

动态差分进化算法在梯级水库优化问题中的应用

涂莹¹, 舒丹丹², 张银行¹

(1. 河南黄河水文勘测设计院, 郑州 450001; 2. 河南省水利勘测设计研究有限公司, 郑州 450001)

摘要: 采用标准差分进化算法在求解梯级水库优化问题时, 随着解链长度的增加, 算法求解性能下降, 进化后期种群多样性降低, 算法极易陷入局部最优解。为此, 定义了个体差异参数来动态控制差分进化算法的缩放因子, 即定义算法可进化度参数来动态控制算法的选择机制。通过对比标准差分进化算法、逐步优化算法和动态差分进化算法求解 2 个标准测试函数和某梯级水库优化调度的模拟仿真结果, 发现后者较前者的全局搜索能力有了显著提高。

关键词: 优化问题; 差分进化; 个体差异参数; 算法可进化度参数

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** **文章编号:** 1672 1683(2014) 04-0194-04

Dynamic Differential Evolution Algorithm and Its Application in Optimal Operation of Cascade Reservoirs

TU Ying¹, SHU Dan dan², ZHANG Yin hang¹

(1. Yellow River Hydrological Engineering Design Institute, Zhengzhou 450001, China;

2. Henan Water & Power Engineering Consulting Co. Ltd, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The standard difference evolution algorithm is often used to analyze the optimal operation of cascade reservoirs, but with the increasing of melting length, the performance of algorithm solution decreases, the population diversity at late evolution decrease, and thus the algorithm may only determine the local optimal solution. In this study, the parameter of individual difference was defined to perform dynamic control on the scaling factor of difference evolution algorithm, and the parameter of evolution possibility was defined to perform dynamic control on the selection mechanism of the algorithm. Two standard testing functions and optimal operation of the cascade reservoirs were solved using the standard difference evolution algorithm, progressive optimization algorithm, and dynamic difference evolution algorithm. The simulation results indicated that the global searching ability of dynamic difference evolution algorithm increases significantly compared to that of standard difference evolution algorithm.

Key words: optimization problem; differential evolution; parameter of individual difference; parameter of evolution possibility

水库优化调度是一类复杂的组合优化问题, 具有高维数、非凸、非线性等特点。动态规划、逐次逼近动态规划、逐步优化算法(Progressive Optimization Algorithm, POA)等传统优化方法由于分别存在“维数灾”、收敛速度慢、初始解依赖性等问题, 求解梯级水库联合调度时效果并不理想。随着生物智能和人工智能研究的不断深入, 遗传算法、粒子群算法等智能优化算法^[1-6]被广泛应用于求解梯级水库优化调度。

差分进化算法^[7](Differential Evolution, DE)是基于群体智能理论的优化算法, 通过群体内不同个体间的合作与竞争指导优化搜索。该算法具有控制参数少、收敛速度快、鲁棒性强等特点, 被广泛应用于优化问题^[8-10]。但是, 其解链长度随着问题复杂度的增加而加长, 算法极易因为一个基因

点超出可行范围而导致整条解链不可行。同时, 随着进化的不断深入, 群体多样性下降, 极易导致算法陷入局部最优^[11-14]。针对该问题, 本文采用动态差分进化算法(Dynamic Differential Evolution, DDE)求解梯级水库优化调度问题, 即定义了个体差异参数和算法可进化度参数, 通过两个参数动态调整算法的缩放因子和选择机制, 从而改善算法的求解性能, 并通过比较 DE、POA 和 DDE 对标准测试函数和梯级水库优化调度问题的求解结果, 验证上述改进策略的有效性。

1 梯级水库调度数学模型

梯级水电站群作为一个整体联合运行, 不仅具有库容补偿效益和水文补偿效益, 而且还具有电力补偿效益。本文以调度期内梯级水库发电量最大为目标建立长期优化调度模型。

收稿日期: 2013-12-25 修回日期: 2014-02-11 网络出版时间: 2014-06-11

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13476/j.cnki.nsbdtqk.2014.04.001.html>

作者简介: 涂莹(1983-), 男, 吉林省吉林市人, 工程师, 主要从事水文水资源研究工作。E-mail: tuying2007@126.com

1.1 目标函数

$$E = \max \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T N_{i,t} \cdot \Delta t \quad (1)$$

$$N_{i,t} = A_i \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \quad (2)$$

