

基于均匀设计及遗传神经网络的大坝力学参数反分析方法

李端有, 甘孝清, 周 武

(长江科学院, 湖北 武汉 430010)

摘 要: 将均匀设计理论、BP神经网络和遗传算法三者结合起来, 应用于大坝力学参数反分析中。首先对基本遗传算法进行改进, 使得改进后的遗传算法具有很好的全局和局部寻优能力, 将它作为BP神经网络的学习算法, 形成遗传神经网络。然后利用均匀设计方法设计大坝坝体和坝基的材料力学参数样本, 通过有限元正分析得到坝体的计算位移样本, 训练遗传神经网络映射坝体计算位移值与材料力学参数之间的复杂非线性关系。最后将实测位移值输入训练好的遗传神经网络, 即可得到各参数的反演值。本文以清江隔河岩水电站重力拱坝为例, 反演分析了坝体混凝土的弹性模量、线膨胀系数以及坝基主要岩体的弹性模量等参数。经检验、评价与对比验证, 结果表明该方法可以大大地缩短反分析时间, 提高反分析效率和准确性。

关键词: 反演分析; 均匀设计; 遗传算法; BP神经网络; 隔河岩大坝

中图分类号: TV642; TV312

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2007)01-0125-06

作者简介: 李端有(1965-), 男, 湖北武汉人, 教授级高级工程师, 主要从事岩土体安全监测和数值分析工作。E-mail: ldyweb@126.com。

Back analysis on mechanical parameters of dams based on uniform design and genetic neural network

LI Duan-you, GAN Xiao-qing, ZHOU Wu

(Yangtze River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China)

Abstract: A new approach for back analysis of mechanical parameters of dams combining BP neural network with uniform design and genetic algorithm was established. Firstly, basic genetic algorithm was improved for very good global and local searching capability. The genetic neural network using the improved genetic algorithm as its learning algorithm was established to overcome the shortcoming of BP algorithm. Secondly, the sample of material parameters was designed by the uniform design method, and the sample of the calculated displacement of dams was obtained by use of the finite element method. Through these samples, the above genetic neural network was trained to describe the sophisticated nonlinear relationship between displacement and material parameters of dams. Finally, the actual dam displacement was input into the trained genetic neural network to obtain the real material parameters. As an example, the elastic moduli and the linear dilatation coefficient of concrete of the dam body and the elastic moduli of rockmass under the base of Geheyan Dam were back-analyzed by the above method. It was shown that the method could shorten the time of back analysis and improve the efficiency and accuracy of back analysis.

Key words: back analysis; uniform design; genetic algorithm; BP neural network; Geheyan Dam

0 前 言

岩土工程反分析理论最早由 Kavanagh K 和 Clough R 于 1972 年在固体弹模反演有限元方法中提出, 后经过众多国内外学者的不懈努力, 已逐步发展成熟起来。反分析方法有很多种, 目前应用于非线性反分析领域比较广泛的是优化反分析法^[1-2]。优化反分析方法属于直接法的范畴, 它是在正分析程序的基础

上, 利用各种优化理论, 寻找可使计算位移值与实测位移值相比较平方和误差最小的解的方法。优化反分析法应用于大型岩土工程问题, 特别是多参数反演问题时, 仍存在一定的局限性, 如反演时间过长, 效率低, 有时还会出现不收敛的现象。针对这种现象, 有

收稿日期: 2005-11-07

些学者提出了应用人工神经网络进行参数反分析的智能反分析法,即利用人工神经网络的函数逼近功能映射边坡位移与岩体参数之间的非线性关系,网络训练完毕后输入实测位移值即可得到需要反演的参数,使得有限元正分析过程与反分析过程分离开来,大大提高了反分析速度^[3]。本文在人工神经网络反分析的基础上,对遗传算法进行改进,使得改进后的遗传算法既有很好的全局寻优能力,又有很强的局部寻优能力,并将改进后的遗传算法作为BP神经网络的学习算法,形成遗传神经网络。同时在建立遗传神经网络的训练样本时引入均匀设计理论,最终实现了多参数同时反演,大大提高了反分析速度和准确性。

