

【水文·泥沙】

# 改进的遗传算法在水库调度中的应用

张忠波<sup>1</sup> 张双虎<sup>2</sup> 蒋云钟<sup>2</sup> 王 浩<sup>1,2</sup>

(1. 天津大学 建筑工程学院, 天津 300072; 2. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038)

**摘要:** 为了改善遗传算法在水库优化调度中的应用效果, 采用自适应遗传算法和广度变异模块相结合的分层收敛算法: 第一层采用广度变异和外部存档的方式改善种群的多样性; 第二层嵌套广度变异模块, 并采用自适应遗传算法进行全局搜索。通过比较自适应遗传算法和分层进化算法, 结果显示: 基于遗传算法的分层算法具有高效的全局搜索能力, 避免了自适应遗传算法陷入局部最优的缺陷, 在一定收敛条件下得到了更接近全局最优的目标值。

**关键词:** 水库调度; 遗传算法; 广度变异; 分层进化; 外部存档; 自适应

中图分类号: TV697.1 文献标识码: A doi:10.3969/j.issn.1000-4379.2012.08.019

## Application of Improved Genetic Algorithm in Reservoir Optimal Operation

ZHANG Zhong-bo<sup>1</sup>, ZHANG Shuang-hu<sup>2</sup>, JIANG Yun-zhong<sup>2</sup>, WANG Hao<sup>1,2</sup>

(1. School of Architecture Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China)

**Abstract:** To improve the solution searching efficiency of genetic algorithm in the optimization of reservoir operation, a hierarchy evolution algorithm with a deep mutation and adaptive genetic algorithm was introduced. First hierarchy adopted deep mutation and external archive to enhance diversity of population; and second hierarchy inserted deep mutation and adopted adaptive genetic algorithm to search global optimal solution. The results of application in reservoir operation using respectively the adaptive genetic algorithm combing deep mutation and the hierarchy algorithm were compared, which showed that the new algorithm yielded a better result. The new algorithm has efficient global searching ability, and effectively avoided sinking into local optimal and further. Finally, the research has obtained a better global optimal solution under a certain convergence criterion.

**Key words:** reservoir operation; genetic algorithm; deep mutation; hierarchy evolution; external archive; self-adaptation

在水库优化调度中常常采用动态规划等传统方法<sup>[1]</sup>, 但是传统算法在实际应用中会遇到“维数灾”。原因是水库优化调度是典型的多维非线性优化问题, 针对该问题人们在实践中提出了生物进化算法。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟自然界生物适者生存进化原则, 基于自然选择和遗传原理, 通过种群交叉变异进化寻优的启发式的搜索算法。由于遗传算法对求解问题没有可微性和其他方面的要求, 因此遗传算法具有较强的鲁棒性, 但是经典的遗传算法不是完全遍历的马尔可夫过程, 存在收敛速度慢、接近全局最优解时很难收敛、容易早熟收敛的问题<sup>[2]</sup>, 特别是对于复杂非线性问题(水库调度优化)极易发生局部收敛。许多学者从编码方式的角度改进遗传算法<sup>[3-6]</sup>, 马光文等采用二进制编码的遗传算法进行水库优化调度, 但是计算复杂; 畅建霞等采用了十进制编码的优化方法改进遗传算法; 陈立华和梅亚东等采用超立方体浮点编码遗传算法等。还有通过采用自适应的交叉率和变异率改进遗传算法的收敛性<sup>[7-8]</sup>, 虽然在一定程度上改进了算法的收敛性, 但是在交叉和变异过程中随着种群适应度的提高容易收敛到局部最优, 初始种群多样性一定程度上决定了优化问题能否收敛到全局最优。笔者采用分层优化的算法改进了遗传算法的

