

基于自适应遗传算法的渗流参数辨识研究

邓祥辉^{1,2}

(1 西安理工大学 水利水电学院,陕西 西安 710048;2 西安工业大学 建工系,陕西 西安 710032)

【摘要】 **【目的】**针对简单遗传算法难以确定交叉率和变异率的最佳值、计算量较大及易早熟等缺点,提出以自适应遗传算法来进行渗流参数辨识,为获得工程所需的计算参数提供参考。**【方法】**利用水头实测资料,以渗透系数为待辨识参数,在采用简单遗传算法进行参数辨识研究的基础上,力求使改进的遗传算法计算量更小,收敛性更强,同时结合三维稳定渗流有限元工程实例进行了反演计算。**【结果】**自适应遗传算法在保持简单遗传算法优点的同时,有效地提高了算法的收敛性,并在一定程度上克服了简单遗传算法的早熟问题。**【结论】**自适应遗传算法为渗流领域的参数辨识提供了新的途径。

【关键词】 渗透系数;参数辨识;自适应遗传算法

【中图分类号】 TU457;O357.3

【文献标识码】 A

【文章编号】 1671-9387(2009)10-0221-04

Study on seepage coefficient identification based on adaptive genetic algorithms

DENG Xiang-hui^{1,2}

(1 College of Hydroelectric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;

2 Department of Civil Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an, Shaanxi 710032, China)

Abstract: **【Objective】** Aimed at overcoming the limitation of simple genetic algorithm, the seepage coefficients needed by real engineering was studied. **【Method】** The real water head was used to overcome the problems such as high computational cost, the optimization probability of crossover and mutation determined difficultly, premature convergent et al. Adaptive genetic algorithm was used to analyze the parameter of the three dimension real examples. **【Result】** The improved method was effective in improving the computational convergence and overcoming the premature of simple genetic algorithm partly. **【Conclusion】** Adaptive genetic algorithm is efficient and feasible in back analysis for seepage coefficient of arch dam.

Key words: seepage coefficient; parameter identification; adaptive genetic algorithm

作为一种复杂的天然地质体,岩土体本身就是高度复杂和不确知的系统,其物性参数、本构模型、计算边界条件等很难得到,因此通过传统的正分析方法,采用解析法求解相关参数是难以实现的^[1-3]。而实测方法存在数据离散性大、代表性不强等缺点,用该方法难以获得符合工程实际的计算参数^[4-5]。随着计算机技术及岩石力学的发展,反分析方法为相关参数的求取提供了新途径,并已在岩土工程中

取得了很多成果^[6-7]。然而,以传统优化方法为核心的反演方法,其反演结果严重依赖于参数的初值,寻优过程极易陷入局部最优点,优化过程数值稳定性差,特别是当待求参数数目增加时,计算效率大大降低,甚至会导致搜索不收敛^[8-10],这些不足限制了反演算法的广泛应用。近年来,遗传算法(GA)以其特有的优点在位移反分析领域得到了广泛应用^[11-13],以遗传算法为核心的智能化反分析方法也受到了工

* [收稿日期] 2009-01-16

[基金项目] 国家自然科学基金项目(50579092);二滩水电开发有限责任公司雅砻江水电开发联合研究基金项目

[作者简介] 邓祥辉(1976—),男,四川德阳人,讲师,在职博士,主要从事水工结构研究。E-mail:dh_gl@163.com

程界的广泛重视,为岩土体渗流的分析计算提供了新的思路^[14-15]。本研究以自适应遗传算法作为优化方法,利用实测水头资料,结合工程实例反演渗透系数,以期为工程参数的分析计算提供参考。

1 自适应遗传算法(AGA)简介

遗传算法是一种全局最优方法,可以较快地搜索到全局最优解,特别适于多极点的优化问题,且对目标函数的形态无具体要求,因而优于传统优化方法。在传统遗传算法中,交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的选择是影响遗传算法行为和性能的关键所在。但是在传统遗传算法中,他们是事先确定的,而针对于不同的优化问题,需要反复试验来确定 P_c 和 P_m 。于是,Srinivas 等^[16]提出一种自适应遗传算法,在该算法中, P_c 和 P_m 能够随适应度自动改变。当种群各个个体的适应度趋于一致或者趋于局部最优时,可使交叉概率和变异概率增加,反之亦然。同时,对于适应值高于群体平均适应值的个体,对应着较低的 P_c 和 P_m ,使该解得以受保护而进入下一代;而对于低于平均适应度的个体,对应着较高的交叉概率和变异概率,而使该解被淘汰掉。因此,自适应遗传算法在保持群体多样性的同时,可以保证遗传算法的收敛性。