式中: E 为调度期梯级总发电量; $N_{i,t}$ 为第 t 时段 i 电站的出力; A_i 为 i 电站的综合出力系数; $Q_{i,t}$ 为第 t 时段 i 电站的平均发电流量; $H_{i,t}$ 为第 t 时段 i 电站的平均发电水头; T 为调度期的总时段数; N 为梯级电站数量; Δt 为单个时段长度。

1.2 约束条件

(1) 水量平衡约束

$$V_{i,t} = V_{i,t-1} + (I_{i,t} - Q_{i,t} - q_{i,t}) \cdot \Delta t \quad (3)$$

(2) 水位约束

$$ZL_{i,t} \leq Z_{i,t} \leq ZU_{i,t} \quad (4)$$

(3) 流量约束

$$QL_{i,t} \leq Q_{i,t} \leq QU_{i,t} \quad (5)$$

(4) 出力约束

$$NL_{i,t} \leq N_{i,t} \leq NU_{i,t} \quad (6)$$

式中: $ZL_{i,t}$ 、 $ZU_{i,t}$ 分别为第 t 时段电站的水位最低值和最高值; $QL_{i,t}$ 、 $QU_{i,t}$ 分别为第 t 时段 i 电站的流量的下限和上限; $NL_{i,t}$ 、 $NU_{i,t}$ 分别为第 t 时段 i 电站出力的下限和上限; $V_{i,t-1}$ 、 $V_{i,t}$ 为第 t 时段初、末 i 水库的蓄水量; $I_{i,t}$ 为第 t 时段 i 电站的平均入库流量; $q_{i,t}$ 为第 t 时段 i 电站的弃水流量。

2 差分进化算法

差分进化算法在优化迭代过程中, 采用规模为 NP 的 D 维向量 $X_i^g (i = 1, 2, \dots, NP)$ 作为第 g 代的种群, 在搜索空间中进行寻优, 其中 NP 为种群规模, D 为解空间维数。DE 的基本原理是将种群中任意两个个体的差分向量加权, 并根据相应规则加到第三个个体上, 从而获得新个体。根据贪婪选择的思想, 若新个体优于原个体, 则接受新个体; 否则, 将原个体保存进入下一代。算法的基本进化操作包括变异、交叉和选择。

算法首先在问题的可行解范围内随机初始化种群 $X^0 = [X_1^0, X_2^0, \dots, X_{NP}^0]$, 上标 0 表示为初始种群。由 (7) 式对第 g 代种群中的个体 X_i^g 实施变异操作, 得到变异个体 V_i^{g+1} :

$$V_i^{g+1} = X_{r1}^g + F(X_{r2}^g - X_{r3}^g) \quad (r1 \neq r2 \neq r3 \neq i) \quad (7)$$

式中: $r1, r2, r3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$; X_{r1}^g 为父代基向量; $(X_{r2}^g - X_{r3}^g)$ 为父代差分向量; F 为缩放因子; g 为迭代代数。

对变异个体 V_i^{g+1} 实施交叉操作, 生成试验个体 U_i^{g+1} 。 U_i^{g+1} 的第 j 维分量 $u_{i,j}^{g+1}$ 按式 (8) 所示规则生成, 即:

$$u_{i,j}^{g+1} = \begin{cases} V_{i,j}^{g+1}, & \text{If } (\text{rand}() \leq CR) \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ X_{i,j}^g, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中: CR 为范围在 $0 \sim 1$ 之间的交叉概率; $\text{rand}()$ 为在 $0 \sim 1$ 范围内生成的随机数; j_{rand} 为 $\{1, 2, \dots, D\}$ 之间随机选取的随机量。

利用式 (9) 对试验个体 U_i^{g+1} 和 X_i^g 的适应度函数进行比较, 对于最小化问题, 选择适应度函数值低的个体作为子代个体 X_i^{g+1} 进入种群, 即

$$X_i^{g+1} = \begin{cases} U_i^{g+1} & \text{If } (f(U_i^{g+1}) < f(X_i^g)) \\ X_i^g & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $f(\cdot)$ 为适应度函数。

文献 [4] 详细研究了 DE 算法在优化问题中的应用, 将其与模拟退火、进化策略、随机差分方程等方法进行了比较, 论证了 DE 算法的收敛性能优于上述三种方法, 同时也对其控制参数进行分析和测试。

