

应用模糊神经网络反演大坝弹性模量

徐洪钟¹ 吴中如² 李雪红²

(1. 南京大学地球科学系, 江苏 南京 210093; 2. 河海大学水利水电工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要 根据大坝实测位移资料,应用模糊神经网络反演坝体和坝基的弹性模量,其中两种水位下的位移的水压分量差值作为网络输入矢量,待求的坝体和坝基的弹性模量作为网络输出矢量.计算结果表明,应用模糊神经网络反演大坝弹性模量,具有精度高、速度快的优点.

关键词 大坝;位移;弹性模量;反演;模糊神经网络

中图分类号 :TV698.1⁺1 **文献标识码** :A **文章编号** :1000-1980(2002)02-0014-04

对于运行多年的大坝和岩基,大坝的结构性态会不断调整,其实际综合力学参数与设计及试验值有时相差较大.这些因素对坝体和岩基变形有较大影响,因此,有必要对坝体及坝基的主要物理参数进行反演分析,并由此评价坝体的强度和稳定^[1].

常用的优化反分析法存在易陷入局部极小值、收敛速度慢等缺点^[2].为了解决上述问题,本文应用模糊神经网络来反演大坝的弹性参数.

1 基本原理

坝体和坝基的弹性模量 E_b, E_r 与大坝位移矢量 u 之间的关系可视为某种非线性映射关系 $u = f(E_b, E_r)$,这个映射可以用人工神经网络来近似地实现.如果这个映射已经建立,则令输入为 u^* 时,其网络输出就是所求的弹性模量 E_b, E_r .

基于神经网络的弹性模量反演方法的具体实现步骤如下:(a)组织网络的训练样本.首先,依据相关试验资料,给出坝基岩体和坝体混凝土弹性模量的大致范围(样本取值区间),依据正交设计的方法,选取坝体、坝基弹性模量,作为一组神经网络训练样本.(b)将上述的坝体、坝基弹性模量,用线弹性有限元计算各测点在两种水位下的位移差值,作为网络的输入矢量,对应的坝体及岩体的弹性模量为输出矢量.(c)对该网络进行训练,满足一定精度后则停止训练.(d)根据坝体实测位移资料,建立测点位移的统计模型,分离出水压分量,计算在上述两种水位下位移的水压分量差值.将其输入训练好的网络,网络输出即为待求的力学参数.

考虑到坝体在施工期及运行初期有较大的时效位移,在反演混凝土弹性模量时,应选取短时段水位急剧变化的两状态进行分析,这样可认为在短时段内两个差状态的时效位移比较接近.

本文采用如图 1 所示的模糊神经网络^[3],可以看出,它是一个 6 层神经网络.第 1 层为输入层,输入变量为 x_i , x_i 为各测点在两种水位下的位移差值, $i = 1, \dots, n$, n 为测点的个数;第 2 层为模糊化层, x_i 分别采用若干个模糊变量,其隶属函数为铃型或钟型径向基函数

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

其中 $\{a, b, c\}$ 为可调参数集;第 3 层为规则的释放强度层,其节点的输出是隶属函数的乘积,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 $\bar{u}_j = u_j / \sum_j u_j$;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

$$u_j = \bar{u}_j \qquad f_j = \bar{u}_j \big(\sum_{i=1}^n a_i^j x_i + a_0^j \big)$$

(2)

其中 $\{a_i^j\}$ 为参数集,第 6 层为解模糊层,采用重心法解模糊,得到输出变量坝体及坝基模量 $\{E_b, E_r\}$,即

$$E = \{E_b, E_r\} = \sum \bar{u}_j f_j$$

(3)

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 $\{a, b, c\}$,它们与输出是非线性关系;二是结果部分的参数 $\{a_i^j\}$,它们与输出是线性关系。

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求解。

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

(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为(以 a 为例)

