

自适应逐次逼近遗传算法及其在水库群长期调度中的应用

邹 进

(昆明理工大学 电力学院 水电系, 昆明 650500)

摘 要 传统遗传算法的解空间均为可行解, 经过遗传操作产生的新个体若为不可行解, 则需要对其进行修正. 但在梯级水库调度中, 由于各时段间、水库间存在的水力电力联系, 使这种修正变得复杂困难. 鉴于此, 本文提出了自适应逐次逼近遗传算法 (AGASA), 它可在包含不可行解的空间中寻优, 并根据寻优结果自动调整搜索空间与控制参数, 从而逐渐逼近最优解. 最后通过一个算例, 并与离散微分动态规划法 (DDDP), 逐步优化法 (POA) 的优化结果进行比较, 说明了该方法的可行性与有效性.

关键词 水库调度; 优化调度; 遗传算法; 自适应; 逐次逼近

Adaptive genetic algorithm successive approximation and its application to long-term reservoirs operation

ZOU Jin

(Department of Hydropower, Faculty of Electric Power, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract In traditional genetic algorithm (GA), all chroms in the solution space are feasible; and if the new chroms created by genetic operation become infeasible they need to be revised. In cascade reservoirs operation, however, such revising becomes complicated because of the hydraulic and electric connections between time sequences and between reservoirs. Therefore, an advanced GA — adaptive genetic algorithm successive approximation (AGASA) — is proposed in this paper, which can do optimizing within a space including feasible and infeasible schemes, and finally find the optimum by successively altering the space and adaptively changing control parameters. Finally, a simulated example is provided, and the results are compared to those obtained by discrete differential dynamic programming (DDDP) and progressive optimality algorithm (POA) respectively, which indicates the feasibility and validity of AGASA.

Keywords reservoir operation; optimal operation; genetic algorithm; adaptive; successive approximation

1 引言

遗传算法是一种模拟自然基因和自然选择机制的寻优方法, 自 Holland 于 1975 年首次提出以来^[1], 已取得丰富的研究成果^[2], 在水库 (群) 优化调度中的研究也相当广泛^[3-12]. 与线性规划、非线性规划、动态规划、整数规划、POA 法等传统优化方法相比较, 遗传算法的优点主要有: (1) 全局搜索能力强; (2) 具有潜在并行性, 可以方便地进行分布式计算; (3) 收敛性好, 鲁棒性高. 但是, 其缺点也很明显, 如: (1) 遗传算法的局部搜索能力较差, 在进化后期搜索效率较低; (2) 实际应用中, 容易产生“早熟”现象; (3) 受许多可变参数的影响, 如交叉率、变异率、种群大小等, 然而目前这些参数的选择大部分仍依靠经验. 针对这些缺点, 产生了许多遗传算法的改进方法, 对编码方式、控制参数的确定、选择方式、交叉机理等方面都进行了改进. 例如, 使用自适应遗传算子对交叉率、变异率等参数进行改进^[7-8]; 采用混合算法改善其搜索特性^[9-12], 等等.

总的来看, 这些文献中的遗传算法都是在可行解中寻优的, 即初始解为可行解, 经过遗传操作后产生的新个体若为不可行解, 则对其进行修正; 然而, 在梯级调度中, 由于梯级水库间存在的水力电力联系, 使这种修正变得繁琐, 且容易陷入局部最优.

收稿日期: 2010-09-19

资助项目: 国家自然科学基金 (41061053); 云南省自然科学基金 (2009ZC005X)

作者简介: 邹进 (1973-), 女, 贵州安顺人, 副教授, 博士, 研究方向: 水资源系统分析与管理的.

因此, 本文提出了自适应逐次逼近遗传算法, 它试图从“可行解”的约束中跳出来, 以一种渐近搜索的方式, 使遗传算法能够在包括不可行解的空间中进行寻优, 并自动调整搜索空间与控制参数, 从而逐步找到全局最优解. 下面将对自适应逐次逼近遗传算法的思想及实现进行详细介绍, 并以一个三级水库群的长期优化调度为例, 与 DDDP、POA 等常规优化方法的计算结果进行对比, 以说明其有效性.

