

李家峡拱坝坝体弹性模量及基岩变形模量的反演

刘 健^{1,2}, 练继建¹

(1. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300072; 2. 山东大学 土建与水利学院, 山东 济南 250061)

摘要: 根据实际情况建立了李家峡水电站的三维有限元模型以对大坝的工作状态进行安全监控。同时, 根据不同工况下坝体实测位移相对值, 用改进的 BP 网络来反演坝体弹性模量和基岩变形模量, 可为计算模型提供更准确的参数, 对大坝的安全状态做出准确评价。所用的方法也为其他物理力学参数的反演提供了有效的思路和方法。

关键词: 水利工程; 拱坝; 弹性模量; 变形模量; 反演; BP 神经网络; 李家峡水电站

中图分类号: TV 642

文献标识码: A

文章编号: 1000-6915(2005)24-4466-06

BACK ANALYSIS OF ELASTIC MODULUS OF LIJIA XIA ARCH CONCRETE DAM AND DEFORMATION MODULUS OF ITS FOUNDATION

LIU Jian^{1,2}, LIAN Ji-jian¹

(1. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. School of Civil Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: Three-dimensional finite element model of Lijiaxia Hydropower Station is established to monitor operation condition of the arch dam. Based on prototype observation data, an improved back propagation(BP) neural network is applied to calculate elastic modulus of arch concrete dam for Lijiaxia Hydropower Station and deformation modulus of its foundation. This method can provide precise parameters for the calculation of the model, and can make a precise evaluation on the safety condition of dam. It can also provide a new way to the back analysis of other physico-mechanical parameters.

Key words: hydraulic engineering; arch dam; elastic modulus; deformation modulus; back analysis; back propagation(BP) neural network; Lijiaxia Hydropower Station

1 引言

李家峡水力发电厂位于青海省尖扎县与化隆县交界处, 黄河干流上游, 距青海省西宁市直线距离约 55 km。电站总装机容量为 2 000 MW, 分二期建设(400 MW×4+400 MW×1)。李家峡大坝为混凝土三圆心双曲拱坝, 坝高 155 m, 水库总容量为 $16.5 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。电站以发电为主, 兼有灌溉等综合效益, 是我国首次采用双排机组布置的水电站, 也是世界上最大的双排机组水电站。

为了保证人民生命财产安全和水电站的正常运行, 需要及时对大坝的工作状态进行监控^[1], 因此建立了李家峡大坝及坝址区岩体的三维非线性有限元模型。在有限元模型中材料的物理力学参数, 特别是对大坝的变形影响很大的坝体弹性模量和基岩变形模量, 都是根据设计资料结合现场试验资料确定的。而蓄水后大坝及坝基应力场发生了较大的变化, 同时由于三维有限元模型不可能与实际情况完全一致, 为提高计算精度和获得更为准确的参数, 进而对大坝的安全状态做出准确评价, 需对原型观测数据进行反分析。

收稿日期: 2004-07-23; **修回日期:** 2004-09-28

作者简介: 刘 健(1975-), 男, 1996年毕业于山东工业大学土建与水利学院工业与民用建筑专业, 现为博士研究生、讲师, 主要从事结构计算分析等方面的教学与研究工作。E-mail: lj75@sdu.edu.cn.

近年来,许多学者利用观测资料通过结构计算分析和优化方法等反演大坝特别是混凝土坝的材料参数^[2-7],由于神经网络具有自组织、自适应和易于实现非线性映射等优点,也不断的被应用于大坝的反分析中^[8-10]。本文根据不同工况下坝体实测位移相对值,用改进的 BP 神经网络来反演坝体弹性模量和基岩变形模量。根据清华大学水利水电工程系 1999 年“黄河李家峡水电站双曲拱坝初期蓄水安全监测分析及反分析报告”的研究和分析,泊松比 ν 对位移的影响较小,温度线膨胀系数的反演值与设计值非常接近,因此本文对泊松比和温度线膨胀系数不再进行反演,直接采用设计值。

