

遗传算法和高斯牛顿法联合反演地下水渗流模型参数

姚磊华

(中国地质大学 工程技术学院, 北京 100083)

摘要: 充分利用遗传算法善于进行全局搜索和高斯牛顿法善于进行局部搜索的优点, 克服了两种方法各自的不足, 用改进的遗传算法和高斯牛顿法联合反演地下水数值模型参数, 首先用遗传算法求出地下水模型参数的初值, 然后利用这组初值用高斯牛顿法进行数值模型参数的反演, 并以非均质各向同性承压二维非稳定流动模型, 结合有限元法讨论了用遗传算法和高斯牛顿法联合反演地下水数值模型参数的过程。计算结果表明, 联合参数反演方法, 具有收敛速度快、解的精度高的特点。

关键词: 遗传算法; 高斯牛顿法; 反演; 地下水数值模型; 参数

中图分类号: TU 473.12

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 4548(2005)08 - 0885 - 06

作者简介: 姚磊华(1964 -), 男, 博士, 教授, 主要从事地质工程和岩土工程的教学和研究。

Parameters identification of groundwater flow model with genetic algorithm and Gauss-Newton Method

YAO Lei-hua

(School of Engineering Technology, China University of Geosciences, Beijing 100083, China)

Abstract: With genetic algorithm (GA) regard to nonlinear optimization problems, has a good capability of searching in the whole solving space. But in the part of solving space, GA has a low capability of searching and gives a low precision of solution. As for Gauss-Newton Method (GNM) nonlinear optimization problems, has inverse characters opposite from GA. The strongpoint of GA and GNM were full used in parameters identification of ground water flow numerical model. At first, GA solved the initial values of parameter. Then, the parameters were identified by GNM with the initial values of parameter. A 2-Dimensional unsteady flows in an inhomogeneous, isotropic confined aquifer for an ideal model was employed, and the application of GA and GNM to inverse problems of hydrogeology parameters with finite element method was discussed. It is shown by the calculated results that the algorithm has several main functions, such as expediting constringency, and improving precision.

Key words: genetic algorithm; Gauss-Newton Method; united inversing method; groundwater flow numerical model; parameters

0 引 言

按求参使用的判别原则将反演方法分为两类, 直接解法和间接解法。直接解法是从联系水头和水文地质参数的偏微分方程或其离散形式出发, 把水头的实际观测值作为已知数, 把水文地质参数作为待求的未知数, 直接来解。间接解法利用正问题的解是适定的这一重要性质, 把解逆问题化为解一系列的正问题。其基本思想是先假设一组水文地质参数作为初值, 用数值法计算水头。求出水头的计算值和实测值之间的误差, 不断修改水文地质参数, 反复计算水头, 直到水头的计算值和实测值很好拟合时为止。此时的水文地质参数值就是所求的水文地质参数值。

地下水参数反演方法很多, William W-G Yeh 在

1987 年综述了十余种直接参数反演方法和二十余种间接参数反演方法^[2]。用于识别水文地质参数的最优化方法主要有: 最速下降法、逐个修正法、Gauss-Newton 法、Powell 方法、单纯形法、线性规划法、二次规划法、拟线性化方法和罚函数法等。传统的最优化方法, 如最速下降法、高斯牛顿类方法等在反演地下水流模型参数, 即参数识别时存在的主要缺点是: ①方法本身所获得的解是局部最优解而不是全局最优解; ②由于水头没有明显表达式, 计算水头关于参数的一阶偏导数有一定困难; ③如果参数初值设置不当, 可能得不到问题得真实解, 因而很难在实际中应用。但高斯牛顿类方法的最大优点在于求解局部

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40372110)