初始种群多样性, 实现分层进化, 逐步收敛。

## 1 水库优化调度模型

目标函数如下:

$$F = \max \sum_{t=1}^n N_t T_t \quad (1)$$

式中:  $F$  为电站出力;  $N_t$  为时段的保证出力;  $T_t$  为时段长度;  $n$  为计算时段数。

$$\text{水位约束: } Z_{\min} \leq Z_t \leq Z_{\max} \quad (2)$$

$$\text{保证出力约束: } N_{\min} \leq N_t \leq N_{\max} \quad (3)$$

$$\text{下泄流量: } Q_{\min} \leq Q_t \quad (4)$$

式中:  $Z_{\min}$ 、 $Z_t$ 、 $Z_{\max}$  分别为最低水位、时段水位和最高水位;  $N_{\min}$ 、 $N_t$ 、 $N_{\max}$  分别为水电站保证出力、时段出力和水电站装机容量;  $Q_{\min}$ 、 $Q_t$  分别为最小下泄流量和时段下泄流量。

收稿日期: 2011-10-18

基金项目: 水利部公益性行业科研专项(200801005)。

作者简介: 张忠波(1986—), 男, 安徽萧县人, 博士研究生, 主要从事水资源调度方面的研究。

E-mail: zzbaiowen@126.com

## 2 算法的求解方法

### 2.1 基本思想

在自适应遗传算法寻优过程中,用适应度函数评价每一代个体的优劣,通过对整个参数空间编码得到待处理种群,再对其检测并选择优良个体进行随机交叉得到下一代种群,新一代种群中优良个体的性状得以保留,同时适应度低的个体将被淘汰。如此,可提高新一代种群个体的适应度。经过多次反复迭代后,算法将目标空间逐渐收敛到问题的最优解。遗传算法优胜劣汰的计算策略,在搜索过程中能自动获取和积累有关搜索空间的知识,自适应地控制搜索过程向着全局最优的方向发展。遗传算法包含的主要算子有编码、选择、交叉、变异,其主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换。群体搜索策略可以有效地防止搜索过程陷入局部最优<sup>[9]</sup>;个体间的交叉使得个体优良性状得以保留,确保了算法的鲁棒性。

智能优化算法的优劣主要从搜索方向和搜索步长两个角度评价。搜索方向和搜索步长的选取决定了优化算法搜索的广度和深度。由于广度搜索算法不具备搜索策略,因此对整个搜索空间进行广度搜索,得到每一代对应的最优个体,将外部存档储存的个体作为下一层搜索空间的初始种群,从而增强起初种群的鲁棒性,利用自适应遗传算法的全局搜索能力,向更高的适应度方向进化。

分层收敛算法具体分为两层:第一层采用无搜索策略的广度变异策略寻找种群的多样性,通过外部存档的方式储存精英个体<sup>[10]</sup>,增加种群的多样性;第二层采用第一层中的外部存档初始种群,并嵌套广度变异模块,通过合理判定条件进入随机变异过程,通过变异增加种群多样性,并采用自适应遗传算法进行全局搜索最优解。

### 2.2 设计思路

#### 2.2.1 个体编码

文献[7]中采用水位的实数编码,而对于大型水库,在较高水位情况下,同等水位的变化会引起对应的库容变化很大,在算法搜索中产生的子代的遍历性不够理想。因此,本研究采用离散库容的方法进行实数编码。个体的基因对应水库库容实际值。

$$V_t = V_{t, \min} + r(V_{t, \max} - V_{t, \min}) \quad (5)$$

式中: $V_{t, \min}$ 、 $V_{t, \max}$ 分别为时段 $t$ 内水库库容的最小值和最大值; $V_t$ 为时段 $t$ 内水库库容; $r$ 为随机数(0~1)。

以水库库容进行实数编码,基因段变化范围为水库水位变化范围对应的库容,随机选取 $pop$ 组可行水位对应库容序列 $(V_1^1, V_2^1, \dots, V_n^1), (V_1^2, V_2^2, \dots, V_n^2), \dots, (V_1^{pop}, V_2^{pop}, \dots, V_n^{pop})$ ,其中 $pop$ 为种群规模, $n$ 为对应的时段数。

#### 2.2.2 适应函数

水库优化调度中目标函数通常采用惩罚函数法。惩罚函数包括定量惩罚和变量惩罚。采用定量惩罚函数时,解的质量严重依赖惩罚系数,系数太小可能导致收敛到不可行解、系数太大使算法过早收敛到局部最优。所以,一般采用变量惩罚函

