

文章编号 :1004-4574(2004)05- 0026- 06

# 单一重现期非线性暴雨强度模型参数的确定

## ——新型混合加速遗传算法的构建与应用

任伯帜<sup>1,2</sup>,龙腾锐<sup>2</sup>,王华军<sup>2</sup>

(1. 湖南科技大学土木工程学院,湖南 湘潭 411201; 2. 重庆大学城市建设与环境工程学院,重庆 400045)

**摘要:**对浮点编码遗传算法进行了改进,并嵌入 Powell 方向加速局部搜索算法与加速循环操作,从而构建了新型混合加速遗传算法。确定单一重现期的非线性暴雨强度模型参数的应用实例表明,该方法兼顾了改进浮点编码遗传算法和 Powell 算法的优点,是一种既可以较大概率、快速地搜索全局近似最优解,又能进行局部细微搜索的出色的非线性优化方法。该法在其它工程问题的非线性模型参数的确定中也具有广阔的应用前景。

**关键词:**暴雨强度模型;混合遗传算法;参数优化

中图分类号: TU992

文献标识码: A

### Parametric determination of nonlinear storm intensity model with single return period :construction and application of a new hybrid accelerating genetic algorithm

REN Bo-zhi<sup>1,2</sup>, LONG Teng-rui<sup>2</sup>, WANG Hua-jun<sup>2</sup>

(1. Department of Civil Engineering, Hunan University of Science & Technology, Xiangtan 411201, China; 2. Faculty of Urban Construction & Environmental Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China)

**Abstract** Based on improvement of real-code genetic algorithm and insertion of Powell's local search algorithm and accelerating cyclic operation, a novel accelerating hybrid genetic algorithm (NHAGA) was established. NHAGA was used to determine the parameters of the nonlinear storm intensity model with single return period and the results show that this method, having both the advantages of Powell method and genetic algorithm, is an excellent nonlinear optimization method, which not only may obtain an integrate exact solution of the global optimization problem with a rather high convergence speed, but also can partly carry out the fine search that this method is practical, efficient and superior to others. It has the wide application prospect in determining parameters of the nonlinear models which has been encountered in else project.

**Key words** :storm intensity model; hybrid genetic algorithm; parameter optimization

单一重现期的非线性暴雨强度模型是一种暴雨灾害管理的重要基础模型,是计算暴雨地面径流和确定防止暴雨灾害工程的设计流量的重要依据,它已广泛应用于桥涵、水利、交通、防洪治涝、城镇建设、及降雨径

收稿日期:2003-09-18; 修订日期:2004-05-24

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(59838300);湖南省自然科学基金资助项目(03jjy6020)

作者简介:任伯帜(1968-),男,四川南充人,博士,主要从事城市雨水管理及资源化利用研究。

流的水环境效应评价等基础工程设计和建设中。其模型参数的正确确定直接关系到防止暴雨灾害的基础设施建设的科学性。在我国,其计算模型常采用式(1)模型<sup>[1]</sup>。

$$I = f(A, b, n, t) = A / (t + B)^n \quad (1)$$

式(1)属于一般已知关系式的非线性模型。式中, $I$ 为暴雨强度(mm/min), $t$ 为降雨历时(min), $A, B, n$ 为模型参数且随地方不同而不同。

显然,该模型在应用中的一个关键问题是模型参数 $A, B, n$ 的确定,一旦 $A, b, n$ 确定,式(1)即可用于当地暴雨灾害管理之中。传统的方法有图解试错法、最小二乘法、或两者相结合的方法等,传统的方法虽原理简单,但需大量的试算、作图和主观判断,花费大量的调试时间,且带有一定的盲目性和不确定性,而且还受到工作者的实际经验和判断水准的制约,计算精度受人为因数影响较大<sup>[2~3]</sup>。随后,许多学者将单纯形法、麦夸尔特法、带因子一迭代法等优化方法应用于该模型的求参之中,虽避免了传统方法中存在的一些缺点,适当提高了模型参数求解的精度;但这些优化方法原理复杂,且须设置合适的初值才能保证所得结果达到最优,否则会使求解陷于局部极值,通用性差<sup>[4~6]</sup>。目前,迅速发展起来的遗传算法(genetic algorithm, GA),因不受模型结构、优化准则、参数数目、约束条件等的限制,具有直观、简便、通用、适应性强、高度的平行性及全局搜索能力等特点,引起人们广泛的重视,但该方法存在二进制编码需频繁地进行编码和解码,有时不便于反应问题的结构特征,以及GA局部搜索能力较差,易出现早熟现象等缺点<sup>[7~9,13]</sup>。