2 李家峡拱坝的三维有限元模型

2.1 模拟范围

李家峡水电站坝址区地质条件复杂,断层发育,大坝上、下游均发育有大型岩质滑坡及蠕变(松动)岩体,尤其是拱坝的左坝肩断层、片理及裂隙发育,岩体被纵横切割。为了尽可能地反映大坝和坝基的实际受力情况,计算模拟范围较大,上游边界为 1 倍坝高(距坝轴线 160 m),下游边界为 2 倍坝高(距坝轴线 320 m),两岸边界各为 350 m,基础深度为 1.5 倍坝高(深 240 m)。为了能充分描述坝体和基础的实际结构,有限元模型模拟了拱坝、左岸重力墩及两岸边坡地形,坝肩右岸模拟至高程 2 185 m(坝顶高程),左岸模拟至高程 2 187.5 m(左岸重力墩高程),以上呈平台状。根据基岩的性质与位置将其分为 A、B 两类,其中 A 类为左右岸坝肩岩石,分为 4 种;B 类为河床基础岩石,按位置分为 2 种;模拟的主要断层和构造带有:F32(NE30°NW 60°),F26(NE80°NW 80°),F27(NE70°NW 80°),f20(NW320°SW 45°),f35(NW320°SW 45°)等主要断层;还模拟了断层混凝土塞、高压固结灌浆、抗剪传力洞、混凝土置换洞、大吨位预应力锚索等基础加固处理措施。大吨位预应力锚索的模拟是按照预应力锚索附加应力场的概念,在岩体锚索范围内以实际施加的预应力进行模拟。

本文计算采用有限元计算程序 ANSYS,该程序前后处理功能强大,处理问题能力全面,为目前国际上认可的性能可靠的有限元程序。三维有限元模型由四节点四面体单元组成,共 36 561 个单元,7 992 个节点。模型实体如图 1 所示,材料分区及单元网格如图 2 所示。

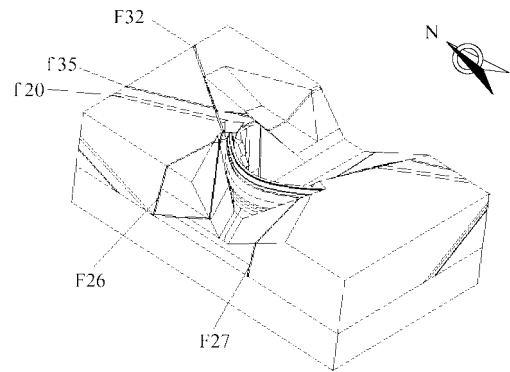


图 1 李家峡水电站有限元模型实体图

Fig.1 Volumes of finite element model for Liji Xia Hydropower Station

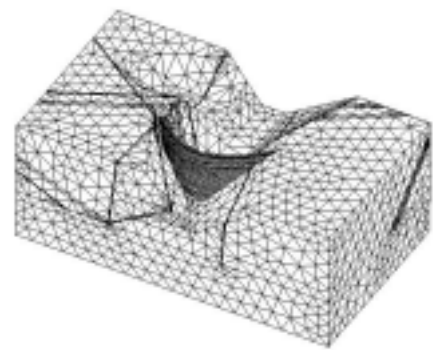


图 2 李家峡水电站模型材料分区及单元网格图

Fig.2 Material zones and elements of finite element model for Liji Xia Hydropower Station

2.2 计算工况及物理力学参数的选取

拱坝是高次超静定结构,坝体、坝肩和地基、上下游边界等都处在三向受力状态。在结构计算时,可考虑静水压力、泥沙及堆渣荷载、温度荷载、坝体及基岩自重荷载、左岸大吨位预应力锚索对基岩的预应力、坝肩绕坝渗流力等不同荷载工况,并在李家峡拱坝有限元模型非线性分析时应用了岩土工程领域中大量使用的 Drucker-Prager 准则作为屈服条件。根据国家电力公司西北勘测设计研究院 1989 年提供的“黄河李家峡水电站技施设计——工程地质”,李家峡水电站三维有限元模型材料特性设计值见表 1。