收稿日期: 2004 - 10 - 08

最优解时,只要参数初值选择适当,收敛速度非常快,收敛精度非常高。

20世纪80年代后期发展起来的遗传算法^[5,10,11,12]是一类借鉴生物自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法。由于方法本身具有很强的鲁棒性和并行处理功能,因而特别适用于传统最优化方法难以解决的全局极小和多参数非线性问题。从理论上讲,遗传算法是识别含水层参数的一种有效方法^[4]。然而,遗传算法在应用过程中,也暴露出了许多缺点。人们早就发现遗传算法在解决某些问题时速度很慢,而且,遗传算法对编码方案的依赖性很强。另外,一些学者也对遗传算法理论上存在的一些问题进行了质疑。这些问题可以归结为:上位效应,编码方案,早熟收敛。为了解决这些问题,一些研究者对GA的基本理论进行了深入的研究,提出了很多改进GA性能的方案^[6-9]。但是地下水反演问题是一个比较复杂的问题,即使采用综合改进的遗传算法其收敛速度随着进化代数的增加而逐渐减小,要收敛到较高的精度是非常困难的,而且非常耗费时间。

本文充分利用遗传算法善于进行全局搜索和高斯牛顿法善于进行局部搜索的优点,克服了两种方法各自的不足,用改进的遗传算法和高斯牛顿法联合反演地下水数值模型参数,首先用遗传算法求出地下水模型参数的初值,然后利用这组初值用高斯牛顿法进行数值模型参数的反演,并以非均质各向同性承压二维非稳定流动为理想模型,结合有限元法讨论了用遗传算法和高斯牛顿法联合反演地下水数值模型参数的过程。提出了一种实用的地下水参数的联合反演方法。

1 优化问题的提法

用遗传算法和高斯牛顿法反演水文地质参数,首先要构造优化问题。虽然遗传算法不用求导数,可用含有绝对值的表达式来表示误差函数,但高斯牛顿法涉及函数的导数,为了统一起见,设区域有 m 个观测值,则构造目标误差函数为

$$E(p_1, p_2, \dots, p_n) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [H_i(p_1, p_2, \dots, p_n) - H_i^0]^2, \quad (1)$$

其中 H_i^0 为实测水位值, $H_i(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 为计算值。 H_i^0 和 H_i 具有相同的时间和坐标点, p_1, p_2, \dots, p_n 为参数, m 为观测值的个数, n 为参数的个数。为方便记 $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$ 。

模型选定之后,通过改变参数使目标函数达到最小值。那么问题(1)在约束条件下可写为优化问题(2)。

$$\begin{cases} \min E(p_1, p_2, \dots, p_n) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [H_i(p_1, p_2, \dots, p_n) - H_i^0]^2 \\ p_i^a \leq p_i \leq p_i^b \quad (i=1, 2, \dots, n), \end{cases} \quad (2)$$

其中 p_i^a 和 p_i^b 分别为参数 p_i ($i=1, 2, \dots, n$)的取值下限和上限。

2 改进的遗传算法

2.1 十进制遗传算法

十进制遗传算法在文献[8]中有详细的叙述,此处省略。其主要过程有①解的结构表示;②初始化过程;③评价函数的设置;④选择过程;⑤交叉操作;⑥变异操作。在2.3、2.4、2.5中主要叙述改进的遗传算法操作。

2.2 优体克隆操作

优体克隆操作实际上就是把每一代的最优染色体无条件地复制到下一代中去,优体克隆操作可以保证遗传算法收敛到全局最优解。同时保证了在进化的过程中目标函数是不断得到优化,而不会出现返祖现象。这种操作由De Jong(1975)提出的,我们一般采用选择前保留最优个体的遗传算法,这样操作起来更方便,以下将此种算法简称为优体克隆遗传算法。其算法比较简单就是对每一代计算所有染色体的评价函数,保留当前最优染色体,并克隆到下一代。

2.3 子体优生操作

子体优生操作是上一代最优染色体在种群中按一定的概率产生子体。产生子体时,以最优染色体为均值,以最优染色体的 n 倍为方差,按正态分布随机产生子体。这种操作是本研究首次提出的,把子体优生分为两种优生状态。