2 自适应逐次逼近遗传算法 (adaptive genetic algorithm successive approximation, AGASA)

水库调度实际上是一种过程优化, 需要使调度期内的整体目标最大化, 而不是某个时段的目标值最优. 在用遗传算法来求解单库调度时, 通常用浮点数编码, 其染色体长度即为调度期内的时段数; 由于前后时段间存在水量平衡约束, 前一时段泄水量的改变将影响后继时段的用水策略, 因此在经过遗传操作后, 若新的个体不满足约束条件, 则需要对其进行修正. 而在梯级水库调度中, 由于上下游水库间具有密切的水力联系, 若某一级水库的下泄流量发生了变化, 可能使其下游所有水库的调度方案发生变化. 因此, 利用遗传算法进行优化的时候, 若代表上游水库发电策略的染色体中的某一个 (或某一段) 基因产生了变化, 则很可能使整个染色体所表示的解为不可行解, 于是需要对该水库的后续基因及下游水库的相应基因进行调整, 这种修正在库群调度中是繁琐困难的, 且很容易陷入局部最优. 因此, 在这里将采用逐次逼近的方法, 使搜索空间不局限于可行解空间, 而用罚函数来淘汰不可行解, 并通过逐次循环, 使搜索空间不断缩小, 从而逐渐逼近全局最优解.

如图 1 所示, 初始循环时, 其搜索空间为整个决策变量的可行域 (即 X_{\max} 与 X_{\min} 之间的空间), 初始种群即为图中的水平虚线; 第二次及以后循环的搜索空间如图 2 所示, 它由前一次循环的最优解 (图中实线) 加减一个变量所组成的廊道构成 (也即为修改后的 X_{\max} 与 X_{\min} 之间的空间), 其初始种群亦为图中虚线所示.

可以看出, 由于计算开始是在决策变量的整个可行域寻优, 而可行解总是存在于可行域内的, 因此通过遗传算法总可以找到可行解 (因其具有全局搜索的特性), 再通过罚函数淘汰不可行解后, 使第一次循环获得的最优解为可行解; 同理, 由于第二次及以后循环的搜索空间又是在前一次最优解的基础上进行的扩充, 其中也必然存在可行解, 因此通过遗传算法及罚函数获得的最优解也必为可行解.

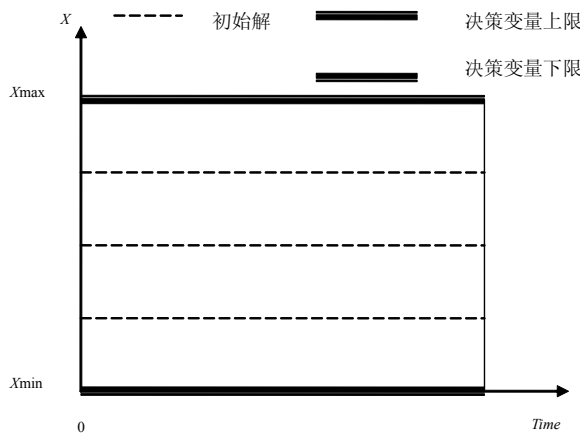


图 1 初次循环的解空间与初始种群

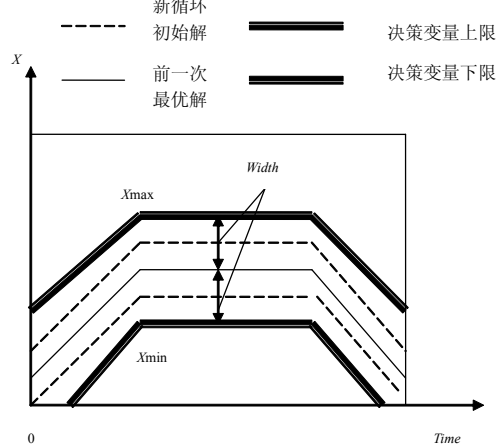


图 2 逐次循环的解空间与初始种群

自适应逐次逼近遗传算法的整体程序框图如图 3 所示. 可以看出, 相对于传统遗传算法, 主要是采用了自适应遗传算子, 增加了一个大循环及一个可变搜索空间. 下面就对一些主要参数的设置进行详细讨论.