数法<sup>[11]</sup>,使综合表现优良个体获得较大的适应度,具体公式如下:

$$f(V) = F(V) - M \sum_{i=1}^p W_i \quad (6)$$

式中: $f(V)$ 为目标适应度值; $F(V)$ 为原优化问题的目标函数值; $M$ 为与进化代数有关的惩罚因子; $W_i$ 为与第 $i$ 个约束有关的违约值; $p$ 为违约数目,具体对应水库优化调度中的下泄流量、水位限制和最小出力限制等。

### 2.3 算法基本策略和步骤

#### 2.3.1 第一层

(1) 初始化种群 $pop$ 。

(2) 计算种群目标函数 $m$ 。为了保证算法在进化过程中种群的多样性,在进入自适应遗传算法模块之前首先进行“广度”变异。所谓“广度”是相对于具有自适应遗传算法的变异率和交叉率而言,依靠随机数在“精英”个体周围变异,公式如下:

$$\begin{cases} (V_1^i, \dots, V_n^i) = (V_1^{\text{best}}, \dots, V_n^{\text{best}}) - r[(V_1^{\text{best}}, \dots, V_n^{\text{best}}) - (V_1^{\min}, \dots, V_n^{\min})] & (i \leq pop/2) \\ (V_1^i, \dots, V_n^i) = (V_1^{\text{best}}, \dots, V_n^{\text{best}}) + r[(V_1^{\max}, \dots, V_n^{\max}) - (V_1^{\text{best}}, \dots, V_n^{\text{best}})] & (i > pop/2) \end{cases} \quad (7)$$

文献[3]中采用保留全局最优个体直接进入下一代方式,保证最优个体不被破坏。为了实现个体广度变异,确保种群的多样性,不采用保留最优个体措施。通过外部存档策略将每一代最优个体存储起来,从而得到下一层的最优个体的初始种群。

#### 2.3.2 第二层

(1) 采用第一层外部存档种群 $pop$ 。

(2) 计算种群目标函数 $m$ 。

(3) 根据种群函数适应值 $fitness$ ,以交叉概率 $P_c$ 和变异概率 $P_m$ 进行交叉、变异和精英选择的策略操作<sup>[7]</sup>,公式如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{c1} & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} & f' \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m1} & f' < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $f_{\text{max}}$ 为群体中最大适应度值; $f_{\text{avg}}$ 为每代群体平均适应度值; $f'$ 为要交叉的两个体中较大适应度值; $P_c$ 为交叉概率; $P_m$ 为变异概率; $P_{c1} = 0.9$   $P_{c2} = 0.6$   $P_{m1} = 0.1$   $P_{m2} = 0.001$ <sup>[9]</sup>。

第二层同样为了抑制算法在局部最优收敛而强制嵌入“广度变异”模块,并根据公式(10)判定是否进入嵌套的广度变异模块,从而得到新一代种群;

$$\text{abs}(f_{\text{max}}^i - f_{\text{max}}^{i-1}) \leq \varepsilon \quad (10)$$