3 改进的 BP 人工神经网络

BP 网络是一种多层前馈神经网络,其神经元的变换函数是 Sigmoid 型函数,可实现从输入到输出

表 1 李家峡水电站三维有限元模型材料特性设计值

Table 1 Designed material properties of the three-dimensional nonlinear model of Lijiaxia Hydropower Station

编号	断层或材料	变形模量 E /GPa	f 值	粘聚力 c /MPa	内摩擦角 φ /($^\circ$)	泊松比 ν	容重 γ /($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	渗透系数 /($10^{-9} \text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	线膨胀系数 /($10^{-5} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$)
1	A1	20.00	1.20	2.00	50.19	0.200	28.5	8	1.000 0
2	A2	15.00	1.20	2.00	50.19	0.200	28.5	8	1.000 0
3	A3	12.00	1.20	2.00	50.19	0.200	28.5	8	1.000 0
4	A4	5.00	0.75	0.75	36.87	0.280	26.5	40	1.000 0
5	B1	12.00	0.80	0.90	38.66	0.230	27.5	40	1.000 0
6	B2	10.00	0.85	1.00	40.36	0.230	27.5	40	1.000 0
7	F32	2.00	0.35	0.01	19.29	0.350	19.5	200	1.000 0
8	f35	2.50	0.35	0.01	19.29	0.350	19.5	200	1.000 0
9	f20	2.50	0.35	0.01	19.29	0.350	19.5	200	1.000 0
10	F26	2.00	0.35	0.01	19.29	0.350	19.5	200	1.000 0
11	F27	2.00	0.35	0.01	19.29	0.350	19.5	200	1.000 0
12	混凝土	20.00	1.00	2.50	45.00	0.167	24.0	1	0.894 5

的任意非线性映射，由于权值调整采用反向传播和学习算法，因此也常称其为 BP 网络。在确定了网络的结构后，利用输入及输出样本对其进行训练，也即对网络的权值和阈值进行学习和调整，以使网络实现给定的输入输出映射关系。经过训练的网络，对于不是样本集中的输入也能给出合适的输出，这种性质称为“泛化功能”。

3.1 基本原理

基于 BP 算法^[11]的多层前馈型网络由输入层节点、输出层节点和隐含层节点组成。对于输入信息，要先向前传播到隐含层的节点上，经过各单元的特性为 Sigmoid 型的激活函数运算后，把隐含层节点的输出信息传播到输出节点，最后给出输出结果。网络的学习过程由正向和反向传播两部分组成，在正向传播过程中，每一层神经元的状态只影响下一层神经网络。如果实际输出值与期望输出值之间有误差，则转入反向传播过程，将误差信号由原来的连接通路返回，通过修改各层神经元的权值，逐次的向输入层传播去进行计算，再经过正向传播过程，通过这两个过程的反复运用，使得误差信号最小。

3.2 误差逆传播学习

为了减少由于新的输入引进带来的网络训练误差的迅速增大，采用规则化调整的方法调整网络的性能函数以提高网络的泛化能力^[12]。一般网络的性能函数可表示为

$$F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - Y_i)^2 \quad (1)$$

式中： e_i ， t_i ， Y_i 分别为第 i 个训练样本的训练误差、目标输出和网络输出。

规则化调整后的网络性能函数可表示为

$$\hat{F} = \frac{\lambda}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2 + \frac{1-\lambda}{n} \sum_{j=1}^n w_j^2 \quad (2)$$

式中： λ 为性能参数， w_j 为网络权值。

计算 λ 时，可以采用 MATLAB 神经网络工具箱中的 trainbr 函数自动设置最优性能参数 λ 。该函数使用了 Bayesian 框架结构，假设网络的权值和阈值是特殊分布的随机变量，然后用统计学的方法估计出 λ 的值。