总之,以上所述的各种求解单一重现期的非线性暴雨强度模型参数的方法都不十分理想。鉴于此,本文提出一种十分有效的方法——新型混合加速遗传(new hybrid accelerating genetic algorithm, NHAGA)算法,能很好地进行单一重现期的非线性暴雨强度模型参数的全局优化求解,而且计算精度高,收敛速度快,不失为一种有效的新方法。该方法还可应用于其它工程中常遇到的非凸、高度非线性模型参数的优化。

## 1 NHAGA 算法的构成与实现

设一般已知关系式的非线性模型参数的优化问题为如下最小化问题:

$$\min f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_p) \quad a_i \leq x_i \leq b_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

式中: $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ ,  $p$ 为待优化参数个数; $a_i$ 和 $b_i$ 分别为变量 $x_i$ 的上下限; $f$ 为目标函数。则NHAGA算法的构建如下。

### 1.1 修正 Powell 方向加速局部搜索算法

Powell 算法又称模式搜索法,是一种针对较复杂,导数较难求得,甚至根本无法求得的目标函数参数优化的方向加速直接搜索方法。该方法简单、直观、易实现、且不需导数,对探求的有利下降方向进行加速搜索,局部搜索能力较强,广泛应用于工程中常遇到的多参、非凸、高度非线性的优化问题。其算法为<sup>[14]</sup>:

- (1) 给出初值点 $x^{(0)}$ 和计算精度 $\epsilon > 0$ ,  $p$ 个初始的线性无关的搜索方向(一般取为 $p$ 个坐标方向) $e_1, e_2, e_3, \dots, e_p$ , 令 $s_j = e_{j+1}, j = 1, 2, 3, \dots, p-1, k = 0$ ;
- (2) 进行一维搜索,确定下降方向加速步长因子 $\alpha_k$ ,使得 $f(x^{(k)} + \alpha_k s_k)$ 达到最小;
- (3) 令 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k s_k$ ,若 $k < p$ ,令 $k = k + 1$ ,转向步骤(2);否则转入步骤(4);
- (4) 若 $\|x^{(p)} - x^{(0)}\| < \epsilon$ ,计算结束,取 $x^* = x^{(k)}$ ;否则求整数 $j(0 \leq j \leq p-1)$ ,使 $f(x^{(j)}) - f(x^{(j+1)}) = \max_{1 \leq i \leq p-1} [f(x^{(i)}) - f(x^{(i+1)})]$ ;
- (5) 令 $f_1 = f(x^{(0)}), f_2 = f(x^{(p)}), f_3 = f(2x^{(p)} - x^{(0)})$ ,若 $2\epsilon < f - 2f_2 + f_3$ ,则方向 $s_0, s_1, \dots, s_{p-1}$ 不变,令 $x^{(0)} = x^{(p)}, k = 0$ ,返回步骤(2);否则令 $s_p = (x^{(p)} - x^{(0)}) / \|x^{(p)} - x^{(0)}\|$ ,或 $s_p = x^{(p)} - x^{(0)}, s_i = s_{i+1}, i = j, j + 1, \dots, p-1$ ,转向步骤(6);
- (6) 进行一维搜索,确定 $\alpha_p$ ,使得 $f(x^{(p)} + \alpha_p s_p)$ 达到最小;
- (7) 令 $x^{(0)} = x^{(p)} + \alpha_p s_p, k = 0$ ,返回步骤(2),继续迭代,直到求得所需要的近似极小点为止。

### 1.2 浮点编码遗传算法的改进策略

遗传算法是基于自然选择原理和生物进化机制而发展起来的随机优化方法。具体来讲,GA把一族随机生成的可行解作为父代群体,把适应度函数(目标函数或其它变形形式)作为父代个体适应环境的度量,经选

