

文章编号: 1000-7598-(2006) 增-0105-06

天然岩体渗透系数反演研究

高 玮^{1, 2}

(1, 武汉工业学院 土木工程系, 武汉 430023; 2, 中国科学院武汉岩土力学研究所, 武汉 430071)

摘 要: 天然岩体存在很多裂隙, 而水在这些裂隙中的渗流严重影响岩石工程的稳定性, 因此确定天然岩体渗透系数具有重大的实际意义。反演方法是确定岩体渗透系数的一种较理想的方法, 渗透系数反演可归结为一个复杂的非线性函数优化问题。由于采用传统优化技术存在不少问题, 而目前采用的全局优化算法—遗传算法也存在本质的问题, 因此, 提出仿生算法—免疫进化规划进行岩体渗透系数反演, 并用一个大坝坝基工程的算例证明了算法的有效性。结果表明, 其方法可以在仅知道水头的条件下, 得到接近实际的渗透系数值。

关 键 词: 渗透系数; 免疫进化规划; 反演

中图分类号: TV223.4 **文献标识码:** A

Back analysis of permeability coefficients for fractures of rock mass

GAO Wei^{1, 2}

(1. Department of Civil Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China; 2. Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China)

Abstract: There are many fractures in natural rock mass. The stability of rock engineering is severally affected by the seepage of water through these fractures. So, determination of the permeability coefficient of those fractures is very important. The back analysis is a suitable method to determine those parameters. But it is a complicated optimum problem of nonlinear function of back analysis of seepage parameters for rock mass. To solve this problem, there exist a lot of shortcomings to use traditional optimum methods, including genetic algorithm. So, a more suitable bionics algorithm, immunized evolutionary programming proposed by the author is used to solve this problem. At last, this new back analysis method is tested by a typical example. The results show that, the permeability coefficients by proposed algorithm are close to the real ones that can be gotten only through the known water head results.

Key words: permeability coefficient; immunized evolutionary programming; back analysis

1 引 言

天然岩体是一种典型的多相、多孔材料, 它一般是由固、液、气组成的三相多孔介质, 其中液态的水流对岩体的影响非常大。法国 Malpasset 拱坝的渗流溃坝事故使人们对渗流的影响有了一个更直观地认识。岩体的渗流特性主要受岩体裂隙的分布及各裂隙面的渗透性所控制, 渗流计算的可靠性主要取决于计算所依据的渗透系数, 因此合理确定岩体的渗透系数是岩体渗流计算的一项非常关键的任

务。目前确定岩体渗透参数最直接的方法为基于统计学及立方定律的野外测量法, 该法虽然简单易行, 但由于岩体中的裂隙分布复杂, 露头量测或根据钻孔资料量测的结果很难得到有代表性的裂隙参数, 而基于立方定律计算得到的渗透参数正比于水力隙宽的 3 次方, 这样裂口宽度的微小误差就会造成渗透参数较大误差, 因此该法计算结果粗糙, 代表性差, 很难满足工程实际需要。另外, 国内外学者还采用了多种试验方法来确定岩体的渗透参数, 但通过试验得到的渗透参数严格来说只能代表测井附近区域介质的渗流特性, 并且少量试验无法获得代表

收稿日期: 2006-10-28

基金项目: 湖北省教育厅重点科研项目 (No. D200618004), 地质灾害防治与地质环境保护国家专业实验室开放基金 (No. GZ2005-06)。

作者简介: 高玮, 男, 1971 年生, 博士, 教授, 主要从事岩土力学、仿生计算理论及其岩土工程应用的研究工作。E-mail: wgaowh@163.com

整个流场性质的参数,而大量试验则费用太高,耗时太多,在实践中不可行。可以说,目前还没有一种理论严密、准确、可靠、经济地确定岩体渗透系数的试验方法及解析方法。与其他岩土工程问题一样,采用基于实测数据进行岩体渗透系数反演是确定渗透系数的较理想的方法。基于此,大量学者进行了岩体渗透系数反演的研究^[1-7]。