2 渗透系数的反演模型

根据研究渗流区域内若干已知坐标位置的测点水头实测值与计算值之间的误差,以最小误差 $E(k_i)$ 为目标函数,则有:

$$E(k_i)=\sqrt{\sum_{i=1}^n[\frac{h_i-h'_i}{h_i}]^2}$$

式中: k_i 为渗透系数; n 为测点数; h_i 为第 i 测点的水头计算值; h'_i 为第 i 测点的水头实测值。式中的目标函数采用了水头的相对值,使目标函数成为无量纲的数值函数,从而可以避免优化过程中因量纲不同而引发其他问题,也便于判断算法是否收敛。

3 反演程序的实现

反演程序的实现步骤为:

(1)编码。AGA 的第一步就是对优化参数进行编码,即将每一个参数均表示成字符串形式。本研究将 X 、 Y 和 Z 3 个方向的渗透系数 k_x 、 k_y 、 k_z 分别做成编码串。

(2)种群初始化。依据初始区间随机产生若干符合约束条件的初始染色体,形成初始种群。

(3)目标函数值计算。依据上一代解集,通过子程序,即三维稳定渗流有限元数值计算程序,计算测点水头值以及相应的目标函数值 $E(k_i)$ 。

(4)适值函数。适值函数能有效指导搜索沿着面向参数优化的方向进行,以逼近最佳参数组合,其选取是算法好坏的关键。适值函数的选取原则为:保证适值非负,且朝着最大化方向发展。

(5)遗传进化操作。为了保证搜索到的最优个体不会因遗传操作而破坏,这里将父代种群中适值最大的 10% 个优良个体直接传递到子代中,成为子代个体。父代中剩下的 90% 个个体,进入匹配池,然后对匹配池里的个体进行随机交叉操作和变异操作。

4 工程实例

4.1 工程概况

某水电站位于四川省攀枝花市雅砻江上,下距市区 46 km,系雅砻江梯级开发的第一个水电站。该水电站坝址处于高山峡谷地区,两岸谷坡陡峻,左岸谷坡 $25^{\circ}\sim 45^{\circ}$,右岸谷坡 $30^{\circ}\sim 45^{\circ}$,呈大致对称的“V”型河谷。正常高水位(1 200 m)时河谷宽约 600 m。电站枢纽由拦河坝、泄洪建筑物、地下厂房和引水建筑物等组成。该大坝的体型设计采用的是抛物线双曲拱坝,建基于正长岩、玄武岩基础,坝高 240 m,坝体泄洪量 $16\ 500\text{ m}^3/\text{s}$ 。

4.2 工程建模及计算

将大坝总共分为 24 个坝段,根据观测结果,取第 12 坝段作为需要计算的区域,其具体位置如图 1 所示。

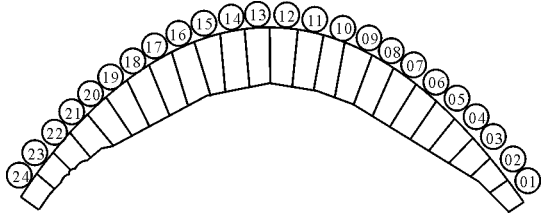


图 1 大坝坝段分区图

Fig. 1 The distraction of dam

第 12 坝段的物理建模区域为:上游 1 倍坝高,下游 1 倍坝高,坝基 1 倍坝高。第 12 坝段厚度取 25 m,这样得到第 12 坝段的计算模型如图 2 所示。

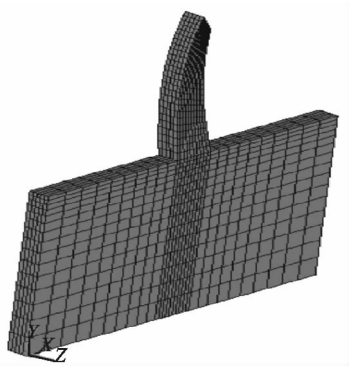


图 2 第 12 坝段三维有限元计算模型
Fig. 2 3-D FEM model of NO. 12 segment dam

根据渗透参数的不同,将大坝分为坝基部分和坝基以上的坝体部分 2 个区域。单元剖分的范围是渗流自由面以下到坝基 240 m 深处以上区间,对该区间进行单元网格划分,可将第 12 坝段剖分为 2 100个六面体单元,共有节点 2 904 个。