择、交叉算子作用生成子代个体,后者经变异作用,优胜劣汰,如此反复进化迭代,使每个个体的适应能力不断提高,优秀个体不断向最优点逼近。但传统的交叉、变异等进化操作需依据事先设定的概率随机进行,不考虑个体适应度的大小,指使父代种群中优秀个体极易破坏,对算法的运行效率、收敛性能有不利影响。所以交叉、变异算子的设计要求既不要过多地破坏种群中的优良个体,又要能够有效地产生一些较好的新个体。目前,有些学者采用最优保存策略实现这一目的,但大量实践证实,该法将当前群体中适应度高的个体完全排除在交叉、变异操作之外,致使不能进化,而此外的其它个体仍然被随机地进行进化操作,这即不符合生物的进化机制,致使对提高算法的运行效率、收敛效果不利。另外,对于具有众多参数、结构复杂的模型参数优选,二进制编码遗传算法必然使得编码长度很长,编码的增长将导致搜索空间的增大而且编码和解码还要消耗大量的计算时间,使得遗传算法的效率大大降低。鉴于此,本文采用基于决策变量真实值的浮点编码遗传算法<sup>[10]</sup>,并对其交叉、变异概率加以改进,得出式(4)、(5)与个体适应度相关联的自适应个体交叉、变异概率。

$$e(u_i^T) = 1 - (f_{\min}^T) / (f_{\text{mean}}^T - f_{\min}^T) \tag{3}$$

$$P_{c_i} = P_c \times [1 - e(u_i^T) / \prod_{i=1}^{P_{\text{size}}} e(u_i^T)] \tag{4}$$

$$P_{m_i} = P_m \times [1 - e(u_i^T) / \prod_{i=1}^{P_{\text{size}}} e(u_i^T)] \tag{5}$$

式中:  $f_i^T$  为  $T$  代群体中第  $i$  个个体  $u_i^T$  的目标函数  $f$  计算值;  $f_{\min}^T, f_{\text{mean}}^T$ , 分别为  $T$  代群体中目标函数  $f$  计算值中的最小值和平均值;  $e(u_i^T)$  为  $T$  代群体中第  $i$  个个体  $u_i^T$  的适应度;  $P_c, P_m$  分别初始设定的群体个体进行交叉、变异的概率;  $P_{c_i}, P_{m_i}$  分别为  $T$  代群体中第  $i$  个父体  $u_i^T$  被选择进行交叉、变异的概率。

由式(4)、(5)可知,执行改进浮点编码遗传算法,当前种群中适应度高的个体被选择进行交叉、变异的概率小,但也有可能参加交叉、变异;适应度低的个体被选择进行交叉、变异的概率大,但也有可能不参加交叉、变异,这更符合生物进化机制,在保持群体多样性的同时,保证算法的运行效率、收敛效果。

### 1.3 NHAGA 算法的实现

兼顾 Powell 方向加速局部搜索算法与遗传算法各自的特点,按混合遗传算法构成示意图 1,将 Powell 算法作为一个与选择、交叉和变异平行的算子,嵌入到改进浮点编码遗传算法中,对每个个体以  $P_{\text{powell}}$  的概率进行 Powell 方向加速局部搜索,并经加速循环操作,得到 NHAGA 算法,其算法实现步骤如下:

(1) 给出种群规模  $P_{\text{size}}$ , 变量个数  $p$ , 交叉概率  $P_c$ , 变异概率  $p_m$ , 进行 Powell 方向加速局部搜索的概率  $p_{\text{powell}}$  和计算精度  $> 0$ , 遗传算法所允许的最大代数  $T_{\text{max}}$ , 并设置进化代数计数器  $T$ , 置  $T=0$ 。

(2) 进行变量取值范围的浮点编码, 随机产生  $p_{\text{size}}$  个父代初始种群。

(3) 由式(3)计算  $T$  代群体中第  $i$  个父代个体  $u_i^T (i = 1, 2, 3, \dots, p_{\text{size}})$  的适应度。

(4) 执行比例选择算子进行选择操作<sup>[11, 12]</sup>。

(5) 由式(4)计算  $T$  代群体中第  $i$  个父代个体  $u_i^T$  被选择进行交叉的概率  $p_{c_i}$ , 按  $p_{c_i}$  执行算术交叉算子进行交叉操作。即在  $T$  代群体中任意选择的两个父代个体  $(u_i^T, u_j^T)$ , 按式(6)进行交叉操作产生新个体,  $r (0, 1)$  上的随机数。

$$\begin{cases} u_i^{T+1} = r \cdot u_j^T + (1 - r) \cdot u_i^T \\ u_j^{T+1} = r \cdot u_i^T + (1 - r) \cdot u_j^T \end{cases} \quad (1 \leq i, j \leq p_{\text{size}}) \tag{6}$$