(1) 大变异子体优生操作

假设种群数为Pop_Size,染色体中参数的个数为Nvars,大变异子体在种群中的概率为 P_1 (一般取0.1)则有算法如下:

```
首先记录上一代最优染色体 V(Pop_Size,
J)=VBEST(J), J=1,...,Nvars;
循环(I=1, Pop_Size-1);
{A=RANDOM();
判断(A<P1)成立;
{循环(J=1, Nvars);
{V(I, J)=NN(VBEST(J), nVBEST(J));
检验 V(I, J)是否在初始可行域, 如果
不是重新执行上一语句;
```

其中RANDOM()是随机数发生器,V(I,J)为种群,I为染色体序号(I=1,2,...,Pop_Size),J为染色体中的元

素(参数)序号($J=1,2,\dots,Nvars$), $V_{BEST}(J)$ 为最优染色体, 这里 $n=0.1$, $NN(V_{BEST}(J), nV_{BEST}(J))$ 为产生以 $V_{BEST}(J)$ 为均值, $nV_{BEST}(J)$ 为方差的正态分布随机数发生器。

(2) 小变异子体优生操作

除正态分布的方差外, 其算法和上一操作相同, n 视求解的精度而定, 如果精度高, n 就取的小一些, 如果精度低, n 就取的大一些。在如下例题中 $n=0.001$ 。

2.4 多代调环操作

多代调环操作是种群经过多代的遗传之后, 调整生存环境, 以便生成优秀的个体。调环操作的方法有很多种, Schraudolph 和 Belew^[7]提出的“动态参数编码”, 即动态地改变每个参数可用范围的大小。石琳珂提出了真值邻域的概念^[9], 然后进行参数搜索范围压缩。多代调环操作只有当种群有一定收敛的时候才可以用, 但这个问题有时很难判断, 特别是当目标函数有很多极值点时很容易使参数的搜索区域陷入误区, 而不可能使种群收敛到全局最优解。当然这个操作最大的优点是如果调整后的环境在真值的邻域内, 种群中的优秀个体会非常接近真值, 精度会达到非常之高。

在本文中采用的调环方法是, 每隔 10 代将环境调整为 $(0.5V_{BEST}, 1.5V_{BEST})$ 在调整时注意上下限必须在初始可行域中。具体算法如下:

循环($J=1,Nvars$);

{ $Xa(J)=0.5V_{BEST}(J)$;

$Xb(J)=1.5V_{BEST}(J)$;

检验 $Xa(J)$ 和 $Xb(J)$ 是否在初始可行域, 如果不是调整到界限即可;

$Xa(J)$ 和 $Xb(J)$ 分别是第 J 个参数取值的上下限, 上下限确定后可以用随机的方法生成新的初始化群体。这种移动调环方法因参数生成的上下限可以移动。

这种综合改进的遗传算法可以很方便地应用于地下水流模型的参数反演, 当问题比较简单时, 可以直接求出比较好的参数反演结果。而当问题比较复杂时, 求解效率比较低, 求解精度也较低, 需要和高斯牛顿法配合使用, 可取得满意得结果。

3 渗流反演问题高斯牛顿法

3.1 方法介绍

设首先选定参数初值

$$P = [p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0] \quad (3)$$

则通过计算可以得出相应的 $H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0)$ 。

取

$$p_k = p_k^0 + \Delta p_k \quad (k=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

用矩阵表示为

$$P = P^0 + \Delta P \quad (5)$$

对 $H_i(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 进行一次 Taylor 展开, 则有:

$$H_i(p_1, p_2, \dots, p_n) = H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0) + \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \right)_{P=(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0)} \Delta p_k \quad (6)$$

为了求得误差函数 E 的极小值, 按照极值的必要条件, 应有如下线性方程组成立:

$$\frac{\partial E}{\partial p_j} = 0 \quad (j=1,2,\dots,n) \quad (7)$$

将式 (5) 代入上式得

$$\sum_{i=1}^m [H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0) + \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \right)_{P=(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0)} \Delta p_k - H_i^0] \frac{\partial H_i}{\partial p_j} = 0 \quad (j=1,2,\dots,n) \quad (8)$$