在计算三维模型时,建立的坐标系如图 2 所示。边界水头上游为 235 m,下游为 50 m,边界流量 $Q=0\text{ cm}^3/\text{s}$ 。X、Y、Z 方向的渗透系数分别是 k_x 、 k_y 、 k_z ,且为待反演参数。X、Y、Z 方向的渗透系数上限 k_x^1 、 k_y^1 、 k_z^1 均为 $1.0\times 10^{-5}\text{ m/s}$,下限 k_x^2 、 k_y^2 、 k_z^2 均为 $1.0\times 10^{-10}\text{ m/s}$ 。该剖面已知测点的坐标及实测水头值如表 1 所示。

表 1 实测点坐标及其水头值

Table 1 The coordinate and head of the measure points

测点号 Measue point	坐标值/m Coordinate value			实测水头值/m Measured values of water heads
	X	Y	Z	
1	5.0	270.63	283.00	242.16
2	10.0	243.72	241.76	291.71
3	15.0	264.82	282.00	293.23
4	15.0	231.99	474.98	474.97
5	20.0	243.76	460.33	460.35
6	5.0	232.37	467.62	467.57

采用作者开发的 3D Banalysis. cpp 三维反分析数值和反演的渗透系数 k_x 、 k_y 、 k_z ,其结果如表 2、3 程序进行计算,经计算得到不同进化代数的目标函数所示。

表 2 各测点拟合水头值和实测水头值的比较

Table 2 The error of head of the measured and computation values

参数 Parameter	测点号 No. of measure point						m
	1	2	3	4	5	6	
实测水头值 Measured values of water heads	242.16	291.71	282.23	474.97	460.35	467.57	
拟合水头值 Computation values of water heads	238.13	294.82	293.23	490.91	462.75	471.13	

表 3 不同进化代数反演结果的比较

Table 3 The error value of different generation

进化代数 Evolution generation	$k_x/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	$k_y/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	$k_z/$ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	目标函数值 Function value
1	9.00×10^{-6}	6.89×10^{-6}	5.36×10^{-6}	0.065 31
50	6.01×10^{-8}	3.23×10^{-8}	5.42×10^{-8}	0.018 60
100	6.01×10^{-8}	3.23×10^{-8}	5.25×10^{-8}	0.018 60

由表 2 可见,6 个测点水头值的误差都不大。相对而言相差最大的是 4 号测点,拟合水头值和实测水头值相差 15.94 m,相差最小的是 5 号测点,误差仅为 2.4 m。从表 3 可知,在进化 50 代时,目标函数 $E(k_i)$ 收敛于 0.018 6, k_x 、 k_y 、 k_z 也分别同时收敛于 6.01×10^{-8} 、 3.23×10^{-8} 和 $5.25\times 10^{-8}\text{ m/s}$ 。而根据实测结果,渗透系数基本为 $5.0\times 10^{-6}\sim 1.0\times 10^{-8}\text{ m/s}$,越到坝基的下部,岩体渗透系数越

小。与实测值相比,计算所得的渗透系数均偏小。这主要是因为防渗帷幕的渗透系数大约是 $1.0\times 10^{-10}\text{ m/s}$,而计算时未将防渗帷幕单独分区计算,仅仅是将其与岩石一起作为基础来处理,所以导致计算结果稍稍偏小。

5 结 语

本研究将自适应遗传算法用于渗透系数的辨

识,克服了以传统优化算法进行反演时,反演结果严重依赖于初始值的不足。而且自适应遗传算法在克服早熟问题上有一定的改进,其计算效率以及收敛精度均较高。从工程实例的计算可以看出,自适应遗传算法应用于渗透系数及其他参数的辨识是可行的。

[参考文献]