(6) 由式(5)计算  $T$  代群体中第  $i$  个父代个体  $u_i^T$  被选择进行变异的概率  $p_{m_i}$ , 按  $p_{m_i}$  执行非均匀变异算子进行变异。即在  $T$  代群体中任意选择的第  $i$  个父代个体为  $u_i^T = (u_1^T, u_2^T, \dots, u_k^T, \dots, u_n^T)$ , 如变异点参数  $u_i^T$  的变

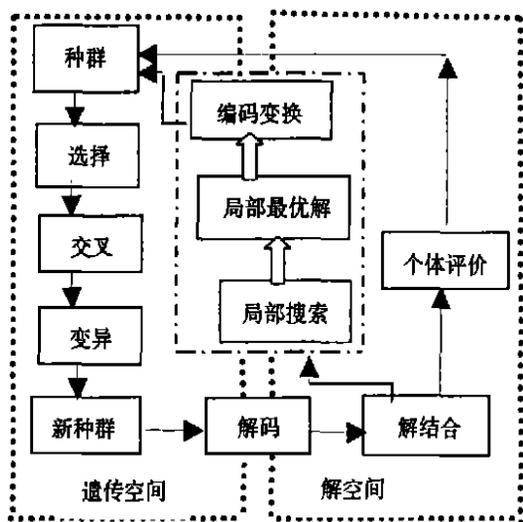


图 1 混合遗传算法构成示意图

Fig. 1 Sketch of composition of hybrid genetic algorithm

化范围是 $[U_{\min}^k, U_{\max}^k]$ , 则按式(7)由 $u_i^T$ 向 $u_i^{T+1} = (u_1^T, u_2^T, \dots, u_k^{T+1}, \dots, u_n^T)$ 进行变异操作,产生新个体。

$$u_k^{T+1} = \begin{cases} u_k^T + (T, U_{\max}^k - u_k^T) & \text{if random}(0, 1) = 0 \\ u_k^T + (T, u_k^T - U_{\min}^k) & \text{if random}(0, 1) = 1 \end{cases} \quad (7)$$

$$(T, y) = y \times (1 - r^{(1 - T/T_{\max})^b}) \quad (8)$$

式中: $r$ 为 $(0, 1)$ 内的随机数, $b$ 为决定非均匀度的系统参数,一般取2.0。 $(T, y)$ 返回区间 $[0, y]$ 里的一个值,使 $(T, y)$ 靠近0的概率随代数 $T$ 的增加而增加。这可使进化初期 $u_i^T$ 变异范围较大,搜索在较大空间进行,有利于维持群体的多样性;进化后期, $u_i^T$ 变异范围减小,使得最优解的搜索集中在最有希望的重点局部区域。

(7) 将未产生交叉、变异的父代和由父代产生交叉、变异形成的子代都加入到新的子代群体,对群体中的每个个体以概率 $p_{\text{powell}}$ 进行Powell方向加速局部搜索。若个体 $u_i^T$ 被选择进行Powell方向加速局部搜索,则以 $u_i^T$ 作为初始点执行Powell算法,所得计算结果作为子代 $u_i^{T+1}, 1 \leq i \leq p_{\text{size}}$ ,将子代取代父代加入到新的子代群体。

(8) 进化迭代:返回步骤(3),迭代两次。

(9) 加速循环,上述步骤构成进化迭代过程,用两次迭代产生的群体的前 $p_{\text{size}}$ 个优秀个体最大可能的变化区间作为产生初始种群的初始区间,返回步骤(2),加速循环一次。

(10) 若NHAGA算法达到所允许的最大代数 $T_{\max}$ ,或连续若干代(本文应用中取15)种群优秀个体没有改进,则输出计算结果;否则, $T = T + 1$ ,转向步骤(3)。

从上可知:当 $p_{\text{powell}} = 0$ 时,上述算法即为改进浮点编码加速遗传算法。当 $p_c = p_m = 0$ ,且 $p_{\text{powell}} = 1$ 时,上述算法即为以初始种群对应的多个初始点出发的Powell方向加速局部搜索算法。