整理式 (7), 得

$$\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n \left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \frac{\partial H_i}{\partial p_j} \right)_{P=(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0)} \Delta p_k = \sum_{i=1}^m [H_i^0 - H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_n^0)] \frac{\partial H_i}{\partial p_j} \quad (9)$$

上式是一个线性方程组, 可以用求解一般线性方程组的方法求解 $\Delta p_k (k=1,2,\dots,n)$, 亦可用广义逆方法求解。求出 $\Delta p_k (k=1,2,\dots,n)$ 后, 可按式 (3) 修正参数 p_k 。然后采用迭代法将修正后的 p_k 作为初值 p_k^0 , 重复上述求解过程, 直到逼近最佳参数为止。

3.2 灵敏度系数的计算

$\left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \right)_{P=p^0}$ 通常称为灵敏度系数, 李竞生等曾对

灵敏度系数的求解方法进行专门的比较讨论。灵敏度系数的计算一般有 3 种方法: 影响系数法、灵敏度方程法和变分法。后两种方法适合个别参数变量, 现仅对第一种方法简述如下:

影响系数法是计算灵敏度系数最简单的方法, 它利用扰动原理和差分格式进行计算, 其向前差分格式为

$$\left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \right)_{P=p^0} = \frac{H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0 + \Delta p_j, \dots, p_n^0) - H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0, \dots, p_n^0)}{\Delta p_j}$$

$H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0, \dots, p_n^0)$ 和 $H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0 + \Delta p_j, \dots, p_n^0)$ 都可通过求解地下水有限元方程得出, 关键的问题是 Δp_j 的选择, 太大或太小均不合适, Bard(1974)建议

$\Delta p_j = \alpha p_j$, $10^{-5} \leq \alpha \leq 10^{-2}$, 为了提高精度本文采用中心差分方法来近似计算灵敏度系数, 其格式为

$$\left(\frac{\partial H_i}{\partial p_k} \right)_{P=p^0} = \frac{H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0 + \Delta p_j, \dots, p_n^0) - H_i(p_1^0, p_2^0, \dots, p_j^0 - \Delta p_j, \dots, p_n^0)}{2\Delta p_j} \quad (10)$$

笔者认为 $\alpha = 0.001$ 是比较合适的。在计算时取 $\alpha = 0.001$ 。

4 改进的遗传算法和高斯牛顿法联合反演模型参数

联合的反演方法吸收了两种方法的优点，同时克服了两种方法各自的不足，是一种比较理想的反演方法，同时这种方法可以推广到非线性优化问题的求解过程之中。下面简要介绍其主要步骤：

(1) 首先用改进的遗传算法反演出全局近似的最优解。

(2) 用 (1) 的结果作为高斯牛顿法的初值，进行参数反演。只要 (1) 的结果比较好，采用高斯牛顿法可以出精度很高的解。

现在重要的是如何选取 (1) 的结果作为 (2) 的初值，一般采取误差限制的方法或者采用遗传代数限制的方法。在用遗传算法反演一定的误差或者代数之后，取其结果作为参数初值运行高斯牛顿法，如果高斯牛顿法收敛，则结束全部反演工作。如果发散则继续运行遗传算法经过一定的代数后重复上述过程，一般情况下可以得到非常满意的答案。

5 二维承压水参数反演算例

为了说明本文所提出方法的有效性，我们选择一个非均质各向同性承压含水层中的二维非稳定流动作为理想模型进行计算。我们先假定该模型的初始条件和边界条件以及分区参数等为已知，这样就可以用有限单元法计算出若干个假定的观测点的水头，然后将这些水头视为“观测水头”，再利用本文提出的联合反演方法进行参数反演，考查反演参数的结果能否返回到“真值”。

假设承压含水层区域为一边长为 a 的正方形（见图2），东西边界为定水头边界，水头为 H_1 ，南北边界为隔水边界，区域中心有一口抽水井以流量 Q 抽水，承压含水层的导水系数为 T ，非稳定流定解问题如下：