(4) 收敛性判断:检验是否达到进化代数。若达到,输出最优解;否则,转向步骤(2)。分层进化算法的步骤见图1。

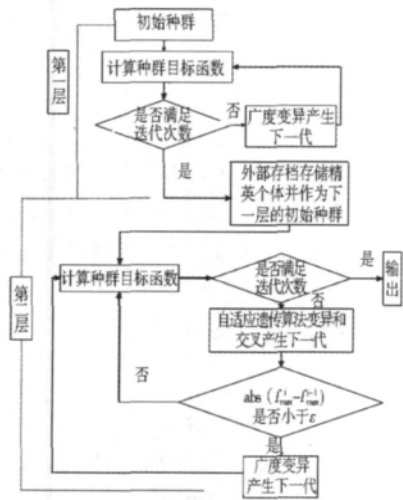


图1 分层算法的步骤

### 3 实例应用

三峡工程是治理开发长江的关键性工程。水库正常蓄水位 175 m 防洪限制水位 145 m 枯期消落低水位 155 m 具有巨大的防洪、发电、航运和枯期向下游补水等综合效益。2003 年水库开始蓄水,工程历经围堰发电期、初期运行期、汛末试验性蓄水等阶段,待正常蓄水位至 175 m 后,工程将发挥最终规模的综合利用效益,同时具备进入正常运行期的条件。三峡工程的下泄流量要求不低于 6 000 m<sup>3</sup>/s,以满足最低航运和用水需求,对应地不低于发电保证出力 4 990 MW。有效发挥三峡水库防洪、发电和航运效益的同时,力求有效调控蓄水、泄水,统筹考虑汛期和非汛期、丰水期和枯水期以及上游和中下游供水及生态安全需求,使三峡工程发挥应有的效益。

采用三峡水库 95% 年保证率入库流量,鉴于汛期时水库来水较多,已经没有必要进行优化调度,所以主要是在水库供水时期进行水库优化调度分析。根据长江水利委员会制定的调度方案,规定 9 月 1 日到翌年 6 月 10 日为三峡水库供水期,因此以旬为进化个体对应遗传算法中的单个基因,单个个体共有 29 个基因。

#### 3.1 自适应遗传算法

水库调度目标函数是多峰值函数,以算法迭代次数为横坐标,目标函数值为纵坐标,其完整的曲线应该是一个多峰值曲线。

单纯地采用自适应的遗传算法求解水库优化问题时,采用式(8)、式(9)的交叉率和变异率的自适应遗传策略进行迭代寻优,根据多次试验结果可取进化代数数为 100。优化结果见图 2。

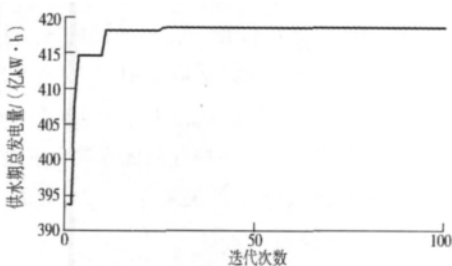


图2 自适应遗传算法迭代结果

从图 2 可以看出,采用自适应策略的遗传算法,变异率和交叉率随着种群适应度分布的不同而不断改变,一定程度上避

免了算法早熟收敛。然而,采用自适应遗传算法虽然自动调整收敛速度,但对初始种群有一定依赖性,没有体现水库优化问题多峰值的特点。就本次迭代得到目标函数值 418.51 亿 kW·h 而言,采用自适应策略寻优,使得结果很快收敛到局部最优,而导致得到的最优值可能不是最大峰值。

#### 3.2 分层收敛算法

通过分层算法步骤设计程序,每一层同样进行 100 次迭代,得到最优结果见图 3。

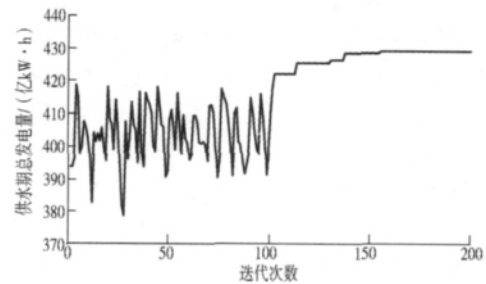


图3 分层算法迭代结果

从图 3 看出,首先对应目标函数值在广度变异模块不停地进行广度变异,同时通过外部存档的方式存储精英个体,迭代 100 代后得到精英个体种群。100 代得到对应第二层初始种群为 100,迭代 100 代后,进入嵌套广度变异模块的自适应遗传算法层,并采用保留最优个体的策略,所以第二层开始阶段的最优目标函数值对应第一层中最优函数值,利用自适应遗传算法对目标空间进行全局搜索,在第二层继续进化收敛,从而得到更加接近全局最优解的目标函数值 429.1 亿 kW·h。