1 均匀设计、遗传算法与神经网络

1.1 均匀设计

均匀设计理论是由方开泰教授和王元教授于1980年前后提出的将数论和多元统计分析相结合创立的一种试验方法,它是单纯从均匀性原则出发的试验设计。均匀设计表用符号 $U_n(q^s)$ 表示,其中 U 表示均匀表, n 表示试验次数或样本个数, q 表示每个因素的水平数, s 表示均匀表的列数。均匀设计表的试验次数 n 与水平数 q 相等,这与正交设计表中试验次数 n 等于水平数 q 的平方相比而言低了很多,大大地降低了试验成本。由于均匀设计表中列与列之间存在一定的相关性,因此 $U_n(q^s)$ 最多只能安排 $[s/2]+1$ 个因素。

均匀设计的核心思想是用确定性方法寻找空间中均匀分布的点集来替代 Monte-Carlo 中的随机数。均匀设计表的元素由如下方法生成:

$$U_{ji} = \text{mod}(jh_i, n) \quad (1)$$

式中, j 为均匀设计表的行数, i 为均匀设计表的列数, $h=(h_1, h_2, \dots, h_m)$, $h_k(k=1, 2, \dots, m)$ 是比 n 小的整数,且与 n 的最大公约数为1, h 是所有这样的整数组成的集合。点集的均匀度为

$$\xi(q, \vec{a}) = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q \prod_{v=1}^r \left(1 - \frac{2}{\pi} \ln \left(2 \sin \frac{\pi a_{kv}}{q+1} \right) \right) \quad (2)$$

式中, a 为小于 n 的整数, $a, a^2, \dots, a^r$ 对 n 取模互不相同,且 $\text{mod}(a^{r+1}, n)=1$, $t+1 \geq r-1$, r 为因素的个数。

本文采用均匀设计理论设计遗传神经网络的训练样本,在保持样本均匀度不变的前提下可大大减少训练样本数。

1.2 BP 神经网络

BP神经网络是以BP算法为学习规则的多层前馈神经网络。BP网络一般由输入层、一个以上的隐层、输出层组成,它的相邻的两个层之间的各个神经元实现全连接,同一个层内的神经元间无连接。

BP网络的整个学习过程的具体步骤为:①初始化网络的权值和阈值;②通过输入向量和神经层的传递函数计算网络的输出向量;③比较网络输出值与网络期望值之间的误差,并反向传播误差;④利用误差计算新的网络权值和阈值;⑤判断是否满足收敛条件,如果不满足,则回到第②步,如果满足条件则学习结束。

1.3 遗传算法及改进

(1) 基本遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm, 简称GA)是一种模仿自然界生物进化过程的优化搜索方法,主要应用在函数优化、组合优化、生产调度问题、自动控制、机器人智能控制、图像处理和模式识别、人工生命、机器学习等方面。

遗传算法将问题的可能潜在解集经过基因编码转换成由一定数目的个体组成的种群,种群内部按照适者生存和优胜劣汰的原理逐代演化出越来越好的近似解。在每一代中根据问题解域中个体的适应度选择个体进行交叉和变异,产生出代表新的解集的一代种群。经过自然进化的后代将比前代更加适应于环境,最后一代的最优个体经过解码操作就可以得到问题的近似最优解。基本遗传算法主要有编码、适应度计算、选择操作、交叉操作、变异操作、解码等步骤。

(2) 遗传算法改进

基本遗传算法在解决较为简单的问题时,可以找到全局最优解,但当问题较为复杂,种群数量较多时,基本遗传算法则显得有点力不从心。本文对基本遗传算法进行了适当的改进,主要是对选择算子、交叉算子和变异算子的改进,并引入BP算子改进遗传算法局部搜索能力不强的缺点。

a) 选择算子:采用跨世代精英选择策略,上世代的种群与通过新的交叉方法产生的个体混合起来,从中按一定的概率选择较优的个体。

b) 交叉算子:交叉操作采用中间重组的方式,交叉概率 P_c 根据个体的适应度值自动调整,按式(3)计算:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & (f' \geq f_{\text{avg}}) \\ P_{c1} & (f' < f_{\text{avg}}) \end{cases} \quad (3)$$

式中, f_{avg} 为种群的平均适应度, f_{max} 为种群中的最大适应度值, f' 为参与交叉操作的两个个体中较大的适应度值, f 为变异个体的适应度值,一般地取 $P_{c1}=0.9$, $P_{c2}=0.6$ 。

c) 变异算子:变异操作采用实值变异的方式,变异概率 P_m 根据个体的适应度值自动调整,按式(4)