3 算法改进策略

3.1 种群多样性参数

本文定义个体差异参数 D 来描述算法进化过程中, 两个同代个体之间的差异程度, 如式 (10) 所示:

$$D_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{i,k}^g - x_{j,k}^g)^2} \quad (10)$$

式中: $x_{i,k}^g$ 和 $x_{j,k}^g$ 分别为第 g 代种群中个体 i 和个体 j 上的第 k 个基因; n 为解链长度。

根据差分进化算法的基本原理, 算法通过缩放因子 F 对差分向量加权后叠加到基向量从而得到新解。一般情况下 F 往往是一个固定的值, 当两个个体之间差异度降低时, 就不能充分发挥差分向量对基向量的扰动作用, 也就降低了算法的全局寻优能力。此时, 如果根据个体之间的差异度动态调整 F 的大小, 即当差分向量的两个个体差异度大时, 采用较小的 F 值; 当差分向量的两个个体差异度小时, 采用加大的 F 值。通过 F 值动态调整对基向量的扰动程度, 有利于搜索到新的解空间, 提高算法性能。 F 的动态控制如式 (11) 所示。

$$F = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min}) \frac{1}{D_{i,j} + 1} \quad (11)$$

3.2 算法可进化度参数

对于变异、交叉后产生的新个体, 在标准差分进化算法中一般采取贪婪选择的方式进行选择。这样当算法进化一段时间后, 必然会出现当代群体中适应值相对较优的小群体, 甚至出现个别适应值极优的“超级个体”。在这些个体的导向作用下, 算法会快速向这些局部最优点收敛。随之而来的是, 算法进化过程中无法再产生结构较为新颖的个体, 种群多样性遭到破坏, 算法缺乏跳出局部最优的能力。

针对该问题, 定义算法可进化度参数 E 来衡量算法继续进化的能力。利用连续几代的最优个体的适应值作为可进化度参数的计算依据, 若连续 n 代最优个体的适应值无变化, 即 $f_1 = f_2 = \dots = f_n$, 则可进化度表示为:

$$E = \delta - n \quad (12)$$

式中: δ 为设定的阈值, n 为适应值连续无变化的代数。

当 $E \leq 0$ 时, 表明算法已经停滞或者退化。为使算法能够跳出局部最优点, 从而探索新的领域, 此时可以放弃对于新解的贪婪选择策略, 即使子代解并不优于父代解, 也接受子代新解。如此, 便可促使种群的多样性增大, 进而使差分向量的扰动作用进一步增强, 达到搜索新的空间的目的。若 $E > 0$, 则继续采取贪婪选择策略。

3.3 动态差分进化算法

标准的差分进化算法都是按照固定的模式进行, 本文提出的改进算法通过两个控制参数动态调整算法的缩放因子和选择选择, 即通过个体差异参数动态调整算法的缩放因子, 通过算法可进化度参数动态调整算法的选择机制, 从而提高算法的寻优性能。算法具体执行步骤如下:

步骤 1: 确定编码方式、初始控制参数并随机产生初始

种群;

步骤 2: 确定适应值函数并计算各个体的适应值, 判断是否符合收敛准则。若符合, 则输出结果, 否则转向步骤 3;

步骤 3: 随机选取三个个体并按照式 (7) 进行变异操作, 其中收缩因子 F 按照式 (11) 所示根据差分向量的两个个体的差异参数 D 进行动态控制;

步骤 4: 按式 (8) 执行交叉操作;

步骤 5: 计算算法可进化度参数 E 。若 $E > 0$, 则按照贪婪选择策略进行选择操作; 若 $E = 0$, 则接受任何产生的新解。由新产生的解组成新的种群, 并返回步骤 2。

4 实例验证

4.1 标准测试函数

为验证改进算法的可行性和有效性, 本文采用如下测试

函数对上述算法进行对比测试:

Schwefel 函数:

$$f_1(x) = - \sum_{i=1}^N [x_i \sin(\sqrt{|x_i|})] \quad x_i \in [-500, 500] \quad (13)$$

Rastrigrin 函数:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^N [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10] \quad x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (14)$$