(1) 种群的初始化

由于遗传算法是一种随机搜索算法, 因此种群的大小、结构及其遍历性对优化结果均会产生影响. 这里对初始解按下式赋值:

$$Ininpop[i][j] = X_{\min}[i] + step[i] * j \quad (1)$$

其中, i 为时段编号, j 为方案编号, $Ininpop[i][j]$ 是种群中第 j 个染色体第 i 位基因的初始值, 代表第 i 个时段 (长期调度中一般指月或旬) 决策变量 (一般为库水位或下泄流量) 在第 j 个方案中的初始值. $X_{\min}[i]$ 为第 i 个时段决策变量的下限值, $step[i]$ 为第 i 个时段的步长, 由下式决定:

$$step[i] = (X_{\max}[i] - X_{\min}[i]) / popsize \quad (2)$$

上式中 $X \max[i]$ 为第 i 个时段决策变量的上限值, $popsiz$ 为种群的大小, 其余变量含义同前.

(2) 廊道大小的确定

如图 2 所示, 决策变量上、下限 $X \max[i]$ 与 $X \min[i]$ 是随循环次数的改变而改变的, 其值为:

$$\begin{aligned} X \max[i] &= Xbest[i] + Width, \\ X \min[i] &= Xbest[i] - Width \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $Xbest[i]$ 为前一轮遗传算法所求得 i 时段的最优值, $Width$ 是廊道的宽度, 它是一个随循环次数 k 而改变的量:

$$Width^{(k)} = (X \max[i]^{(1)} - X \min[i]^{(1)})/k \quad (4)$$

其中, k 指代循环的次数, $X \max[i]^{(1)}$ 与 $X \min[i]^{(1)}$ 分别指第一次循环中决策变量的上、下限. 例如, 以库水位为决策变量, 则它们分别指正常蓄水位 (汛期时为防洪限制水位) 与死水位.

(3) 最大循环次数与种群大小

最大循环次数 $maxrun$ 的设定与问题复杂程度有关, 在库群调度中, 可能设置上百次.

种群大小对优化结果的影响较大, 设置过小搜索不到最优解, 过大则计算时间较长, 具体值亦视问题的复杂程度而定, 在库群调度中, 可能取到上千次. 为了在保证一定精度的条件下减小运行时间, 可用下式对种群大小进行更新:

$$popsiz^{(k)} = maxpop - (maxpop - minpop) * k / maxrun \quad (5)$$

式中, $popsiz^{(k)}$ 指第 k 次循环时种群的大小, $maxpop$ 指最大种群数, 即为第一次循环时的种群数, $minpop$ 指最小种群数, 即为最后一次循环时的种群数, $maxrun$ 为最大循环次数.

还需要说明的是, $maxrun$ 与 $maxpop$ 不宜设置过大, 否则不仅影响计算速度, 超过一定值后, 它们对最优解的贡献也很小了.

(4) 自适应控制参数

作为影响遗传算法性能的主要参数, 交叉率 p_c 与变异率 p_m 的调整是在代间进行的. 文献 [7] 提出了一种更新 p_c 与 p_m 的策略, 但该策略限制了参数的变化范围 ($p_c \in (0.5, 1)$, $p_m \in (0, 0.5)$), 这将不利于参数进一步的调整. 因此这里对自适应公式进行了如下修改:

$$p_c = \frac{1}{1 + \exp(-k_1 \Delta - c_1)}, \quad p_m = 1 - \frac{1}{1 + \exp(-k_2 \Delta - c_2)} \quad (6)$$

其中, $k_1, k_2 > 0$, 为控制曲线形状的变量, $c_1, c_2 > 0$, 为控制曲线位置的变量, Δ 表示生物多样性程度, 由下式确定:

$$\Delta = F_{\max} - \bar{F}_{avg} \quad (7)$$

式中 F_{\max} 为最优个体适应度, \bar{F}_{avg} 为适应度大于该代种群平均适应度的个体的平均适应度.

(5) 新种群的生成

由遗传操作可生成新的个体, 但新个体的适应度不一定比旧个体更优, 因此在产生子代新种群时, 需要将新旧个体进行统一比较. 这里采用排序择优法, 即将新旧个体按适应度从大到小进行排序, 前 $popsiz$ 个染色体就组成了新种群.