计算:

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & (f \geq f_{\text{avg}}) \\ P_{m1} & (f < f_{\text{avg}}) \end{cases}, \quad (4)$$

式中取 $P_{m1} = 0.1$, $P_{m2} = 0.001$, 其余符号同式 (3)。

d) BP 算子: 在完成选择、交叉、变异操作后, 在新个体在进入下一代种群前将个体解码进行 BP 优化操作, 然后重新编码生成更优个体。改进后的遗传算法流程见图 1。

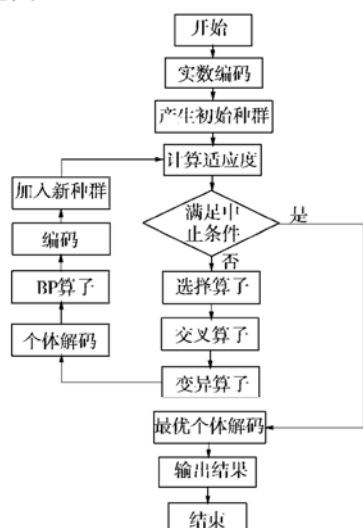


图1 改进遗传算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved genetic algorithm

(3) 遗传神经网络

BP 神经网络的学习算法为 BP 算法, 其局部寻优能力较强, 但全局寻优能力不好, 容易陷入局部最优解, 导致 BP 神经网络映射复杂非线性函数关系时失真。本文将前面介绍的改进遗传算法替代 BP 神经网络的 BP 学习算法, 这样形成的网络称为遗传神经网络, 它可以较好地寻找到全局最优解, 具有很强的函数映射能力。

2 遗传神经网络反演分析方法

2.1 概述

岩土工程问题中材料力学参数与变形之间的复杂非线性关系一般可以用有限单元法等方法进行计算得到, 但对于大型岩土工程问题, 当反演参数比较多时, 采用传统优化反分析方法将非常费时, 因为每一次寻优都必须重新进行一次正分析, 而且结果难于收敛。采用遗传神经网络映射材料力学参数与变形之间的复杂非线性关系, 只需利用均匀设计法生成的参数样本进行有限次正分析得到位移样本。建立学习样本后, 训练遗传神经网络。当网络训练完成后, 坝体、坝基材料力学参数与坝体变形值的非线性关系由神经网络

表述完成。材料力学参数的反演结果通过输入实测变形值在很短的时间内得到, 这大大减少了反分析时间, 提高了反分析效率和准确性。

2.2 反分析步骤

遗传神经网络反分析步骤如下:

(1) 建立有限元分析模型, 实现由材料力学参数到变形计算值的正分析过程。

(2) 变形监测数据分析, 选择反分析时段和反分析特征点。

(3) 参数敏感性分析, 从众多材料力学参数中选择一些对变形比较敏感的参数进行反演。常用的敏感性分析方法有敏感度因子法和正交试验直观方差分析法等。

(4) 采用均匀设计方法设计待反演的材料力学参数样本。

(5) 利用第 (1) 步建立的模型, 将第 (4) 步生成的参数样本作为输入, 计算得到相应的变形值样本。

(6) 建立遗传神经网络, 将第 (4) 和第 (5) 步得到的参数样本和变形值样本作为网络的学习样本。

(7) 训练遗传神经网络。

(8) 将实测变形值输入训练好的遗传神经网络, 网络输出即为待反演的参数值。

(9) 检验、评价反分析结果。

3 工程应用

3.1 工程概况

清江隔河岩水利枢纽坝址位于湖北清江隔河岩峡谷末段, 大坝为混凝土重力拱坝, 坝顶全长 665.45 m, 坝顶高程 206.0 m, 最大坝高 151.0 m, 底宽 75.5 m。设计正常蓄水位 200 m, 千年一遇设计洪水位 203.14 m。清江隔河岩水电站重力拱坝坝型比较特殊, 为上重下拱, 且坝址两岸地形不对称, 左岸拱座处设置了重力墩。