通过误差逆传播学习，当网络的全局误差小于预先设定的一个极小值时，即可结束学习。此时向训练过的网络输入样本参数，计算网络的实际输出值，从而实现网络的函数逼近、模式识别、故障诊断等功能。以上功能可通过参考 MATLAB 神经网络工具箱结合自编的“M”文件实现。

3.3 输入输出数据的处理

当输入向量中的元素较多或具有相关性时，应对输入数据进行正交化处理以提高运算结果的精度：

(1) 将输入向量和目标输出向量均量化为 0 均值和偏差为 1 的标准向量。

(2) 将输入向量正交化。在此过程中，还可以寻找输入向量中的主要元素，并将对目标输出向量贡献较小的非显著因子剔除以减少输入向量的维

数、提高学习效率。

(3) 用处理后的输入向量和目标输出向量对网络进行训练。

(4) 量化新的输入样本，仿真网络的输出。

(5) 将网络输出还原为最初目标输出所使用的单位。

以上过程可利用 MATLAB 神经网络工具箱提供的数据前、后处理函数来实现。

4 李家峡拱坝坝体弹性模量及基岩变形模量的反演

4.1 计算说明

(1) 李家峡水库自 1996 年 12 月 26 日下闸蓄水至 2002 年 1 月 29 日库水位达到正常蓄水位高程 2 180.0 m，其间库水位历经 6 次抬升过程。其中高程 2 148 m (1998 年 10 月 18 日~1999 年 9 月 5 日) 和 2 168 m (2000 年 6 月 9 日~2001 年 6 月 11 日) 为两例典型的稳定库水位特征值。因此采用此两种水位工况下大坝的变形差值作为实际的网络输入向量，可以消除时效等有限元模型不能精确模拟的因素对大坝变形的影响。

(2) 采用工况一：正常蓄水位高程 2 180 m+淤沙荷载+渗流+温升+左岸预应力锚索；工况二：正常蓄水位高程 2 180 m+淤沙荷载+渗流+温降+左岸预应力锚索。分别对大坝进行了非线性分析，发现除部分断层屈服外，基岩基本处于线弹性状态。大坝除坝肩处有少量单元屈服外(工况一 2.1%，工况二 2.4%)，大部分处于线弹性状态。而采用非线性分析时拱冠处最大顺河向位移(工况二)与按线弹性计算时拱冠处最大顺河向位移(工况二)差值仅 5.7%。因此，在库水位高程 2 148 及 2 168 m 情况下可认为大坝及坝基处于线弹性工作状态，在参数反演过程中有限元模型按线弹性进行计算，既简单方便，又消除了塑性参数设计值的误差对计算结果的影响。

(3) 温度荷载是影响拱坝变形的重要因素，参数反演时应考虑其影响，并将温度分量从实测位移中分离。根据观测数据及拱坝的变形特点，考虑坝体变位滞后于气温变化的影响，温度分量可表示为^[1]

$$\delta_T = b_1 T_{10} + b_2 T_{30} + b_3 T_{60} \tag{3}$$

式中： b_1, b_2, b_3 均为回归系数； T_{10}, T_{30}, T_{60} 分别为坝址区前 10, 30, 60 d 相应的大气平均气温。

回归系数 b_1, b_2, b_3 均可根据实测位移值，利

用多元回归分析方法求得^[1]。例如，拱冠 11# 坝段坝顶高程 2 185 m 测点的温度分量可表示为

$$\delta_T = 2.7827 \times 10^{-4} T_{10} + 1.8095 \times 10^{-4} T_{30} - 1.0480 \times 10^{-3} T_{60} \tag{4}$$

(4) 综合考虑地应力实测值及坝址区地质条件和地形条件，认为可以不考虑构造应力问题，即可按自重场处理。

4.2 输入输出向量的选择

为了充分利用原型观测资料的信息，为计算模型提供更准确的参数，将不同工况下坝体实测位移相对值作为网络输入向量，李家峡拱坝坝体弹性模量及基岩变形模量作为输出向量，用改进的 BP 网络进行模拟，神经网络结构见图 3。