3 梯级水库优化调度模型

梯级水库是一种特殊的水库群, 它由流域中自上而下的若干水库组成, 水库间既有水力联系又有电力联系, 其优化模型为:

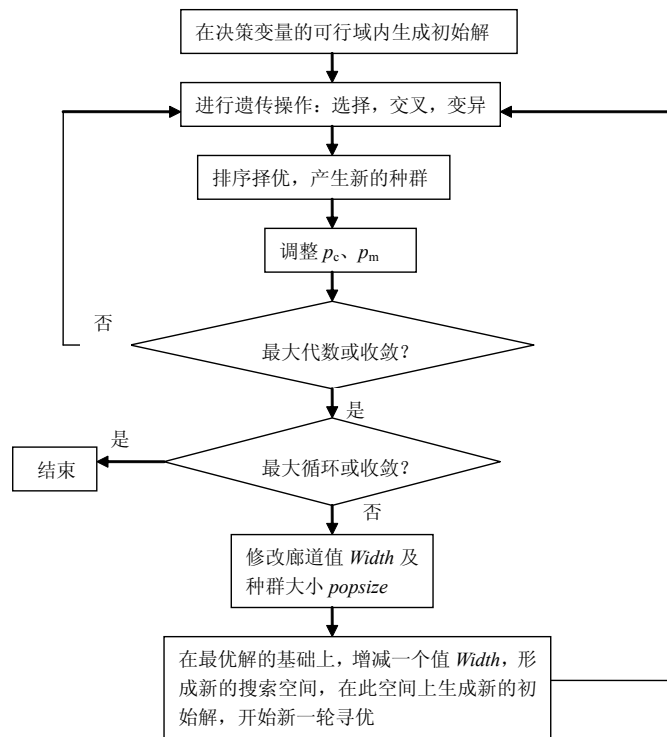


图 3 自适应逐次逼近遗传算法流程图

目标函数:

$$\text{Max}E = \text{Max} \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^T k_j \cdot qf_{j,i} \cdot H_{j,i} \cdot \Delta t \right)$$

其中, E 为梯级总发电量, k_j 为电站 j 的综合出力系数, $qf_{j,i}$ 为第 j 个水库第 i 个时段的发电流量 (m^3/s), $H_{j,i}$ 为第 j 个水库第 i 个时段的平均水头 (m), Δt 为时段长, 这里为一个月, T 为年内时段数, 这里 $T = 12$, n 为梯级中所有水库的个数. 由于时段长度均为一个月, 故上式可转变为:

$$\text{Max}N = \text{Max} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^T N_{j,i} = \text{Max} \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^T k_j \cdot qf_{j,i} \cdot H_{j,i} \right) \quad (8)$$

其中 N 为出力.

约束条件:

$$\text{水量平衡方程: } V_{j,i} = V_{j,i-1} + (Q_{j,i} + Itr_{j,i} - q_{j,i}) \cdot \Delta t, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

其中, $j = 1$ 表示梯级中自上游始的第一个水库; $j > 1$ 时, $Q_{j,i} = q_{j-1,i}$.

$$\text{电站出力约束: } \underline{N}_j \leq N_{j,i} \leq \overline{N}_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

$$\text{下泄流量约束: } \underline{q}_j \leq q_{j,i} \leq \overline{q}_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$\text{库容约束: } \underline{V}_j \leq V_{j,i} \leq \overline{V}_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

$$\text{非负约束: } q_{j,i} > 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

式中, $\underline{V}_j, \overline{V}_j, \underline{q}_j, \overline{q}_j, \underline{N}_j, \overline{N}_j$ 分别为第 j 个水库的最小库容 (m^3), 最大库容 (m^3), 最小下泄流量 (m^3/s), 最大下泄流量 (m^3/s), 最小出力 (kW), 最大出力 (kW); $N_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的平均出力 (kW), $V_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的末库容 (m^3), $q_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的平均下泄流量 ($q_{j,i} = qf_{j,i} + spl_{j,i}$) (m^3/s), $qf_{j,i}$ 为第 j 个水库第 i 时段的发电流量 (m^3/s), $spl_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的弃水流量 (m^3/s), $Q_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的干流平均流量 (m^3/s), $Itr_{j,i}$ 为第 j 个水库 i 时段的区间入流平均流量 (m^3/s).