隔河岩坝区岩层走向 $NE70^\circ \sim 80^\circ$, 与河床近乎正交, 倾向上游, 倾角 $25^\circ \sim 30^\circ$ 。重力拱坝坝基岩体为寒武系下统石龙洞组灰岩, 岩层总厚 142~175 m, 两岸坝肩上部为平善坝灰岩页岩互层。坝基岩体概化为四个区: 页岩 $\in I_1^{2-1}$, 薄层灰岩 $\in I_1^{3-1}$, 薄层灰岩 $\in I_1^{3-2}$, 厚层灰岩 $\in I_1^{3-3}$ 。坝基主要夹层有 #201、#301、#302 剪切带, 主要断层有 F_{10} , F_{10-1} , F_{25} , F_{26} , F_{12} , F_4 , F_{16} 等。为改善两岸坝肩岩体的力学性能, 在主要软弱结构面处设有阻滑键和传力柱。

3.2 变形监测数据分析

隔河岩大坝的变形监测分为水平位移监测和垂直位移监测, 水平位移又分为径向水平位移和切向水平

位移, 本文利用径向水平位移进行反分析。坝体径向水平位移由安装在坝体内的 24 条正垂线和 15 条倒垂线测得, 选取其中的 6 个测点作为反分析的特征点, 具体位置见表 1。这 6 个点分别位于拱冠^{#15}坝段、拱座^{#10}和^{#21}坝段, 其变形值能较好地反映重力拱坝的变形特征。

选取 2003 年 5 月 30 日~2003 年 10 月 23 日作为反分析时段, 这一时段变形监测数据的完整性和可靠性较好^[5], 选取 2003 年 10 月 23 日~2003 年 12 月 12 日的实测变形增量对反分析结果进行检验与评价。2003 年 5 月 30 日和 2003 年 10 月 23 日拱冠坝顶的实测位移分布如图 2 所示, 两时刻特征点的实测位移增量如表 2 所示。

表 1 反分析特征点及高程

Table 1 The characteristic points and their elevations					
序号	特征点	高程/m	序号	特征点	高程/m
1	PL15801	203.5	4	PL10701	184.5
2	PL15501	145.0	5	PL21801	203.5
3	PL10801	203.5	6	PL21701	184.5

表 2 特征点实测位移增量

Table 2 Displacement increments of characteristic points			
测点编号	相对位移 实测值/mm	测点编号	相对位移 实测值/mm
PL15801	-11.61	PL10701	-4.47
PL15501	-7.38	PL21801	-5.46
PL10801	-5.00	PL21701	-4.32

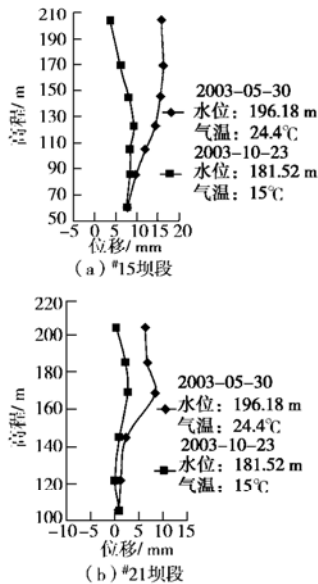


图 2 ^{#15}、^{#21} 坝段径向位移分布图

Fig. 2 Distribution of measured radial displacements of segment No.15 & No. 21

3.3 有限元分析模型

依据文献[4]提供的坝体体型及坝基地质资料, 建立了有限元分析模型。有限元模型坐标系取隔河岩工程施工坐标系, 拱坝圆弧中心 x 、 y 坐标分别为 1340

m、1160 m。 x 方向以向下游为正, y 方向以指向左岸为正, z 方向以垂直于水平面向上为正。模型计算范围沿上、下游各取大坝坝高 (151 m) 的 3 倍; 左、右岸沿^{#31}、^{#1}坝段往外各取大坝坝高的 3 倍; 底部取坝高的 2 倍。计算网格共划分单元 15230 个, 结点数 16822 个, 其中, 坝体单元数 3482 个, 坝基单元数 11748 个。为真实反映断层、夹层、阻滑键等对变形的影响, 在这些部位进行了网格细分。

边界条件简化为上下游方向取 x 向法向约束, 左右岸方向取 y 向法向约束, 底面取 z 向法向约束, 有限元网格见图 3。荷载按自重、泥沙压力、静水压力、扬压力和温度荷载考虑。因隔河岩大坝的坝体温度实测资料不够完整, 本文采用水库水温估算方法估算库水水温^[6], 然后采用有限元方法计算坝体坝基不同时刻下的温度场, 求得温度荷载。