实验设置的参数如下: 函数维数 $N = 10$, 算法种群 $NP = 200$, 交叉概率 $CR = 0.6$, $F_{max} = 0.85$, $F_{min} = 0.35$, 算法最大迭代次数为 200 次。分别采用 POA、DE、DDE 对上述测试函数进行 40 次优化计算, 取优化结果的平均值、最优值、标准差和运行时间作为衡量指标, 结果见表 1。

由表 1 中数据可见, 与 POA 和 DE 相比, DDE 的求解结果均优于前两者, 这正说明 DDE 具有较强的全局寻优能力; 对比不同算法求解结果的标准差可以发现, DDE 的标准差

表 1 不同算法优化结果对比

Table 1 Comparison of optimal results determined by different algorithms

函数名称	算法	理论最优解	计算最优解	平均值	标准差	运行时间
Schwefel 函数	POA		- 1675.92965	- 1634.42457	57.83	1.86
	DE	- 1675.9316	- 1675.93155	- 1573.13863	90.26	1.73
	DDE		- 1675.93157	- 1675.50327	2.28	1.94
Rastrigrin 函数	POA		0	0.458	0.62	1.64
	DE	0	0	0.357	0.87	1.45
	DDE		0	0.0002	0.001	1.77

最低, 这也反映出 DDE 算法求解稳定性优于 POA 和 DE; 对比三种算法的运行时间, DDE 略长于另外两种算法, 但相差不大。这是由于 DDE 在算法结构上比前两者更加复杂, 求解耗时相对会有一定增加的缘故。求解时间的略微增加带来的影响与求解性能的大幅提升相比, 基本可以忽略不计。因此, DDE 在寻优能力和求解稳定性上均优于 POA 和 DE。

4.2 梯级水库优化调度

以某梯级水电站群为例, 将 DDE 应用于求解梯级水库优化调度问题。梯级水电站拓扑结构见图 1, 各电站基本资

料见表 1。由于 A1、B1 两库具有年调节能力, 其余水库均只有日调节能力, 因此, 可以将该水库群概化为 2 个水库 9 个电站的梯级水库系统。

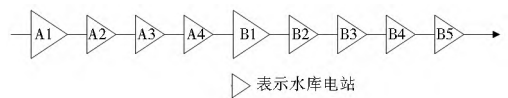


图 1 梯级水电站拓扑结构

Fig. 1 Topology of the cascade reservoirs

以某年各月实测径流资料作为输入序列, 分别采用 POA、

表 2 梯级各电站基本参数

Table 2 Basic parameters of the hydropower stations

项目	A1	A2	A3	A4	B1	B2	B3	B4	B5
正常蓄水位/ m ²	930	2315	1692	955	850	660	528	474	432
死水位/ m ²	886	2307	1687	952	790	655	520	469	430
装机容量/ MW	240	240	240	700	3600	660	730	600	480
保证出力/ MW	77.4	87.8	82.7	136.1	926	162	197	138	151
出力系数	8.5	8.2	8.3	7.9	8	8.5	8.2	8.8	8.5
调节性能	年	日	日	日	年	日	日	日	日

DE 和 DDE 三种算法对上述梯级水库系统进行优化调度模拟计算。多次模拟计算结果的平均值见表 2。

表 3 不同算法所得平均梯级总发电量及计算时间对比

Table 3 Comparison of results of generation and time consuming determined by different algorithms

算法	平均总发电量/(亿 kW · h)	平均计算耗时/ s
POA	372.8	302
DE	362.7	61
DDE	374.5	73

对比不同算法模拟结果可见, DE 求解的梯级总发电量低于 POA 的计算结果。其原因在于, DE 在计算过程中, 随着迭代次数的增加种群多样性迅速降低, 算法在未充分进行全局搜索的情况下转入局部优化。由于个别较优个体的强烈导向作用, 种群会陷入局部最优值而无法跳出。DDE 求解的梯级发电量大于 POA 和 DE。原因在于, DDE 引入参数的动态调整策略, 可以随着迭代的进行而动态调整算法的缩放因子和选择机制, 从而使得算法较好地平衡了全局搜索和局部寻优。

对比三种算法的计算时间可见,DE 和 DDE 的计算时间均小于 POA, DDE 计算耗时比 DE 略有增加。原因在于, DDE 增加了参数动态调整策略和选择机制动态调整策略,因此在计算量上比 DE 有所增加。考虑到通过上述两个策略提升的梯级发电量, DDE 与 DE 相比增加的计算耗时是可以接受的。