参数反演一般可分成正反分析及逆反分析两大类^[8],逆反分析由于自身的一些问题,在实际工程中应用不多,而基于优化技术的正反分析法却得到了比较普遍的研究和应用。最初的优化反分析一般采用传统数学规划优化方法,如单纯形、梯度法、复合形等,但由于这些优化方法属于典型的局部搜索算法,基于它们的反演算法常存在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,优化过程数值稳定性差,特别是当待求参数数目增加时,计算效率成级数降低,甚至会导致搜索不收敛,这些缺点导致它们在参数较多且变化范围很大的岩土工程问题中往往难以奏效。为了克服其缺点,近年来很多学者竞相把进化算法、神经网络、模拟退火等这些性能良好的全局优化算法引入反分析研究中,提出了很多带有智能特点的反分析算法^[4-9]。这些智能化反分析算法解决了传统优化反分析方法存在的一些问题,但目前被引入渗透系数反分析研究中的仅有遗传算法。随研究深入,发现遗传算法用于反分析也存在一些难以解决的困难^[10]。由于岩土工程反分析的误差函数是一个复杂的非线性连续函数,采用二进制编码遗传算法时存在染色体的解、编码操作,此操作不但降低了算法的效率,而且会带来较大计算误差。为了解决这些问题,高玮等^[10, 11]提出一种更适合于复杂非线性连续函数优化的免疫进化规划算法,并把它应用于岩土工程参数反演研究中,获得了较好的结果。这里把这种算法引入渗透系数反演研究中,以期解决渗透系数反演的问题。另外,为了改善渗流反问题的计算适定性,笔者参考前人的成果,以渗透系数的比例因子为目标未知数,以达到减少待反演参数的目的。

2 岩体渗透系数反演的基本模型

岩体渗透系数在渗流分析中起着控制作用,因此,可通过实测水头资料来反求岩体的渗透系数。当岩体中存在 L 组不同裂隙时,由 Snow 理论,可得岩体的渗透张量为

$$k_{ij} = \sum_{l=1}^L k_{jl} (\delta_{ij} - n_l n_{lj}), \quad i=1,2,3, \quad j=1,2,3 \quad (1)$$

式中: k_{ij} 为岩体渗透张量; k_{jl} 为第 l 组裂隙的渗透系数; n_l 为裂隙面法向单位矢量; δ_{ij} 为狄拉克函数。

稳定渗流控制方程为,

$$(k_{ij} H_j)_i = 0, \quad i=1,2,3, \quad j=1,2,3 \quad (2)$$

将待分析区域根据岩体的水文地质特性和裂隙分布特征分为 NM 个分区,将 i 分区的任一组裂隙 l 的渗透系数表示为 k_{jl}^i , 满足下列约束条件:

$$k_{jl}^{id} < k_{jl}^i < k_{jl}^{iu}, \quad (i=1,2,\dots,NM; l=1,2,\dots,L) \quad (3)$$

式中: k_{jl}^i 为待反演确定的参数; k_{jl}^{iu} , k_{jl}^{id} 分别为参数的上下界,可根据工程经验以及压水试验成果等资料预估确定。

依据正反分析法建立参数反演模型,即以研究区域内若干已知坐标位置的测点水头实测值与计算值的误差为目标,用最小二乘准则建立目标函数如下:

$$E(k_{jl}^i) = \sum_{m=1}^M \omega_m^2 \left[\frac{H_m - H_m^{\text{obs}}}{H_m^{\text{obs}}} \right]^2 \quad (4)$$

式中: H_m 为第 m 测点的水头计算值; H_m^{obs} 为第 m 测点的水头实测值; M 为测点数; ω_m 为相应的权函数。以上所示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,从而可以避免在优化过程中因量纲问题引发的一些不合理现象,也便于判断算法收敛与否。至此,岩体渗透系数反问题即转化为典型的约束优化问题。

3 免疫进化规划

进化规划是 20 世纪 60 年代美国学者 Fogel L J 等为求解预测问题而提出的一种基于有限状态机的进化算法。到了 20 世纪 90 年代, Fogel D B 将其思想拓展到实数空间,使其成为一种能进行实值优化计算的通用方法^[12]。

作为另一种进化算法,进化规划同遗传算法的区别主要有:

(1) 个体表示。进化规划无编码,它直接采用个体的表现型进行,即以个体的实值表现型向量为处理对象。

(2) 变异算子。进化规划从整体角度出发来模拟生物的进化过程,它着眼于整个群体的进化,强

调物种的进化过程。从而, 其不再使用强调个体进化机制的交叉之类的算子。

(3) 选择算子。进化规划中, 选择操作采用一种随机 q 竞争的选择方式。其基本方法为先将父代和经过变异的子代合并到一起, 成为一个集合。对此集合中的每一个体, 从集合中再随机选取 q 个个体 ($q \geq 1$, 为一个选择运算的参数), 把该个体同相应取出的 q 个个体进行比较, 以 q 个个体中适合度比集合中的每一比较个体好的个体的数目作为其得分。选择集合中得分较大的一半作为子代群体。

由上可发现, 进化规划操作较简单, 只有一个变异操作, 同遗传算法相比, 它无需考虑如何选择概率参数等难题, 实际应用时非常方便。

由于进化规划中存在无法很好保持个体的多样性以及个体的进化不能很好适应环境的缺点。为了进一步提高计算效率, 满足工程需要。从人工免疫系统的研究出发, 提出一种新型仿生进化算法-免疫进化规划。

根据免疫系统的自调节原理, 将待求问题对应为抗原, 而问题的解对应为抗体, 在进化规划流程中加入浓度调节机制, 提出免疫进化规划算法, 其算法如图 1 所示。

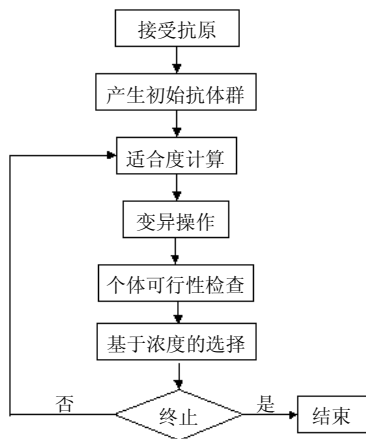


图 1 免疫进化规划流程图

Fig.1 Flow chart of immunized evolutionary programming

4 岩体渗透系数反演的仿生算法

4.1 个体(抗体)表示

一般进化算法的处理对象均为一个码串, 即染色体, 而免疫进化规划直接以待反演参数向量为染色体, 因此, 这里的染色体就是渗透系数向量。

4.2 初始群体生成

研究表明, 初始群体的分布性质严重影响整个

算法的收敛性能, 初始群体性质差, 不但会造成算法收敛速度慢, 而且会使算法不收敛。为了改善初始群体的性质, 本文采用把各待优化参数的取值范围分成群体总数个小区间, 再在各小区间中随机生成一个个体的方法产生初始群体。初始群体采用此种方式产生就能保证随机产生的各个体间有明显的差别, 使它们很均匀地分布在解空间上, 增强搜索收敛于全局最优解地可能。

4.3 适合度函数

适合度是进化算法的进化动力。适合度函数一般采用计算目标函数的变换, 目标函数采用前述最小二乘形式, 见式 (4)。从而, 适合度函数取为

$$F(i) = 1.0 / [1.0 + E(i)] \quad (5)$$

采用式 (5) 的适合度函数形式, 不但可以保持适合度非负的要求, 而且可以使较小的目标函数误差产生较大的适合度, 从而起到误差放大的作用, 使得各个体间维持很大的差异, 提高其竞争能力。

4.4 变异操作

免疫进化规划的变异操作采用一种自适应柯西变异方式进行, 其变异算子可表示为如下形式。

假设群体中某个体 $\mathbf{X} = (a_1, \dots, a_4)$, 经变异成为新个体 $\mathbf{X}' = (a'_1, \dots, a'_4)$, 则新个体的分量为

$$a'_i = a_i + \sigma_i TC_i(0, 1), \quad i=1 \sim 4 \quad (6)$$

其中

$$\sigma_i = \sqrt{\beta_i F(\mathbf{X}) + \gamma_i} \quad (i=1 \sim 4) \quad (7)$$