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x}(T \frac{\partial H}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y}(T \frac{\partial H}{\partial y}) - Q\delta(x-x_0, y-y_0) = S \frac{\partial H}{\partial t} \\ (x, y) \in G, t > 0 \end{cases}, \quad (11)$$

$$H(x, y, 0) = H_1, \quad (12)$$

$$H(x, y, t)|_{AD} = H(x, y, t)|_{BC} = H_1, \quad (13)$$

$$\frac{\partial H}{\partial n}|_{DC} = \frac{\partial H}{\partial n}|_{AB} = 0, \quad (14)$$

其中 (x_0, y_0) 为抽水井的坐标，在计算时，正方形的边长 a 为 1200 m，边界 AB 和 DC 为隔水边界， AD 和 BC 为定水头边界， $H_1 = 100$ m。有限元剖分见图1，

剖分三角形单元数为 312 个，节点数为 181 个，其中内部节点数为 133 个，一类边界节点数为 26 个，二类边界节点数为 22 个。计算时分为三个参数分区，见图2，在区域中心 P_1 点设置一抽水孔，抽水流量 $Q = 10000 \text{ m}^3/\text{d}$ ，导水系数 T 的单位为 m^2/d ，贮水系数 S 为无量纲变量，各参数分区的参数见表1， H 的单位为 m，含水层的顶底板高程分别为 50 m 和 0 m，含水层厚度 M 为 50 m，在三个参数分区分别设置一个观测孔 OBS1，OBS2，OBS3，其位置见图2，用有限元法计算的水位观测值见表2。现根据水位观测值反演水文地质参数。

采用前述的改进遗传算法进行反演计算，计算时的参数分别为：导水系数的初始取值区间为 $(0, 5000.0) \text{ m}^2/\text{d}$ ，贮水系数 S 的初始取值区间为 $(0, 0.1)$ ，遗传代数 $\text{Num_Gen} = 1000$ ，种群数 $\text{Pop_Size} = 50$ ，交叉概率 $P_c = 0.8$ ，变异概率 $P_m = 0.2$ ，评价函数中的 $\alpha = 0.05$ 。计算结果见表3。

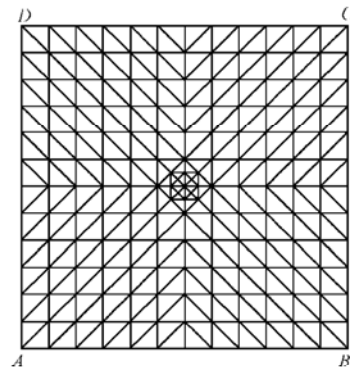
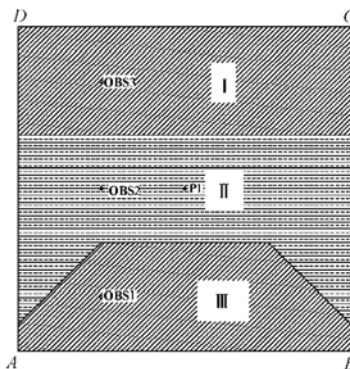


图1 地下水水流模型有限元剖分图

Fig. 1 FEM mesh of groundwater flow model



共3个区，P1为抽水孔，OBS1、OBS2、OBS3为观测孔

图2 模型参数分区图

Fig. 2 Parameter sub-region of groundwater flow model

表1 模型各分区参数表

Table 1 Parameter values of three subregions

分区	$T/(\text{m}^2 \cdot \text{d}^{-1})$	S
I	50.00	0.0001
II	250.00	0.0002
III	500.00	0.0005