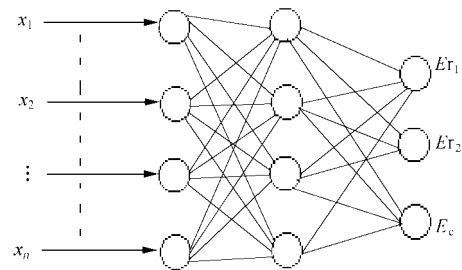


图 3 神经网络结构图

Fig.3 Structure of neural network

李家峡混凝土拱坝垂线监测系统由 5 条垂线组成，分别布置在拱冠、左右 1/4 拱及两拱端。从 1996 年 12 月 26 日大坝蓄水时开始观测，观测值的连续性和可靠性都得到了验证。由于坝体切向变位值较小而观测误差相对较大，本文采用顺河向位移进行反演计算。选择具有代表性的拱冠 11# 坝段及位于左右各 1/4 拱的 6#，16# 坝段的 3 条垂线观测资料，处理后作为网络输入向量。

李家峡水电站坝址区地质条件复杂，反演的参数不能完全反映基岩中各部位的每一细节，而是反映各部位概化后的综合模量。为了简化计算，参考坝址区地质报告，左右岸的各分区材料变形模量取综合平均值，各部位按一定比例关系给出，最终网络的输出向量为 3 个参数：

(1) E_{r1} ：A 类岩石 A_1 的变形模量，并根据国家电力公司西北勘测设计研究院地质报告中材料参数值取 A_2, A_3 的变形模量 $E_{r1a} = 0.7E_{r1}$ ，取 A_4 的变形模量 $E_{r1b} = 0.25 E_{r1}$ ；

(2) E_{r2} ：B 类岩石的变形模量，因河床基岩材

料性质差别不大，因位置不同分为 B_1, B_2 ，两种材料变形模量值均取为 E_{r2} ；

(3) E_c ：混凝土的弹性模量，包括坝体、重力墩、抗剪传力洞、混凝土置换洞等。

李家峡水电站有限元模型材料分区见图 4。根据相关资料，混凝土弹性模量 E_c 的取值为 16.0 ~ 28.0 GPa，岩体变形模量 E_{r1}, E_{r2} 均取 12.0 ~ 24.0 GPa。将其划分为 3 个水平，得到正分析弹性、变形模量的组合方案共 27 种，见表 2。

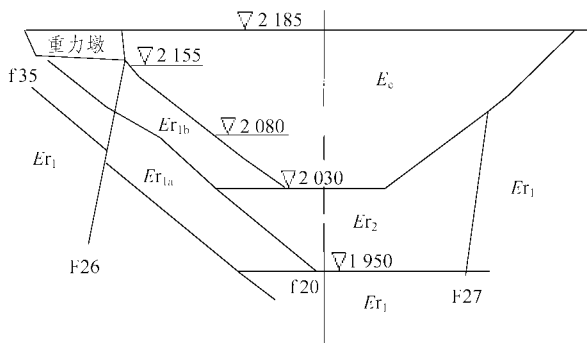


图 4 李家峡水电站有限元模型材料分区示意图(单位：m)
Fig.4 FE material zones of Liji Xia Hydropower Station(unit：m)

4.3 参数反演

(1) 网络训练：用 ANSYS 计算上述 27 种材料参数组合，库水位为高程 2 148 m 及 2 168 m 时 11# 坝段、6# 坝段、16# 坝段各测点的顺河向位移差值作为输入向量，各组合工况下 E_{r1}, E_{r2}, E_c 值作为输出向量进行训练。