式中: σ_i 为参数的标准偏差; $TC_i(0, 1)$ 为对每个参数都重新取值柯西分布的随机变量; $F(\mathbf{X})$ 为个体的适合度; β_i 、 γ_i 为特定的参数, 为了保证标准偏差对适合度的适应性, 由经验确定取 $\beta_i = 1$, $\gamma_i = 0$; T 为自适应调整参数, 其表达式为,

$$T = \frac{T_0}{F_{\max} - F_{\text{avr}}} \quad (8)$$

式中 T_0 为初始参数, 为了保证自适应参数的合理性, 并得到最好的调整效果, 根据经验, 这里取值 2.5; $F_{\max}$ 、 F_{avr} 分别为当前代最大适合度及平均适合度。

4.5 选择操作

免疫进化规划中选择操作的具体做法为, 在个体 i 原随机 q 得分 $p(i) \cdot \text{scores}$ 的基础上加上基于浓

度和适合度的调整修正项

$$p'(i) \text{ scores} = p(i) \text{ scores} + \alpha C \left(1 - \frac{F(i)}{F_{\max}} \right) p(i) \text{ scores} + \beta \frac{F(i)}{F_{\max}} p(i) \text{ scores} \quad (9)$$

式中 α 、 β 为 0~1 间的可调参数, 为了平衡浓度调节与适合度调节, 这里推荐取参数的中间值, 即 $\alpha = \beta = 0.5$; C 为个体浓度, 定义为群体中具有最大适合度或近似最大适合度的个体数 t 与群体总数 N 的比值, 这里取

$$C = \frac{t(0.8F_{\max} \rightarrow F_{\max})}{N} \quad (10)$$

式 (10) 的分子部分代表群体中适合度为 0.8 倍最大适合度到最大适合度的个体的数目, 这里参考算法研究的结论及一些计算经验, 取近似最大适合度为 0.8 倍最大适合度; $F(i)$ 为第 i 个个体的适合度; $F_{\max}$ 为群体中个体的最大适合度。

5 算例分析

为了验证这种进化算法的实际反演效果, 采用文献[6]中给出的算例进行研究。设有某重力式大坝, 坝上下游水位分别为 20 m 和 5 m, 坝基岩体从下到上依次分为 3 个区域, 各区域的裂隙分布如图 2 所示。

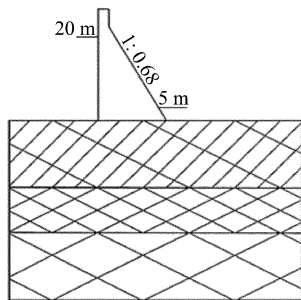


图 2 计算区域岩体裂隙分布
Fig.2 Fracture distribution of dam foundation

每个分区包含两组裂隙, 整个计算区域共 6 组裂隙。这里主要分析坝基岩体的渗流情况。反演前先假定坝基岩体各组裂隙的渗透系数, 并通过有限元分析来得到坝基岩体的水头分布, 然后以一部分节点的水头值为假想的实测资料来反求坝基岩体各组裂隙结构面的渗透系数。图 3 为坝基岩体计算区域网格划分的情况, 其单元尺寸为 6 m×6m, 图中圆黑点所示节点位置为假想水头实测点。根据上述水头实测值来反演坝基岩体的渗透系数。由于这里反演所依据的“实测资料”仅为水头值, 因此, 只能对每组裂隙渗透系数的相对值进行反演研究。