在计算的过程中，选取遗传算法100代的计算结果作为高斯牛顿法的初值进行计算，如果第1个100代计算结果做初值，高斯牛顿法不收敛，那么继续运行遗

传算法, 用第2个100代的计算结果作为高斯牛顿法的初值进行计算, 如果高斯牛顿法不收敛, 那么继续运行遗传算法, ..., 一般情况下遗传算法100代或200代的计算结果作为高斯牛顿法的初值就能使目标误差函数值迅速减小, 达到非常高的精度, 此时各参数已和“真值”相同。算例中采用遗传算法100代的结果作为高斯牛顿法的初值计算结果见表4。当迭代到第9次时, 目标误差函数已经达到 10^{-26} 的精度, 这个精度已和系统误差带来的精度非常接近(10^{-27}), 所有的参数和其真值已“完全”相同, 此时就可以结束计算。只是为了进行比较, 把遗传算法的计算进行到1000代, 由表3可见, 综合改进的遗传算法到1000代时, 其精度比较高, 但和联合解法比起来其精度还有差距。计算时采用的计算机CPU为P4-1.5G Hz, 内存为256 M, 程序设计采用DELPHI, 遗传算法计算时每代所用时间为2.73 s, 高斯牛顿法每次迭代所用时间为0.7 s。从时间上来说这种联合的解法比单纯的用遗传算法节约大量的时间; 从精度来说比单纯的遗传算法(即使是进行改进过的遗传算法)要高出很多。而和单纯的高斯牛顿法相比初值的选择更具理性, 避免了盲目性。

6 结 论

(1) 遗传算法善于进行全局搜索, 高斯牛顿法善于进行局部搜索, 将两种方法联合应用于二维地下水流模型参数反演, 是一种非常完美的结合, 发挥了两种方法各自的优点, 同时克服了各自的弊端。应用于水文地质参数反演是不仅可行, 而且实用有效。

(2) 本文列举的二维地下水渗流参数反演问题例子只是作者进行的很多试验中的一个, 多次试验表明,

本文提出的联合求解方法可以用来进行复杂的地下水反演问题求解, 程序实现比较简单, 便于在实际问题中推广。

(3) 联合的求解方法不仅适应于地下水反演问题, 而且可以推广到许多非线性最优化问题的求解过程。

表 2 观测孔水位观测资料表

Table 2 Head information of water for every observational point

时间 /d	OBS1孔水位 /m	OBS2孔水位 /m	OBS3孔水位 /m
0.100	98.907673	87.392660	98.558747
0.200	97.837950	84.399246	97.062881
0.300	97.075716	83.048608	95.978483
0.400	96.578115	82.302888	95.265446
0.500	96.262459	81.859883	94.810322
0.600	96.064267	81.588792	94.522814
0.700	95.940295	81.420856	94.341963
0.800	95.862851	81.316291	94.228440
0.900	95.814489	81.251045	94.157265
1.000	95.784290	81.210298	94.112676
2.000	95.741214	81.152125	94.048774
3.000	95.735067	81.143817	94.039627
4.000	95.734190	81.142630	94.038319
5.000	95.734064	81.142461	94.038132
6.000	95.734047	81.142437	94.038106
7.000	95.734044	81.142433	94.038102
8.000	95.734044	81.142433	94.038101
9.000	95.734044	81.142433	94.038101
10.000	95.734044	81.142433	94.038101

表 3 综合改进遗传算法反演结果表

Table 3 Parameters identification result of improved genetic algorithm

代数	目标误差函数	$T_1/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_2/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_3/(m^2 \cdot d^{-1})$	S_1	S_2	S_3
1	3.280544E+01	2602.633969	140.851847	1094.599760	0.03774061	0.01466023	0.08925532
10	5.803220E+00	284.065170	142.656721	927.005397	0.00001000	0.00089489	0.00002129
50	7.197159E-02	54.653419	241.179929	584.931240	0.00002258	0.00039638	0.00001003
100	4.999967E-02	54.529673	242.906185	565.103213	0.00005301	0.00035996	0.00001262
200	3.976427E-02	49.080521	244.481751	573.248945	0.00008510	0.00032591	0.00001925
300	3.878031E-02	50.072136	244.471099	571.082865	0.00008754	0.00032316	0.00002576
400	3.739635E-02	49.964004	244.586906	568.172721	0.00008889	0.00031879	0.00003459
500	3.610434E-02	50.423185	244.532337	566.224191	0.00008727	0.00031790	0.00004318
600	3.241212E-02	49.903156	245.276954	561.876296	0.00008778	0.00030988	0.00006842
700	2.131721E-02	48.919432	246.873990	546.100028	0.00009180	0.00028804	0.00015477
800	2.321874E-03	50.297265	248.672160	516.209683	0.00009464	0.00023070	0.00039350
900	2.179128E-05	49.916504	249.786925	502.528098	0.00009883	0.00020318	0.00049425
1000	1.581439E-07	50.009117	249.989833	500.062563	0.00009995	0.00020028	0.00049935