4 自适应逐次逼近遗传算法的解题步骤

现采用自适应逐次逼近遗传算法求解以上梯级水库的优化调度问题. 参照图 3, 主要步骤有:

- a. 确定调度方案的基因编码方式: 一般使用浮点数编码, 则染色体形式为 $(x_1, x_2, \dots, x_{T*n})$, 其长度为 $T * n$, T 为时段数, n 为梯级水库个数.
- b. 遗传算法参数赋值, 包括初始种群规模、交叉率、变异率、收敛精度、最大遗传代数、最大循环次数等.
- c. 按式 (1) 生成初始种群.
- d. 计算当代种群中个体的适应度值.
- e. 进行遗传操作: 选择、交叉、变异, 生成新的个体.
- f. 将新旧个体进行统一排序, 择优生成新的种群.
- g. 对新种群按式 (6) 调整交叉率、变异率.
- h. 重复步骤 d-g, 直到满足收敛条件或达到最大遗传代数, 产生一次循环的最优调度方案.
- i. 在前一次最优方案的基础上, 由式 (3) 生成下一次寻优的搜索空间, 由式 (5) 更新种群大小.
- j. 由式 (1) 生成下一次寻优的初始种群.
- k. 回到步骤 d, 直到满足收敛条件或达到最大循环次数.

5 算例

现有某三级梯级水库, 水库特性及年初库水位如表 1 所示, 由于有航运和灌溉任务, 要求下泄流量不小于 $20\text{m}^3/\text{s}$, 表 2 为某水文年的预报来水, 试求出梯级水库在该年的最优调度方案.

按第 3 节所述的步骤进行优化, 取初始交叉率 0.9, 初始变异率 0.1, 收敛精度 0.01, 最大遗传代数 100, 最大循环次数 300, 最大种群数 100, 最小种群数 10, 种群大小按 (5) 式进行更新.

计算结果列于表 3, 作为比较, 表中还列出了 DDDP 法与 POA 法的优化结果; 图 4-6 则分别描绘了三种算法求得的水位变化过程线.

由表 3 可以看出,就梯级总发电量而言,AGASA 的结果较其它算法略高;从图 4-6 来看,由 AGASA 所得的水位过程线变化较均匀;因此整体来看,AGASA 的优化结果要好于其它两种算法,说明了该算法的可行性与有效性.

然而,AGASA 的计算时间远多于其它算法,虽然在离线计算的水库群长期优化调度中尚可容许,但也是该算法需要进一步改进的地方.

表 1 水库特性参数及初始条件

水库	参数						
	V_j /亿 m^3	\bar{V}_j /亿 m^3	N_j /MW	\bar{N}_j /MW	q_j / m^3/s	\bar{q}_j / m^3/s	$Z_{j,0}$ /m
1	1.996229	6.420204	20	110	20	500	58
2	1.591517	6.318238	10	110	20	500	44
3	0.737154	3.891805	10	100	20	400	20

表 2 某水文年月经流量 (m^3/s)

水库	月份											
	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3
1	88.6	140.5	169.9	173.7	288.6	601.5	122	96.3	65.1	81	44.6	37
2	6.75	8.5	10.63	11.5	13.68	20.72	11.23	5.55	3.85	4.5	2.89	2.85
3	8.75	9.5	11.63	12.5	14.68	21.72	12.23	6.55	4.85	5.5	3.89	3.85

表 3 三种优化算法的结果比较

方法	项目				
	1 库发电量/亿度	2 库发电量/亿度	3 库发电量/亿度	总发电量/亿度	运行时间/秒
AGASA	2.257	2.9394	2.4454	7.6418	67.7
DDDP	2.0104	2.9645	2.4558	7.4307	0.08
POA	2.2119	2.7725	2.5448	7.5292	0.18