坝体混凝土和坝基岩体材料本构模型均采用弹性本构模型。

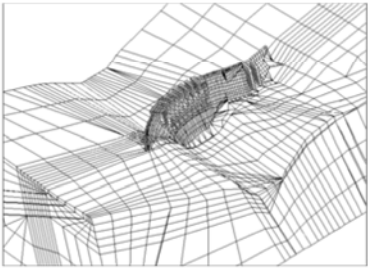


图 3 大坝有限元网格图

Fig. 3 Grid chart of Geheyan Dam

3.4 待反演参数及取值区间

对坝体和坝基的材料力学参数进行参数敏感性分析, 选择对坝体位移较为敏感的参数进行反演分析。参数敏感性分析分为两步, 采用两种方法: 敏感度因子法和正交试验直观方差分析法。首先利用敏感度因子法计算参数敏感度值, 从众多的力学参数中选出敏感度较高的部分参数, 再对这些被选参数进行正交试验设计, 利用正交试验的直观分析和方差分析方法选出对试验结果影响显著的参数, 最终作为待反演的参数。本文选择的反演的材料力学参数有坝体混凝土弹性模量 E_c , 线膨胀系数 α_c , 岩体 ϵ_1^{3-1} 弹性模量 E_{31} , 岩体 ϵ_1^{3-2} 弹性模量 E_{32} , 岩体 ϵ_1^{3-3} 弹性模量 E_{33} , 其取值区间见表 3。其中 α 单独反演, 本文不作详细介绍。

表 3 反演参数及取值区间

Table 3 The calculated parameters and the range of their values					
参数	E_c	α_c	E_{33}	E_{32}	E_{31}
区间	16~29	0.5~1.5	12~30	10~25	10~25

注: 表中弹性模量单位为 GPa, 线膨胀系数为 $10^{-5}/^{\circ}\text{C}$ 。

3.5 力学参数样本设计

采用均匀设计方法设计参数样本, 参数的水平数

取为 31, 采用均匀设计表为 $U_{31}(31^{10})$, 如表 4 所示。

3.6 遗传神经网络训练

将表 4 中的参数值输入有限元计算模型, 得到坝体 6 个特征点处的计算位移值, 见表 5。

表 4 参数样本值表

Table 4 The samples of material parameters

序号	E_c	E_{33}	E_{32}	E_{31}
1	16.0	19.2	20.0	23.0
2	17.5	27.0	14.5	20.5
3	19.0	15.6	25.0	18.0
4	20.5	23.4	19.5	15.5
5	22.0	12.0	14.0	13.0
6	23.5	19.8	24.5	10.5
7	25.0	27.6	19.0	24.0
8	26.5	16.2	13.5	21.5
9	28.0	24.0	24.0	19.0
10	29.5	12.6	18.5	16.5
11	15.0	20.4	13.0	14.0
12	16.5	28.2	23.5	11.5
13	18.0	16.8	18.0	25.0
14	19.5	24.6	12.5	22.5
15	21.0	13.2	23.0	20.0
16	22.5	21.0	17.5	17.5
17	24.0	28.8	12.0	15.0
18	25.5	17.4	22.5	12.5
19	27.0	25.2	17.0	10.0
20	28.5	13.8	11.5	23.5
21	30.0	21.6	22.0	21.0
22	15.5	29.4	16.5	18.5
23	17.0	18.0	11.0	16.0
24	18.5	25.8	21.5	13.5
25	20.0	14.4	16.0	11.0
26	21.5	22.2	10.5	24.5
27	23.0	30.0	21.0	22.0
28	24.5	18.6	15.5	19.5
29	26.0	26.4	10.0	17.0
30	27.5	15.0	20.5	14.5
31	29.0	22.8	15.0	12.0

建立含有 3 个隐层的前馈型神经网络来映射表 4 和表 5 中计算位移与力学参数之间的非线性关系, 第一隐层 13 个神经元, 传递函数 tansig ; 第二隐层 20 个神经元, 传递函数 tansig ; 第三隐层 12 个神经元, 传递函数 logsig ; 输出层传递函数 purelin 。经过 7000 代进化, 网络误差趋于稳定, 网络训练完成。将表 2 中的实测位移值输入网络, 网络输出即为反演结果, 见表 6。