(2) 反演计算：神经网络的训练学习达到规定的目标值后，停止学习。将 2 组相似气温条件下、高程分别为 2 168 m(2000-11-05, 2001-01-13, 2001-03-09, 2001-05-11)和 2 148 m(1998-11-08, 1999-01-14, 1999-03-06, 1999-05-16)两种水位时的坝体实测顺河向变位值先分离出温度分量，然后求得位移差值后输入已建立的神经网络模型，经过计算其平均输出即为所求的参数值，反演输出的最终参数如表 3 所示。由实测资料的反演结果可知：坝体混凝土的弹性模量比原设计值约提高 26%，左右岸坝肩岩体变形模量比设计值约提高 10%，河床基础变形模量与设计值基本一致，说明原设计值偏于保守。

(3) 计算结果验证：为了验证反演结果，采用上述坝体混凝土弹性模量和坝基岩体的变形模量反演值，用有限元模型计算坝体各位移测点在水位为

表 2 拱坝弹性模量与基岩变形模量组合工况
Table 2 Combination of elastic modulus of dam and deformation modulus of its foundation GPa

组合	E_{r1}	E_{r2}	E_c
1	12	12	16
2	12	12	22
3	12	12	28
4	12	18	16
5	12	18	22
6	12	18	28
7	12	24	16
8	12	24	22
9	12	24	28
10	18	12	16
11	18	12	22
12	18	12	28
13	18	18	16
14	18	18	22
15	18	18	28
16	18	24	16
17	18	24	22
18	18	24	28
19	24	12	16
20	24	12	22
21	24	12	28
22	24	18	16
23	24	18	22
24	24	18	28
25	24	24	16
26	24	24	22
27	24	24	28

表 3 神经网络反演的材料参数值
Table 3 Material properties back analyzed by neural network GPa

E_c	E_{r1}	E_{r2}
25.3	22.1	11.3

高程 2 168.12 m(2001-06-01)和 2 148.06 m(1999-06-03)下的位移差值 $(\Delta\delta)_C$ ，并与该水位差状态下各位移测点的实测位移分量差值 $(\Delta\delta)_M$ 进行比较(已将温度分量分离)，见表 4。从表 4 中可看出大部分计算值与实测值相近，仅个别测点处(如 11# 坝段高程 2 035 m、16# 坝段高程 2 087 m 等测点)因观测值绝对值较小而相对误差略大，说明反演的结果是合理的，反演结果基本上可以反映李家峡水电站蓄水后由于大坝及坝基应力场等发生变化后坝体混凝

表 4 测点位移计算值与实测值比较

Table 4 Comparison between calculated and measured displacement values

坝段	测点高程/m	$(\Delta\delta)_M$ /mm	$(\Delta\delta)_C$ /mm
11 [#]	2 035	2.94	2.28
	2 059	6.62	6.23
	2 087	7.37	7.63
	2 114	10.41	11.10
	2 150	15.04	15.00
	2 185	18.02	18.30
6 [#]	2 087	4.12	4.36
	2 114	6.39	7.23
	2 150	13.16	12.40
	2 185	18.72	17.60
16 [#]	2 087	3.02	2.25
	2 114	4.86	5.76
	2 150	9.88	9.54
	2 185	13.75	12.90

土弹性模量和坝基岩体变形模量的实际情况。

5 结 论

本文的研究结果表明：

(1) 根据原型观测资料对坝体弹性模量和基岩变形模量进行反演，可为计算模型提供更准确的参数、提高计算精度，进而对大坝的安全状态做出准确评价。

(2) 根据不同工况下坝体实测位移相对值，用改进的 BP 网络来反演坝体弹性模量和基岩变形模量，计算结果较为理想。

(3) 由反演结果看出：坝体混凝土的弹性模量比原设计值约提高了 26%，左右岸坝肩岩体变形模量比原设计值约提高了 10%，河床基础变形模量与设计值基本一致。基本上反映了李家峡水电站蓄水运行后的实际状况，也说明原设计值偏于保守。

