2.180	37.8