## 2 NHAGA 算法的应用算例

由于用模型计算的各历时的暴雨强度不可能与实测值完全吻合,计算的暴雨强度点据分布于实测暴雨强度历时曲线的两侧,存在一定的离差,为使计算的暴雨强度值尽可能准确,采用使离差最小。因此可把用模型计算的各历时的暴雨强度与实测暴雨强度的离差平方和最小作为目标函数。结合式(1),选取目标函数为

$$\min f(x) = \sum_{l=1}^m \|I_l - I_l\|^2 = \sum_{l=1}^m \|f(A, b, n, t_l) - I_l\|^2 = \sum_{l=1}^m \|f(x, t_l) - I_l\|^2 \quad (9)$$

式中: $x = [A, b, n] = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ ,参数个数 $p = 3$ ;  $I_l$ 为由式(1)模型计算的同一重现期的各历时 $t$ 对应的暴雨强度; $I_l$ 为同一重现期的各历时 $t$ 对应的实测暴雨强度; $l = 1, 2, 3, \dots, m$ ,  $m$ 为历时总数。

根据某地观测站观测到的7组不同重现期的暴雨强度实测值和降雨历时的数据 $\{(t_l, I_l) | l = 1, 2, \dots, m, m = 7\}$ (见表2),任取其中一组数据,如重现期为50的各历时对应的暴雨强度数据,采用NHAGA算法运行,进行其率定单一重现期的非线性暴雨强度模型参数的收敛过程分析,结果见表1。最后应用NHAGA进行7组不同重现期的模型参数率定,结果见表2。

表1 NHAGA算法率定重现期为50的非线性暴雨强度模型参数的收敛过程对比

Table 1 Comparison of convergence process of nonlinear storm intensity model's parameters determined by NHAGA for 50 years return period

运行参数	种群规模 $p_{\text{size}} = 50$			种群规模 $p_{\text{size}} = 100$			种群规模 $p_{\text{size}} = 500$			种群规模 $p_{\text{size}} = 1000$		
	$T$	$\min f(x)$	$h$	$T$	$\min f(x)$	$h$	$T$	$\min f(x)$	$h$	$T$	$\min f(x)$	$h$
$p_{\text{powell}} = 0, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	108	0.0187	84	73	0.0153	116	41	0.0148	175	28	0.0135	183
$p_{\text{powell}} = 0.05, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	9	0.0113	8	8	0.0113	13.3	6	0.0113	50	4	0.0113	66.7
$p_{\text{powell}} = 0.1, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	7	0.0113	8.75	6	0.0113	15	4	0.0113	50	3	0.0113	75
$p_{\text{powell}} = 0.2, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	5	0.0113	8.33	5	0.0113	16.7	4	0.0113	66.7	3	0.0113	100
$p_{\text{powell}} = 0.5, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	4	0.0113	10	4	0.0113	20	3	0.0113	75	2	0.0113	103
$p_{\text{powell}} = 0.7, p_c = 0.9, p_m = 0.05$	3	0.0113	15	3	0.0113	22	2	0.0113	68.7	1	0.0113	107
$p_{\text{powell}} = 1, p_c = 0, p_m = 0$	20	0.0863	4.2	15	0.0863	5.6	10	0.0863	9	8	0.0863	11.3

注: $T$ 为NHAGA算法终止时的运算进化代数;表中 $p_c, p_m, T_{\max}$ 是综合了文献[8~11]和基本遗传算法对该参数的要求进行设定的, $p_c$ 和 $p_m$ 取值如表, $T_{\max}$ 取200; $\epsilon = 0.001$ ,  $h$ 为运行时间(min)。

表 2 某地暴雨强度的观测值  $I$ 、模型计算值  $I$  及参数率定结果Table 2 Observations  $I$ , calculations  $I$  and determined parameters of storm intensity in some place