表 5 特征点计算位移样本

Table 5 Calculated displacements of characteristic points

序号	位移/mm					
	PL21801	PL21701	PL10801	PL10701	PL15801	PL15501
1	-4.62	-4.57	-7.79	-7.25	-15.72	-9.56
2	-3.67	-3.65	-7.15	-6.65	-14.82	-8.92
3	-3.75	-3.80	-6.43	-6.22	-12.63	-8.25
4	-2.93	-3.15	-6.25	-6.00	-12.76	-8.16
5	-3.98	-4.07	-6.51	-6.37	-11.70	-8.13
6	-2.87	-3.01	-5.88	-5.76	-11.78	-7.78
7	-2.02	-2.42	-5.19	-5.16	-11.10	-7.37
8	-2.68	-3.00	-5.53	-5.53	-10.83	-7.50
9	-2.03	-2.34	-5.02	-5.04	-10.42	-7.06
10	-3.51	-3.55	-5.77	-5.77	-10.16	-7.38
11	-4.69	-4.53	-8.14	-7.53	-16.36	-9.83
12	-3.79	-3.73	-7.34	-6.82	-15.37	-9.17
13	-3.85	-3.88	-6.86	-6.51	-13.74	-8.60
14	-2.79	-2.97	-6.17	-5.92	-13.38	-8.12
15	-3.81	-3.97	-6.38	-6.23	-12.01	-8.18
16	-2.82	-3.10	-6.04	-5.86	-12.09	-7.96
17	-1.80	-2.18	-5.12	-5.10	-11.25	-7.35
18	-3.13	-3.23	-5.89	-5.80	-11.30	-7.73
19	-1.79	-2.10	-5.07	-5.11	-10.83	-7.22
20	-2.95	-3.14	-5.67	-5.65	-10.83	-7.51
21	-2.20	-2.49	-5.16	-5.17	-10.43	-7.15
22	-4.34	-4.14	-7.94	-7.25	-16.35	-9.56
23	-4.11	-4.12	-7.39	-6.97	-14.78	-9.23
24	-3.25	-3.37	-6.59	-6.25	-13.62	-8.45
25	-3.90	-3.90	-6.82	-6.58	-13.12	-8.58
26	-2.72	-2.94	-6.03	-5.83	-12.55	-7.99
27	-2.21	-2.49	-5.53	-5.37	-11.90	-7.55
28	-2.75	-2.94	-5.78	-5.66	-11.46	-7.60
29	-1.58	-1.98	-4.94	-4.98	-10.94	-7.18
30	-3.31	-3.46	-6.07	-5.98	-11.21	-7.80
31	-2.00	-2.34	-5.29	-5.30	-10.83	-7.38

3.7 反演分析结果与检验、评价

反分析完成后还需对反演结果进行检验与评价, 具体方法是 将反演结果输入有限元正分析模型, 计算出 2003 年 12 月 12 日的位移增量值(预测值)与该时刻测得的实际位移增量值进行比较, 然后检验二者的符合程度。采用后验差法对反分析结果进行统计检验。

假设实测位移序列为 $u_m(i)$, 预测位移序列为 $u_c(i)$, 二者之间的残差为

$$\varepsilon(i) = u_m(i) - u_c(i) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad , \quad (5)$$

式中, n 为特征点的个数, 若 S_1 为量测位移的均方差, S_2 为残差的均方差, 则有

$$S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (u_m(i) - \bar{u})^2, \tag{6}$$

$$S_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\varepsilon(i) - \bar{\varepsilon})^2, \tag{7}$$

其中,
$$\bar{u} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_m(i), \tag{8}$$

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon(i), \tag{9}$$

后验比值
$$C = \frac{S_1}{S_2}, \tag{10}$$

误差概率
$$p = P\{|\varepsilon(i) - \bar{\varepsilon}| < 0.6745S_1\}. \tag{11}$$

根据上述公式计算得到后验比值 c 为 0.454, 误差概率 p 为 0.889, 说明反分析结果是有效的、合格的。

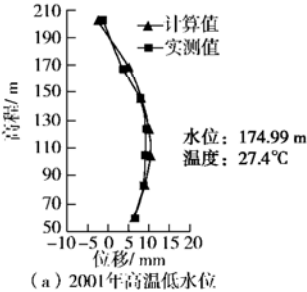
表 6 参数反演分析结果

Table 6 The result of back analysis

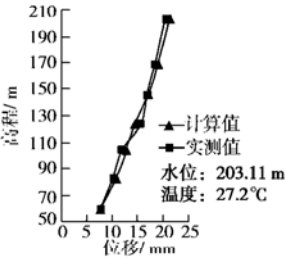
参数	E_c	α_c	E_{33}	E_{32}	E_{31}
反演值	23.4	0.94	18.3	13.5	14.2