表4 反演参数和真值比较表

Table 4 Comparison of "real parameters" and identification parameters of improved genetic algorithm

参数	$T_1/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_2/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_3/(m^2 \cdot d^{-1})$	S_1	S_2	S_3
真值	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000
反演值	50.009117	249.989833	500.062563	0.00009995	0.00020028	0.00049935
绝对误差	0.0091170	0.01016700	0.06256300	0.00000005	0.00000028	0.00000065
相对误差/%	0.0182340	0.00406700	0.01251300	0.05000000	0.14000000	0.13000000

表5 高斯牛顿法计算结果表

Table 5 Parameters identification result of Gauss-Newton Method

迭代次数	目标误差函数	$T_1/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_2/(m^2 \cdot d^{-1})$	$T_3/(m^2 \cdot d^{-1})$	S_1	S_2	S_3
1	5.000060E-02	54.529675	242.906185	565.103200	0.00005301	0.00035996	0.00001262
2	2.167630E-03	50.688050	248.489545	522.263850	0.00010332	0.00020052	0.00043413
3	1.113100E-06	49.962115	249.984405	500.055000	0.00010000	0.00019962	0.00050169
4	9.276770E-11	49.999843	250.000240	500.001150	0.00010000	0.00020000	0.00049999
5	3.138350E-14	49.999999	249.999995	499.999995	0.00010000	0.00020000	0.00050000
6	8.250870E-18	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000
7	3.054520E-21	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000
8	5.722260E-25	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000
9	4.190960E-26	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000
10	3.334240E-25	50.000000	250.000000	500.000000	0.00010000	0.00020000	0.00050000

参考文献:

- [1] Neuman S P. Calibration of distributed parameter groundwater flow models viewed as a multiple-objective decision process under uncertainty[J]. *Water Resources Research*, 1973, 9(4):1006 - 1021.
- [2] Robert Willis, William W G. *Groundwater Systems Planning & Management*[M]. Prentice-Hall, Inc. 1987.
- [3] Jingsheng Li, Derek Elsworth. A modified Gauss-Newton method for aquifer parameter identification[J]. *Ground Water*, 1995, 33(4): 662 - 668.
- [4] K EI Harrowni, D Ouazar, Cheng A H D. Boundary and parameter identification using genetic algorithms and boundary element method[A]. *Proc Of Computer Method and Water Resources 111*[C]. Computational Mechanics publications. 1996, 487 - 496.
- [5] Michalewicz Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*[M]. Springer -Verlag Berlin Heidelberg, 1996.
- [6] De Jong K A. *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive System*[D]. Univ of Mich Press, 1975.
- [7] Schraudolph N, Belew R. *Dynamic parameter encoding for genetic algorithms*[R]. University of San Diego, 1993.
- [8] 李竞生, 姚磊华. 十进制遗传算法在水文地质参数识别中的应用[J]. *煤炭学报*, 2001, (4).341 - 345.
- [9] 石琳珂. 地球物理遗传反演方法研究[D]. 中国地质大学, 1996.
- [10] 刘宝碇, 赵瑞清. *随机规划与模糊规划*[M]. 北京:清华大学出版社, 1998.
- [11] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 王东生. *遗传算法及其应用*[M]. 北京:人民邮电出版社, 1996.
- [12] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. *演化计算*[M]. 北京:清华大学出版社, 北京:1998.