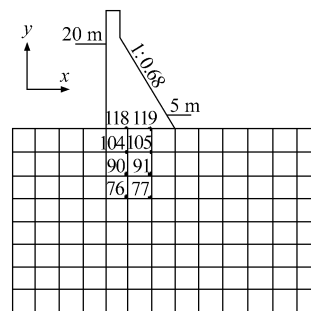


图 3 坝基岩体计算区域有限元网络剖分
Fig.3 FEM meshes of dam foundation

计算前先给出坝基岩体各组裂隙的产状信息、渗透系数计算值及反演区域的可能上下限, 它们的取值见表 1。

表 1 岩体各组裂隙的产状信息及其渗透系数
Table 1 Information of rock fractures in dam foundation

分区号 j	裂隙 组号 l	相对渗透 系数真值 k_{fl}^I	渗透系 数上限 k_{fl}^u	渗透系 数下限 k_{fl}^d	法向夹 角 θ_x /(°)	法向夹 角 θ_y /(°)
I	1	1.0	1.0	1.0	60	30
	2	5.0	10.0	1.0	120	30
II	1	10.0	20.0	5.0	60	30
	2	10.0	20.0	5.0	120	30
III	1	30.0	60.0	15.0	60	30
	2	100.0	200.0	50.0	135	45

为了计算方便, 这里假定分区 I 的第 1 组裂隙渗透系数真值为 1.0, 表 1 给出的其他 5 组裂隙的渗透系数值实际为相对于该组裂隙渗透系数的比例因子。依据表 1 给出的参数值进行有限元正分析可得坝基岩体计算域各节点的水头值, 其中各假想“测点”处的水头值见表 2。

表 2 测点的计算水头值
Table 2 Water head for measured points

测点号	水头值 /m	测点号	水头值 /m
118	14.366 70	91	8.353 276
119	10.441 95	76	9.304 652
104	11.912 56	77	7.811 857
105	8.635 753	62	9.973 527
90	10.326 50	63	8.840 833

这里, 以 5 组裂隙渗透系数的比例因子而不是所有裂隙组的渗透系数相对值为待反演的参数, 从而可以使待反演的参数数目减少为 5 个, 这可在一定程度上改善反问题的适定性。设 $\mathbf{X} = (k_{f2}^1, k_{f1}^2, k_{f2}^2, k_{f1}^3, k_{f2}^3)^T$, 以上 $\mathbf{X}$ 作为待反演的参数向量, 把上述各已知条件代入进化反分析程序进行计算, 得到的反演结果见表 3。

表 3 各种反演算法的结果比较表
Table 3 Results of some inverse methods

反演参数	k_{f2}^1	k_{f1}^2	k_{f2}^2	k_{f1}^3	k_{f2}^3
真值	5.0	10.0	10.0	30.0	100.0
单纯形法 ₁	4.990 75	10.009 6	10.011 6	29.954 1	99.950 8
单纯形法 ₂	5.042 33	10.948 9	11.019	32.837 9	109.448
单纯形法 ₃	5.141 96	15.073 4	15.446 9	45.183 6	150.593
遗传算法	5.007 84	10.088 4	10.001 2	30.020 2	100.17
免疫进化规划	5.000 54	10.007 8	9.993 35	30.015 4	99.998 4

为了进行比较,表中同时给出了文献中遗传算法反演结果及单纯形法的反演结果,为了验证单纯形法的初值依赖性,单纯形法反演时共取了3组初值进行计算,其取值见表4。

表 4 单纯形法的初始值
Table 4 Initial values in simplex method

初始值	k_{f2}^1	k_{f1}^2	k_{f2}^2	k_{f1}^3	k_{f2}^3
单纯形法1(误差5%)	5.25	10.5	10.5	31.5	105.0
单纯形法2(误差10%)	5.5	11.0	11.0	33.0	110.0
单纯形法3(误差50%)	7.5	15.0	15.0	45.0	150.0

由表3可见,单纯形方法的反演结果严重依赖于参数初值,只有初值给的比较准确,反演结果才效果好,如在初值1条件下,反演结果同真值差距很小,而初值3条件下,反演结果同真值有较大差异。比较两种进化算法,可以发现它们均能得到较好的反演结果,但显然本文算法计算精度更高。而且,采取的进化反演方法时,反不需要事先人为给定初值,可以在较大的参数变化区间内搜索到全局最优值,其反演解的可靠性更高。又由计算得到,本文算法的计算效率比遗传算法反演可提高2~3倍,由于篇幅限制,关于两者的比较研究将另文专述。尽管遗传算法反演也能得到较好的结果,但比较免疫进化规划,其精度要差一些,而且实际计算效率较低。事实上,在岩体渗流分析的工程实践中,一般均无法事先给出岩体渗透系数较理想的参数初值,采用传统的优化方法反演确定渗透系数比较困难,而采用进化反演方法解决此类问题更加有效可靠。