(4) 在此计算结果的基础上，还可以进一步对塑性参数等其他材料参数进行反演。

参考文献(References)：

- [1] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京：高等教育出版社，2003.(Wu Zhongru. Safety Monitoring Theory and Its Application to Hydraulic Structures[M]. Beijing：Higher Education Press, 2003.(in Chinese))
- [2] 胡维俊, 吉占亮, 陈明关. 拱坝反演的多点拟合法[J]. 水利学报, 1991, (7)：27-33.(Hu Weijun, Ji Zhanliang, Chen Mingguan. Multipoint quasi-coincidence method of inverse analysis for arch

- dam[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1991, (7)：27-33.(in Chinese))
- [3] 胡维俊, 陈明关, 忻 建. 龙羊峡重力拱坝的反分析[J]. 河海大学学报, 1993, 21(1)：86-90.(Hu Weijun, Chen Mingguan, Xin Jian. Inverse analysis for Longyangxia gravity arch dam[J]. Journal of Hohai University, 1993, 21(1)：86-90.(in Chinese))
- [4] 顾冲时, 吴中如. 混凝土坝空间位移场的确定性模型反演分析法[J]. 河海大学学报, 1994, 22(2)：82-87.(Gu Chongshi, Wu Zhongru. Concrete dam's inversion analytical procedure with the determinacy model of space displacement field[J]. Journal of Hohai University, 1994, 22(2)：82-87.(in Chinese))
- [5] 顾冲时, 吴中如. 坝体、坝基和库盘变模的整体反演分析[J]. 水力发电学报, 1996, (3)：43-48.(Gu Chongshi, Wu Zhongru. The convolutive analysis on deformation parameters of dam body and its foundation with whole reservoir bed[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 1996, (3)：43-48.(in Chinese))
- [6] 熊顺成, 王思敬. 大坝位移监测分析及稳定性识别研究[J]. 华北水利水电学院学报, 1994, (1)：37-44.(Xiong Shuncheng, Wang Sijing. Analysis of monitoring displacements from a large dam and its stability identification[J]. Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power, 1994, (1)：37-44.(in Chinese))
- [7] 张兴武, 徐小武, 彭立彬, 等. 地下洞室安全监控分析模型探讨[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(增 2)：2 370-2 374.(Zhang Xingwu, Xu Xiaowu, Peng Libin, et al. Study on analytic models of safety monitoring in underground caves[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(Supp.2)：2 370-2 374.(in Chinese))
- [8] 司红云, 曹邱林, 郑东健. 基于神经网络的大坝参数反演法[J]. 水利与建筑工程学报, 2003, (4)：22-23.(Si Hongyun, Cao Qiulin, Zheng Dongjian. Artificial neural network method on back analysis of dam parameter[J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering, 2003, (4)：22-23.(in Chinese))
- [9] 徐洪钟, 吴中如, 李雪红. 应用模糊神经网络反演大坝弹性模量[J]. 河海大学学报, 2002, 30(2)：14-17.(Xu Hongzhong, Wu Zhongru, Li Xuehong. Inversion of dam elastic modulus by fuzzy neural network[J]. Journal of Hohai University, 2002, 30(2)：14-17.(in Chinese))
- [10] 赵 斌, 吴中如, 沈振中, 等. 应用 Hopfield 网络反演分层分区变形模量[J]. 水电能源科学, 2000, 18(3)：4-6.(Zhao Bin, Wu Zhongru, Shen Zhenzhong, et al. Inversion of divisional deformation modulus with the Hopfield network[J]. International Journal of Hydroelectric Energy, 2000, 18(3)：4-6.(in Chinese))
- [11] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理[M]. 北京：清华大学出版社，2003.(Yang Xingjun, Zheng Junli. Artificial Neural Network and Blind Signal Processing[M]. Beijing：Tsinghua University Press, 2003.(in Chinese))
- [12] 闻 新, 周 露, 李 翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京：科学出版社，2003.(Wen Xin, Zhou Lu, Li Xiang, et al. Simulation and Application of MATLAB Neural Network[M]. Beijing：Science Press, 2003.(in Chinese))