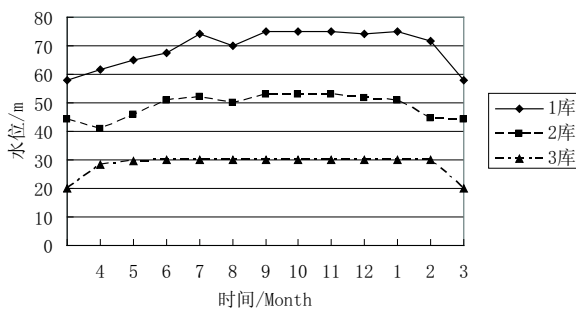


图 4 AGASA 的水位变化过程线

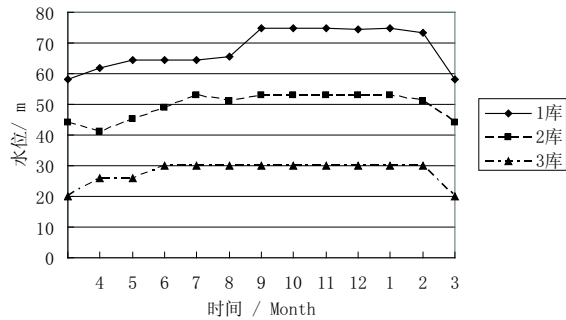


图 5 DDDP 的水位变化过程线

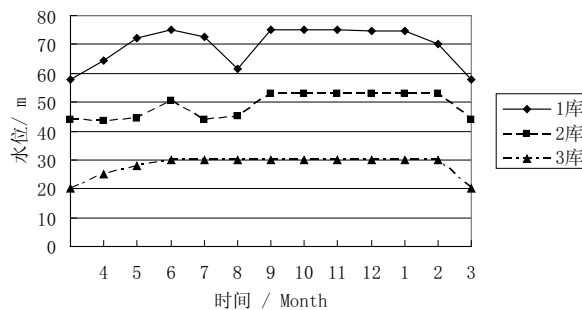


图 6 POA 的水位变化过程线

6 结论

本文提出了自适应逐次逼近遗传算法,其特点是可在包含不可行解的空间中寻优,并可根据种群的分布特点自动调整各控制参数,最后通过一个算例表明了该方法在梯级水库群长期优化调度中的有效应用.需要说明的是,由于自适应逐次逼近遗传算法不受目标函数性质与约束条件的限制,因此亦可用于其他领域的优

化问题.

参考文献

- [1] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems[M]. MIT Press, 1975.
- [2] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
Wang X P, Cao L M. Genetic Algorithm — Theory, Application and Software Realization [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.
- [3] Hakimi-Asiabar M, Ghodsypour S H, Kerachian R. Deriving operating policies for multi-objective reservoir systems: Application of self-learning genetic algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(4): 1151–1163.
- [4] 王万良, 周慕逊, 管秋, 等. 基于遗传算法的小水电站优化调度方法的研究与实践 [J]. 水力发电学报, 2005, 24(3): 6–11.
Wang W L, Zhou M X, Guan Q, et al. Research and practice of optimum operation method based on genetic algorithm for small hydropower stations[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2005, 24(3): 6–11.
- [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.
Chang J X, Huang Q, Wang Y M. Optimal operation of hydropower station reservoir by using an improved genetic algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2001(3): 85–90.
- [6] 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.
Chen L H, Mei Y D, Dong Y J, et al. Improved genetic algorithm and its application in optimal dispatch of cascade reservoirs[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(5): 550–556.
- [7] 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.
Wan X, Zhou J Z. Application of genetic algorithm for self adaptation, symmetry and congruity in reservoir mid-long hydraulic power operation[J]. Advances in Water Science, 2007, 18(4): 598–603.
- [8] 王少波, 解建仓, 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.
Wang S B, Xie J C, Kong K. Application of adaptive genetic algorithm in optimization of reservoir operation[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006, 37(4): 480–485.
- [9] 刘卫林, 董增川, 王德智. 混合智能算法及其在供水水库群优化调度中的应用 [J]. 水利学报, 2007, 38(12): 1437–1443.
Liu W L, Dong Z C, Wang D Z. Hybrid intelligent algorithm and its application in dispatch optimization for water supply reservoir group[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2007, 38(12): 1437–1443.
- [10] 刘攀, 郭生练, 雒征, 等. 求解水库优化调度问题的动态规划——遗传算法 [J]. 武汉大学学报: 工学版, 2007, 40(5): 1–6.
Liu P, Guo S L, Luo Z, et al. Optimization of reservoir operation by using dynamic programming-genetic algorithm[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2007, 40(5): 1–6.
- [11] Lakshminarasimman L, Subramanian S. A modified hybrid differential evolution for short-term scheduling of hydrothermal power systems with cascaded reservoirs[J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(10): 2513–2521.
- [12] Wong S Y W. Hybrid simulated annealing/genetic algorithm approach to short-term hydro-thermal scheduling with multiple thermal plants[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2001, 23(7): 565–575.