5 结 语

同岩土工程传统参数反演问题一样,岩体渗透系数的反演也是一个高度复杂的非线性函数优化问题,对此采用传统的优化方法,存在反演结果严重依赖于参数初值、搜索易陷入局部最优点等缺陷,

尤其是在参数先验信息不充分、不准确的情况下,反演结果更不可靠。而采用进化优化类算法进行反演,能够很好地克服这个困难,是一条可行之路。目前一般常用遗传算法进行此类研究,而由于遗传算法本身存在的问题使岩体渗透系数反演问题的解决并不能完全令人满意,本文采用另一种更适合此类问题的进化算法—免疫进化规划进行研究。结果表明,免疫进化规划不但能解决传统优化反演的问题,而且反演精度及效率更佳,是一种进行岩体渗透系数反演的较理想方法,值得进一步研究并在工程应用中推广。

参 考 文 献

- [1] Dennis M, Townly, L R. A reassessment of the groundwater inverse problem[J]. **Water Resources Research**, 1996, 32(5): 1 131—1 161.
- [2] Sun N Z, Yeh W G. Identification of parameter structure in groundwater inverse problem[J]. **Water Resources Research**, 1985, 21(6): 869—883.
- [3] Cheng J M, Yeh W G. A proposed quasi Newton method for parameter identification in a flow and transport system[J]. **Advances in Water Resources Research**, 1992, 15(4): 239—250.
- [4] Morshed J, Kaluarachchi J J. Parameter estimation using artificial neural network and genetic algorithm for free-product migration and recovery[J]. **Water Resources Research**, 1998, 34(5): 1 101—1 113.
- [5] Davey M. An inverse technique for developing models for flow in fracture systems using simulated annealing[J]. **Water Resources Research**, 1993, 29(11): 3 775—3 789.
- [6] 刘杰, 王媛, 杨建贵. 采用加速遗传算法反演裂隙岩体渗流参数[J]. **水利学报**, 2003, (2): 55—60.
LIU Jie, WANG Yuan, YANG Jian-gui. Back analysis of seepage parameters for fractured rock mass using accelerated genetic algorithm[J]. **Journal of Hydraulic Engineering**, 2003, (2): 55—60.
- [7] 王锦国, 李伟, 周志芳, 等. 裂隙岩体渗透性参数的进化反演方法及其应用[J]. **水电能源科学**, 2002, 20(2): 33—35.
WANG Jin-guo, LI Wei, ZHOU Zhi-fang, et al. Back analysis for seepage parameters of fissured rock based on evolutionary algorithm and its application[J]. **International Journal of Hydroelectric Energy**, 2002, 20(2): 33—35.
- [8] 高玮, 郑颖人. 岩土力学反分析及其集成智能研究[J].

- 岩土力学, 2001, 22(1): 114—116.
- GAO Wei, ZHENG Ying-ren. Back analysis of geomechanics and its intelligent study[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2001, 22(1): 114—116.
- [9] 高玮, 郑颖人. 岩体参数的进化反演[J]. 水利学报, 2000, (8): 1—5.
- GAO Wei, ZHENG Ying-ren. Back analysis rock mass parameters based on evolutionary algorithm[J]. **Journal of Hydraulic Engineering**, 2000, (82): 1—5.
- [10] 高玮, 郑颖人. 一种新的岩土工程进化反分析算法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 192—196.
- GAO Wei, ZHENG Ying-ren. A new evolutionary back analysis method in geotechnical engineering[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2003, 22(2): 192—196.
- [11] 高玮, 郑颖人. 地下工程围岩参数反演的仿生算法及其工程应用研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(s2): 2 521—2 526.
- GAO Wei, ZHENG Ying-ren. A bionics algorithm for parameter identification in underground engineering and its application[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2002, 21(s2): 2 521—2 526.
- [12] Fogel D B, Chellapilla K. Revisiting evolutionary programming[A]. **Proc. of Applications and Science of Computational Intelligence**[C]: New York: IEEE Press, 1998.