#### 3.3 结果比较分析

(1) 自适应遗传算法存在“早熟”的缺点,在迭代过程中极早陷入了局部最优,而且不具备跳出局部最优的能力,所以很难找到更好的最优解。而广度搜索算法呈波动状态,图 3 中对应每一个峰值并不是优化调度问题中真正的最优值,而是接近峰值附近的每一代精英个体。

(2) 单纯地进行自适应遗传算法,很快早熟收敛,可能陷入了局部最优,因此得到的最优结果不够理想。这是由于单纯采用随机种群,并没有对初始种群进行预处理,因此大大降低了种群的多样性,从而限制了自适应遗传算法收敛到全局最优。

(3) 同时在自适应遗传算法中嵌入“广度”变异模块,通过增加种群的多样性在一定程度上帮助算法跳出局部最优,指导遗传算法进入新的搜索空间,从而有效地改善了最优解的质量。

### 4 结论

由分层自适应遗传算法计算结果可知,通过广度变异和外部存档增加了种群的多样性,增强了算法的鲁棒性,抑制了遗传算法“早熟”现象,从而提高了求解精度。分层收敛算法从改善种群的角度改进了遗传算法。此外,在以后的研究中,将该分层算法分为更多层或者改变每一层的顺序,例如采用并行算法分层,即每层并行交叉变异后,用适应度高的个体去替换适应度低的个体<sup>[12]</sup>,会取得更好的优化效果。

(下转第 143 页)

$f(P)$  函数带入式(7)求得  $G_{max}$ 。所求  $G_{max}$  与试验数据的误差,即修正后误差  $f'$  见表1,由表1可以看出,25组数据中,只有一个点的误差为6.22%,其余各点误差都在5%以内,因此采用该方法推求  $G_{max}$  是合理的。

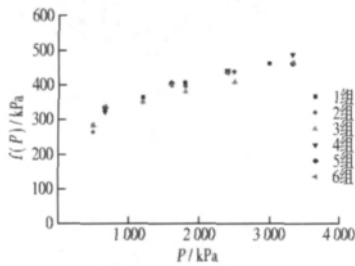


图3 P与f(P)关系

### 2.3 最大等效静力剪切模量

从理论上讲,在特别小的应变下,最大静力剪切模量与最大动力剪切模量是相等的,但是三轴试验测量应变的误差为  $10^{-4} \sim 10^{-2}$ ,且静力加载速度与动力加载速度有很大差别,而强度与加荷速度关系密切,因此静力三轴试验与动力三轴试验求得的最大剪切模量差别很大。根据静力三轴试验所得最大弹性模量,求得静力荷载作用下剪切模量,根据上述方法反算,结果见表2。由表2可以看出,静力初始剪切模量约为动力初始剪切模量的1/8。改进后的方法反算  $G_{max}$  的误差在6%之内,而原方法反算  $G_{max}$  的误差最高达38%,因此改进后的方法能更好地反映实际情况。

表2 静力试验参数及计算误差

试验组别	P/MPa	$e_0$	$G_{max}/MPa$	$G_0/MPa$	$G_0$ 均值/MPa	误差 $f/\%$	修正后误差 $f'/\%$
7	0.5	0.467 0	15.3	16.4	15.0	-6.25	3.26
	1.0	0.417 0	21.8	15.1		0.00	-3.67
	2.0	0.360 0	31.3	13.6		7.14	0.94
8	0.5	0.390 0	18.2	17.3	16.3	-3.94	1.57
	1.0	0.341 0	26.1	16.2		2.06	-1.79
	2.0	0.306 0	38.9	15.5		2.06	0.41
9	0.5	0.279 0	32.9	26.2	22.4	-14.10	1.82
	1.0	0.259 0	40.6	22.4		5.00	2.31
	2.0	0.236 0	51.4	18.6		17.50	0.61
10	0.2	0.258 0	33.1	40.4	29.1	-27.50	5.45
	0.5	0.245 0	40.0	30.1		-3.33	-2.13
	1.0	0.231 5	48.1	24.8		16.00	-4.30
	2.0	0.211 5	59.0	21.4		38.10	1.86