- [1] 朱岳明,张燎军,张 愔. 裂隙岩体渗透系数张量的反演分析[J]. 岩石力学与工程学报,1997,16(1):461-470.
Zhu Y M, Zhang L J, Zhang Y. Back analysis of coefficient tensor of permeability for fractured rock mass [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 1997, 16(1): 461-470. (in Chinese)
- [2] 王芝银. 岩石力学位移反演分析回顾及进展 [J]. 力学进展, 1998, 28(4): 488-498.
Zhang Z Y. A review on inverse analysis of displacements in rock mechanics [J]. Advances in Mechanics, 1998, 28(4): 488-498. (in Chinese)
- [3] 何 翔,李守巨,刘迎曦,等. 基于遗传神经网络的坝基岩体渗透系数 [J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(5):751-757.
He X, Li S J, Liu Y X, et al. Identification of permeability coefficient of rock mass in dam foundation based on genetic neural network [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(5): 751-757. (in Chinese)
- [4] 杨林德,朱合华,黄 伟,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,1996.
Yang L D, Zhu H H, Huang W, et al. Inverse theory of rock and soil engineering and engineering practice [M]. Beijing: Science Press, 1996. (in Chinese)
- [5] 高 玮,郑颖人. 基于遗传算法的岩土本构模型识别 [J]. 岩石力学与工程学报,2001,23(1):9-12.
Gao W, Zhen Y R. Identification of the geomaterial constitutive model based on genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2001, 23(1): 9-12. (in Chinese)
- [6] 周志芳. 裂隙双重介质地下水运动参数反演分析 [J]. 水动力学研究与进展,2003,18(6):742-747.
Zhou Z F. Inverse analysis of parameters for groundwater movement in fissured double media [J]. Journal of Hydrodynamics, 2003, 18(6): 742-747. (in Chinese)
- [7] 李 欣,何樵登,黄 超,等. 渗流场反演计算与物探检测结果相互关系的分析研究 [J]. 吉林大学学报:地球科学版,2004, 34(2):251-254.
Li X, He Q D, Huang C, et al. The mutual study between inversion calculation of seepage field and geophysical exploring [J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2004, 34(2): 251-254. (in Chinese)
- [8] Yu Y Z, Zhang B Y, Yuan H N. An intelligent displacement back-analysis method for earth-rockfill dams [J]. Computers and Geotechnics, 2007, 34(6): 423-434.
- [9] Ronnie, Kamai, Yossef H. Hatzor, Numerical analysis of block stone displacements in ancient masonry structures: A new method to estimate historic ground motions [J]. International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics, 2008, 32(11): 1321-1340.
- [10] Tang Yu-Geng, Gordon Tung-chin Kung. Application of non-linear optimization technique to back analyses of deep excavation [J]. Computers and Geotechnics, 2009, 36(1): 276-290.
- [11] 翟 越,赵均海. 基于自适应混合遗传算法的岩石类材料动态参数反演 [J]. 地球科学与环境学报,2008,30(3):286-291.
Zhai Y, Zhao J H. Inverse analysis of dynamic parameters of rock materials based on adaptive hybrid genetic algorithms [J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2008, 30(3): 286-291. (in Chinese)
- [12] 刘先珊,周创兵,张立君. 基于模拟退火的 Gauss-Newton 算法的神经网络在渗流反分析中的应用 [J]. 岩土力学,2005, 26(3): 404-406.
Liu X S, Zhou C B, Zhang L J. Application of neural network based on simulated annealing Gauss-Newton algorithm to seepage back analysis [J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, 26(3): 404-406. (in Chinese)
- [13] 高 玮,郑颖人. 岩体参数的进化反演 [J]. 水利学报,2000 (8):1-5.
Gao W, Zheng Y R. Back analysis of rock mass parameters based on evolutionary algorithm [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2000(8): 1-5. (in Chinese)
- [14] 朱合华,刘学增. 基于遗传算法的混合优化反分析及比较研究 [J]. 岩石力学与工程学报,2003,22(2):197-202.
Zhu H H, Liu X Z. Comparison study of mixed optimal methods based on genetic algorithm in back analysis [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(5): 751-757. (in Chinese)
- [15] 刘 杰,王 媛. 改进的遗传算法及其在渗流参数反演中的应用 [J]. 岩土力学,2003,24(2):237-241.
Liu J, Wang Y. Improved genetic algorithm in back analysis for seepage parameters of fissured rock masses [J]. Rock and Soil Mechanics, 2003, 24(2): 237-241. (in Chinese)
- [16] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.