重现期 /a	降雨历时 $t/\text{min}$									模型参数率定值			$\min f(x)$	
	5	10	15	20	30	45	60	90	120	A	B	n		
200	5.38	4.31	3.74	3.34	2.68	2.18	1.86	1.48	1.26	24.15	7.13	0.605	0.0149	0.0407
	5.32	4.34	3.71	3.28	2.71	2.21	1.90	1.52	1.29					
100	4.82	3.93	3.32	2.89	2.45	1.96	1.61	1.40	1.13	22.34	7.25	0.613	0.0125	0.0373
	4.78	3.90	3.34	2.95	2.43	1.98	1.64	1.37	1.18					
50	4.26	3.42	3.01	2.64	2.18	1.70	1.52	1.18	1.05	20.16	7.26	0.618	0.0113	0.0354
	4.24	3.47	2.96	2.61	2.16	1.75	1.50	1.19	1.01					
20	3.86	3.10	2.70	2.41	1.98	1.60	1.40	1.05	0.90	18.32	7.26	0.618	0.0078	0.0294
	3.89	3.15	2.69	2.38	1.96	1.59	1.36	1.08	0.92					
10	3.38	2.80	2.32	2.04	1.67	1.40	1.20	0.98	0.80	16.25	7.28	0.624	0.0076	0.02941
	3.40	2.75	2.34	2.07	1.70	1.38	1.18	0.94	0.79					
5	2.80	2.52	1.90	1.70	1.40	1.10	0.98	0.76	0.65	13.58	7.31	0.630	0.0017	0.00137
	2.79	2.53	1.92	1.69	1.39	1.12	0.96	0.76	0.64					
2	2.20	1.78	1.50	1.33	1.08	1.00	0.74	0.60	0.50	10.63	7.31	0.630	0.0013	0.0120
	2.18	1.77	1.50	1.32	1.09	0.88	0.75	0.59	0.50					

注:表中上面一个数字对应  $I$ ,下面一个数字对应  $I$ ,单位均为 mm;采用种群规模  $p_{\text{size}}=50$ ,  $p_c=0.9$ ,  $p_m=0.05$ ,  $p_{\text{powell}}=0.1$ ,

$T_{\text{max}}=200$ , 为目标函数的均方根误差 ( $=\sqrt{\min f(x)/m}$ )。

从表 1 可知,  $p_{\text{powell}}=0$ , NHAGA 算法变为改进浮点编码加速遗传算法, 求解结果明显低于 NHAGA 算法,  $p_{\text{size}}$  和  $T_{\text{max}}$  大小对搜索最优解有较大影响;  $p_{\text{size}}$  和  $T_{\text{max}}$  较大时, 收敛到较高精度的概率有所提高, 但计算量显著增大。  $p_{\text{powell}}=1$ ,  $p_c=0$ ,  $p_m=0$ , NHAGA 算法变为 Powell 方向加速局部搜索算法, 计算精度与合适的初值有关,  $p_{\text{size}}$  大小对搜索最优解影响较小, 收敛结果较远离于全局最优解, 故求解结果明显低于 NHAGA 算法。  $p_{\text{powell}}(0,1)$ ,  $p_c=0$ ,  $p_m=0$ , NHAGA 算法在各种条件下均能成功搜索到全局最优解, 收敛结果精度较高, 提高计算结果的可靠性; 特别是若  $p_{\text{powell}}(0.05,0.5)$ ,  $p_{\text{size}}[50,100]$  时, 算法能以较小的进化代数, 较快的收敛速度收敛于精确解, 若  $p_{\text{size}}$  和  $p_{\text{powell}}$  取值较大, 计算量将增加; 对具体问题, 可综合考虑问题的复杂性, 可以接受的计算量等因数, 来选择  $p_{\text{size}}$  和  $p_{\text{powell}}$ 。从表 2 可知, 随着暴雨重现期越短, NHAGA 优化的效果越好, 模型的计算精度越高。所有重现期的模型计算值与实测值的  $<0.05$ , 完全满足 室外排水设计规范 的要求。

### 3 结论

(1) 改进浮点编码遗传算法具有全局收敛性能, Powell 算法具有极强的局部搜索能力, 二者结合并采用加循环形成的 NHAGA 算法兼有两者的优点, 只用较小的种群规模就能实现兼顾全局搜索和局部搜索的均衡搜索, 提高了在整个解空间求解单一重现期的非线性暴雨公式模型参数的适应性、收敛速度、运行效率和求解质量。

(2) NHAGA 算法是一种新的改进算法, 具有直观、简便、通用、全局最优、自适应性且求解精度较高, 且率定参数不依赖参数初始值, 并在单一重现期的非线性暴雨公式模型参数求解中得到成功应用。该方法在其它工程中遇到的已知关系式的非线性模型参数率定中具有广阔的应用前景。