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

(5)

$$\Delta a(t) = a(t+1) - a(t)$$

(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 $\{a_i^j\}$,可采用最小二乘法求解。

因此,该系统采用的是混合式学习过程。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 $\{a_i^j\}$ 则由最小二乘法求解。通过反向学习的梯度下降法,返回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 网络的快。

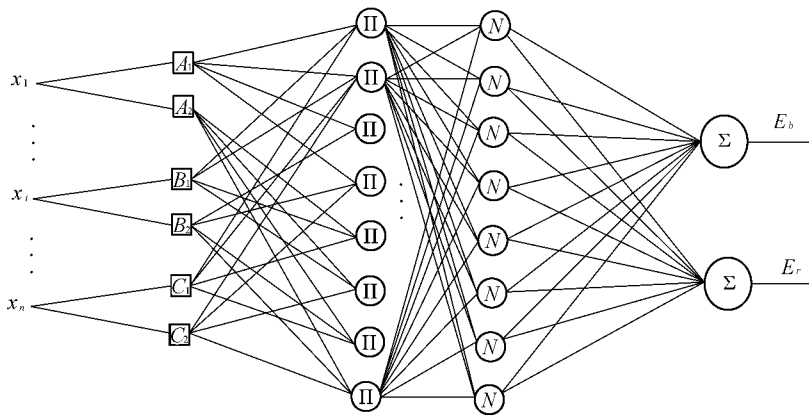


图 1 自适应模糊神经网络的结构

Fig.1 Structure of self-adaptive fuzzy neural network

2 应用实例

算例采用某碾压混凝土坝 13[#] 坝段。该碾压混凝土重力坝全长 783 m,最大坝高 101 m,坝顶高程 74.0 m,共有 42 个坝段组成。其中 13[#] 坝段宽度 20.0 m,坝段底高程 4.5 m。有限元网格剖分时,坝基范围为:上游离坝踵 102.0 m、下游离坝趾 102.0 m、坝基以下延伸 105.5 m,整个坝体划分为 270 个单元、644 个结点,有限元网格如图 2 所示。荷载工况只考虑上游水位 70.0 m 和 55.0 m 两种。

整个坝体分两种材料,即坝基岩体和坝体混凝土,根据相关试验资料,给出了岩体和混凝土弹性模量的大致取值范围,见表 1。

按照正交实验的方法,将两个弹性模量考虑为试验设计的两个因素,并将其划分为 5 个水平,得到正分析弹性模量的组合方案,见表 2。

a. 将表 2 中坝体混凝土和坝基岩体的弹性模量 E_b, E_r 作为输出矢量,用线弹性有限元计算坝体各位移测点(如表 3 所示的测点 1[#], 2[#], 3[#], 其中 1[#] 坐标为(10.5 m, 9.7 m, 74.0 m), 2[#] 坐标为(10.5 m, 10.3 m, 32.9 m), 3[#] 坐标为(10.5 m, 10.9 m, 13.9 m))在水位 70.0 m 和 55.0 m 差状态下的位移差值 $(\Delta\delta_H)_C$,将 3 个测

点的位移差值 $(\Delta\delta_H)_C$ 作为输入矢量. 网络的样本数为 25.

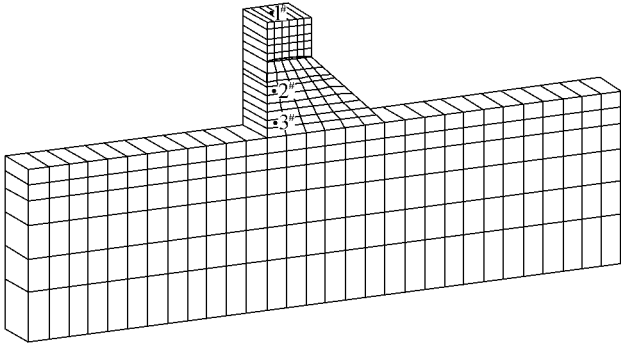


图 2 13# 坝段有限元网格
Fig.2 Finite element mesh of No.13 dam section

- b. 对该网络进行训练, 满足一定精度后则停止训练.