### 3 结 语

基于堆石料的大型动力和静力三轴试验,研究了堆石料的初始剪切模量与孔隙比和平均有效正应力的关系,结果表明:同一组试样不同压力下,采用 Hardin 公式根据试验的最大剪切模量和孔隙比函数,以及平均有效正应力函数反推得到初始剪切模量  $G_0$ ,采用该初始剪切模量均值反算得到的最大剪切模量  $G_{max}$  与原试验值差别很大;对平均有效正应力函数进行适当改进后,采用线性关系来表示平均有效正应力,再反算得到的最大剪切模量与原试验值相比误差在6%之内,比原方法精确度有所提高;由于静力试验和动力试验加荷速率相差很大,因此

试验得到的初始动剪切模量与初始静力剪切模量有将近一个数量级的差别。

### 参考文献:

- [1] 孔宪京, 娄树莲, 邹德高, 等. 筑坝堆石料等效动剪切模量与等效阻尼比[J]. 水利学报, 2001(8): 20-25.
- [2] 冯志仁, 郭德存, 刘红帅, 等. 最大剪切模量对土动力参数及地震反应的影响[J]. 自然灾害学报, 2007, 16(3): 90-95.
- [3] 栾茂田, 吴兴征, 阴吉英, 等. 堆石料动力特性参数对面板堆石坝三维非线性地震响应的影响[J]. 水力发电学报, 2001(1): 7-18.
- [4] 袁晓铭, 孙锐, 孙静, 等. 常规土类动剪切模量比和动阻尼比试验研究[J]. 地震工程与振动工程, 2000, 20(4): 133-139.
- [5] 孙静, 袁晓铭. 坝料动力变形特性试验研究[J]. 岩土工程学报, 2009, 31(2): 1920-1924.
- [6] Hardin B O, Black W L. Closure to Vibration Modulus of Normally Consolidated Clay: Design Equations and Curves[J]. Journal of the Soil Mechanics and Foundation Division, ASCE, 1969(6): 1531-1537.

【责任编辑 吕艳梅】

(上接第56页)

### 参考文献:

- [1] 涂启玉, 梅亚东. 遗传算法在水库(群)优化调度研究中的应用综述[J]. 水电自动化与大坝监测, 2008, 32(1): 16-18.
- [2] 徐松, 陈守伦, 梁伟. 基于模拟退火粒子群算法的水电站优化调度[J]. 人民黄河, 2010, 32(4): 104-105.
- [3] 马光文, 王黎. 遗传算法在水电站优化调度中的应用[J]. 水科学进展, 1997, 8(3): 275-280.
- [4] 陈立华, 梅亚东, 董雅洁, 等. 改进遗传算法及其在水库群优化调度中的应用[J]. 水利学报, 2008, 39(5): 550-556.
- [5] 畅建霞, 黄强, 王义民. 基于改进遗传算法的水电站水库优化调度[J]. 水力发电学报, 2001(3): 85-90.
- [6] 费如君, 董增川, 王德智, 等. 改进加速遗传算法在梯级水电站优化调度中的应用[J]. 水文水资源, 2008, 34(8): 8-11.
- [7] 王少波, 解建龙, 孔珂. 自适应遗传算法在水库优化调度中的应用[J]. 水利学报, 2006, 37(4): 480-485.
- [8] 万星, 周建中. 自适应对称调和遗传算法在水库中长期发电调度中的应用[J]. 水科学进展, 2007, 18(4): 598-603.
- [9] 陈立华, 梅亚东, 麻荣永. 并行遗传算法在雅砻江梯级水库群优化调度中的应用[J]. 水力发电学报, 2010(6): 66-70.
- [10] 刘衍民, 牛奔, 赵庆祯. 基于交叉和变异的多目标粒子群算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(1): 82-84.
- [11] 周超, 屈亚玲, 杨俊杰, 等. 多目标梯级水库优化调度问题的免疫遗传算法[J]. 人民长江, 2008, 39(16): 45-47.
- [12] 赵于前, 刘锤. 基于并行遗传算法的气球力 Snake 模型参数优化[J]. 计算机应用, 2011, 31(3): 718-720.

【责任编辑 王琦】