### 参考文献:

- [1] 金光炎. 水文统计原理与方法[M]. 北京: 中国工业出版社, 1964.
- [2] 邓培德. 城市暴雨公式统计中的若干问题[J]. 中国给水排水, 1992, 8(3): 45 - 45.
- [3] 冯利华. 洪水等级和灾情划分问题[J]. 自然灾害学报, 1996, 5(3): 89 - 92.
- [4] 王世刚. 城市暴雨公式参数优化计算程序[J]. 中国给水排水, 1987, 3(4): 50 - 52; 1997, 13(3): 64 - 65.
- [5] 李树常. 用麦夸尔特法推求暴雨强度公式参数[J]. 给水排水, 1999, 25(2): 26 - 28.
- [6] 任伯帜, 许仕荣, 王涛, 等. 带因子—迭代法求解城市暴雨强度公式[J]. 中国给水排水, 2002, 18(2): 40 - 42.
- [7] 李祚泳, 高攀宇, 灯新民. 暴雨公式参数的遗传算法[J]. 气象, 2001, 28(5): 8 - 9.
- [8] Lin W, Delgado-Frias JG. Hybrid Newton-Raphson genetic algorithm for traveling salesman problem[J]. Cybernetics and Systems, 1995, 26(5): 387 - 412.

- [9] Michalewicz Z. A modified genetic algorithm for optimal control problems [J]. Computers Math Application, 1992, 23(12): 83 - 94.
- [10] Goldberg D E. Real-code Genetic algorithm, virtual alphabets and blocking[J]. Complex Systems, 1991, 5: 139 - 167.
- [11] Dragan, Godfred A W. Genetic algorithm for least cost design of water distribution net works [J]. Water Resource Plng. And Mgmt., ASCE, 1997, 123(2): 67 - 77.
- [12] Srinivas M, Patanik L M. Adaptive probabilities of crossover and Mutation in genetic algorithm[J]. IEEE Transaction on Systems, Man And Cybernetics, 1994, 24(4).
- [13] Godberg D E, Richardson J. Genetic algorithm with sharing multimodal function optimization[A]. Proc. of 2nd Int. Conf. on Genetic Algorithms[C]. Lawrence Erlbaum Associates, 1987. 41 - 49.
- [14] 唐焕文, 秦学志. 最优化方法[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 1994. 128 - 131.

简讯

## 2002 年中国科技期刊地球科学类总被引频次与影响因子排序表

总被引频次排序表

名次	期刊名称	总被引频次
1	地球物理学报	1061
2	中国沙漠	657
3	第四纪研究	648
4	地球化学	640
5	地学前缘	634
6	地震学报	632
7	地球科学进展	478
8	古生物学报	450
9	地球科学	445
10	地震工程与工程振动	427
11	自然灾害学报	351
12	地震地质	333
13	地球学报	323
14	吉林大学学报地球科学版	266
15	微体古生物学报	243
16	地震	239
17	物控与化控	222
18	中国地震	213
19	干旱区研究	211
20	地球物理学进展	184
21	古脊椎动物学报	183
22	世界地震工程	148
23	灾害学	147
24	大地构造与成矿学	138
25	地震研究	127
26	矿物岩石地球化学通报	127
27	空间科学学报	120
28	西北地震学报	113
29	内陆地震	91
30	地震地磁观测与研究	82
31	华南地震	79
32	华北地震科学	64

影响因子排序表

名次	期刊名称	影响因子
1	中国沙漠	1.182
2	第四纪研究	0.958
3	地学前缘	0.938
4	地球物理学报	0.894
5	地球化学	0.971
6	地球科学进展	0.771
7	地球物理学进展	0.687
8	地震学报	0.673
9	自然灾害学报	0.659
10	地震地质	0.525
11	古脊椎动物学报	0.517
12	地球学报	0.479
13	干旱区研究	0.440
14	中国地震	0.429
15	古生物学报	0.417
16	地震工程与工程振动	0.413
17	吉林大学学报地球科学版	0.403
18	遥感信息	0.402
19	地震	0.367
20	微体古生物学报	0.369
21	物控与化控	0.349
22	空间科学学报	0.294
23	世界地震工程	0.282
24	地球科学	0.247
25	矿物岩石地球化学通报	0.238
26	灾害学	0.177
27	地震研究	0.169
28	西北地震学报	0.164
29	内陆地震	0.148
30	华北地震科学	0.144
31	华南地震	0.104
32	地震地磁观测与研究	0.091

引自《2003 年版中国科技期刊引证报告》中国科学技术信息研究所

(本刊记者)