c. 根据坝体位移测点的实测资料, 建立测点位移统计模型, 分离出水压分量 δ_H , 并计算水位在 70.0 m 和 55.0 m 差状态下各测点的位移差值 $(\Delta\delta_H)_M$, 见表 3, 将其输入训练好的网络, 网络输出即为待求的坝体混凝土和坝基岩体的弹性模量, 见表 4.

d. 为了验证反演结果, 将上述反演的坝体混凝土和坝基岩体的弹性模量, 用线弹性有限元计算坝体各位移测点在水位 70.0 m 和 55.0 m 差状态下的位移差值 $(\Delta\delta_H)_C$, 见表 3, 并与该水位差状态下各位移测点的实测位移分量差值 $(\Delta\delta_H)_M$ 进行比较. 从表 3 中可看出两者接近, 说明反演的结果是合理的.
- 表 1 坝体混凝土及坝基岩体弹性模量
Table 1 Elastic modulus of concrete of dam body and rock of dam foundation

材料种类	弹性模量取值范围/GPa
坝体混凝土	10.0 ~ 30.0
坝基岩体	5.0 ~ 25.0

表 2 正分析弹性模量组合方案
Table 2 Combinted schemes for analysis of elastic modulus

序号	E_b /GPa	E_r /GPa	序号	E_b /GPa	E_r /GPa
1	10.0	5.0	14	20.0	20.0
2	10.0	10.0	15	20.0	25.0
3	10.0	15.0	16	25.0	5.0
4	10.0	20.0	17	25.0	10.0
5	10.0	25.0	18	25.0	15.0
6	15.0	5.0	19	25.0	20.0
7	15.0	10.0	20	25.0	25.0
8	15.0	15.0	21	30.0	5.0
9	15.0	20.0	22	30.0	10.0
10	15.0	25.0	23	30.0	15.0
11	20.0	5.0	24	30.0	20.0
12	20.0	10.0	25	30.0	25.0
13	20.0	15.0			

表 3 测点位移计算值与实测值比较
Table 3 Measured and calculated displacements at measuring points

测点	1 #	2 #	3 #
$(\Delta\delta_H)_C$ /mm	3.06	0.67	0.26
$(\Delta\delta_H)_M$ /mm	2.64	0.62	0.24

表 4 神经网络反演的弹性模量
Table 4 Elastic modulus inversed by neural network

材料种类	弹性模量/GPa
坝体混凝土	20.56
坝基岩体	15.84

注: 表中测点位移均指上下游方向位移, 并以向下游为正.

3 结 语

- a. 本文应用模糊神经网络反演大坝弹性参数 ,取得了较好的结果 .
- b. 相对于常用的优化方法来说 ,模糊神经网络反演方法具有精度高、速度快的优点 .
- c. 考虑到坝体在施工期及运行初期有较大的时效位移 ,在反演混凝土弹性模量时 ,应选取短时段水位急剧变化的两状态进行分析 ,这样在短时段内两个差状态的时效位移可认为是接近的 .

参考文献：

[1] 吴中如 ,沈长松 ,阮焕祥 等 . 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 .278 ~ 282 .
[2] 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 .
[3] 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 .

Inversion of Dam Elastic Modulus by Fuzzy Neural Network

XU Hong-zhong¹ , WU Zhong-ru² , LI Xue-hong²

- (1. Dept . of Earth Sciences , Nanjing Univ . , Nanjing 210093 , China ;
2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering , Hohai Univ . , Nanjing 210098 , China)

Abstract :Based on the observation data of dam displacement , the fuzzy neural network is used for the inversion of the elastic modulus of dam bodies and foundations . The difference between water pressure components under two different water levels is regarded as the input vector of the neural network , and the elastic modulus is taken as the output vector . The result shows that the elastic modulus inversed by fuzzy neural network is of high accuracy .

Key words : dam ; displacement ; elastic modulus ; inversion ; fuzzy neural network