注: 表中弹性模量单位为 GPa, 线膨胀系数为 $10^{-5}/^{\circ}\text{C}$ 。

本文还对隔河岩大坝在几种典型不利工况下的位移值及坝体应力状态进行了验证分析, 实测位移值与计算位移值符合较好, 进一步说明了反分析结果的可靠性, 见图 4。



(a) 2001 年高温低水位



(b) 1998 年高温低水位

图 4 拱冠 15#坝段典型工况下实测与计算位移分布图

Fig. 4 Distribution of measured and calculated displacements of segment No. 15

4 结 语

(1) 本文对基本遗传算法进行改进, 并将改进后的遗传算法作为 BP 神经网络的学习算法, 形成遗传神经网络用于大坝位移反分析。以清江隔河岩水利枢

纽为例, 反演了大坝坝体混凝土的弹性模量 E_c , 线膨胀系数 α_c 和坝基主要岩体的弹性模量 E_{31} 、 E_{32} 、 E_{33} 等材料力学参数, 取得了比较好的效果, 说明该方法用于大坝多参数反演分析是可行的。

(2) 利用均匀设计理论和遗传神经网络相结合的反分析方法, 可以减少网络学习的样本数量, 同时可使有限元正分析过程与反分析过程分离, 大大地减少了反分析时间, 提高了反分析效率和准确性。

(3) 利用反分析结果, 结合一定的分析模型, 建立大坝位移监控模型, 拟定大坝变形监控指标, 作为大坝安全运行管理的依据, 是一个难度较高的课题, 作者将在此领域进行一定的探索。

参考文献:

[1] 杨林德, 朱合华, 冯紫良, 等. 岩土工程问题的反演理论与工程实践[M]. 北京: 科学出版社, 1998.(YANG Lin-de, ZHU He-hua, FENG Zi-liang, et al. The theory and practice of back analysis in geotechnical engineering[M]. Beijing: Science Press, 1998.(in Chinese))

[2] 吕爱钟, 蒋斌松. 岩石力学反问题[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 1998.(LÜ Ai-zhong, JIANG Bin-song. Inverse problem of rock mechanics[M]. Beijing: China Coal Industry Publishing House, 1998.(in Chinese))

[3] 李端有, 李 迪, 马水山. 三峡永久船闸开挖边坡岩体力学参数反分析[J]. 长江科学院院报, 1998(4): 10 - 13.(LI Duan-you, LI Di, MA Shui-shan. Mechanical parameters back analysis of rock body of Sanxia permanent lock slope[J]. Changjiang River Scientific Research Institute, 1998(4): 10 - 13.(in Chinese))

[4] 长江委长江勘测规划设计研究院. 湖北省清江隔河岩水电站竣工验收文件汇编 (第二册) 设计报告 [R]. 1997.(Changjiang Institute of Survey, Planning, Design and Research of Changjiang Water Resources Commission. Design report of Hubei Qingjiang Geheyan Hydraulic Power Station[R]. 1997.(in Chinese))

[5] 张保军, 张 漫, 等. 清江隔河岩水利枢纽大坝安全监测资料综合分析报告 (2003 年度) [R]. 武汉: 长江科学院, 2004.(ZHANG Bao-jun, ZHANG Man, et al. The annlytic report of safety monitoring data of Hubei Qingjiang Geheyan Hydraulic Power Station(2003)[R]. Wuhan: Changjiang River Scientific Research Institute, 2004.(in Chinese))

[6] 李 瓚, 陈兴华, 郑建波, 等. 混凝土拱坝设计[M]. 北京: 中国电力出版社, 2000.(LI Zan, CHEN Xing-hua, ZHENG Jian-bo, et al. Design of concrete arch dam[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2000.(in Chinese))