从算法结构上来说,虽然 POA 算法每次只对两个阶段进行优化,但是单次计算量依然会随着水库数目(维数)的增加而呈指数增长,因此计算耗时也必然大幅上升。而 DDE 和 DE 的计算量随水库数量(维数)和计算时段数量的增加均呈线性增长,所以算法计算耗时受电站数量的影响相对较小。

取多次模拟计算中三种算法计算所得目标函数值最大时的梯级水库水位过程进行比较,见图 2、图 3。

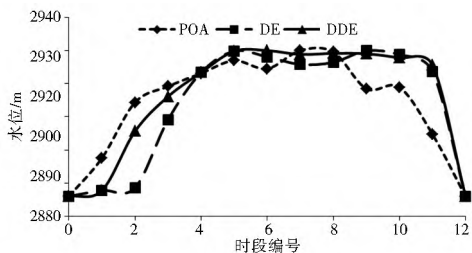


图 2 水库 A 的水位过程

Fig. 2 Water level process in reservoir A

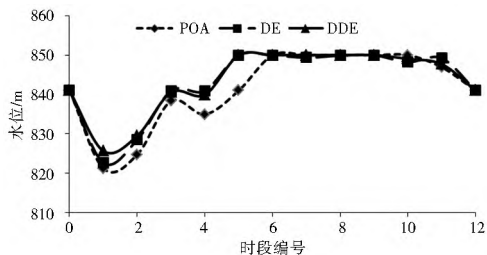


图 3 水库 B 的水位过程

Fig. 3 Water level process in reservoir B

观察图 2 的水库水位过程可见, POA 与 DDE 的蓄放水过程有较大差别。POA 结果前期迅速蓄水, 导致随后产生较多弃水, 后期较早开始放水, 损失了高水头的优势。而 DDE 结果前期蓄水稍晚, 充分利用了汛期来水量大的特点增发发电量, 后期较长时间维持高水位, 利用高水头增发发电量。电站 A 机组的设计水头为 560 m, 属于高水头机组, 流量的变化对发电量的影响相对更加明显, DDE 的计算结果比 POA 结果更符合电站的这种特性。

水库 B 的起调水位较高, 因此前期要加大泄流进行发电。同时, 其机组设计水头为 148 m, 多年平均流量为 1 230 m³/s, 因此水头的变化对梯级总发电量的影响比流量变化更为明显。DDE 求解的梯级发电量之所以高于 POA 的结果, 也正是因为 DDE 的计算结果更符合尽量维持高水位发电的特点。

参考文献(References):

[1] 姜铁兵, 梁年生, 康玲, 等. 用遗传算法确定水电站自动发电计划[J]. 水力发电学报, 1995(4): 7-14. (JIANG Tiebing, LIANG Niangsheng, KANG Ling, et al. Automatic Generation Schedules Control by using Genetic Algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 1995(4): 7-14. (in Chinese))

[2] 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 Lihua, MEI Yandong, DONG Yajie, et al. Improved Genetic Algorithm and its Application in Optimal Dispatch of Cascade Reservoirs[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2008, 39(5): 550-556. (in Chinese))

- [3] 郑姣, 杨侃, 倪福全, 等. 水库群发电优化调度遗传算法整体改进策略研究[J]. 水利学报, 2013, 44(2): 205-211. (ZHENG Jiao, YANG Kan, NI Fuchuan, et al. Research on Overall Improved Genetic Algorithm Applied in Optimal Generation Dispatching of Multi-reservoir System[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2013, 44(2): 205-211. (in Chinese))
- [4] 纪昌明, 刘方, 彭杨, 等. 基于鲶鱼效应粒子群算法的水库泥沙调度模型研究[J]. 水力发电学报, 2013, 32(1): 70-76. (JI Changming, LIU Fang, PENG Yang, et al. Study of Water Sediment Operation Model of Reservoirs with Catfish effect Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2013, 32(1): 70-76. (in Chinese))
- [5] 杨维, 李岐强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94. (YANG Wei, LI Qiqiang. Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94. (in Chinese))
- [6] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416-420. (LV Zhen su, HOU Zhi rong. Particle Swarm Optimization with Adaptive Mutation[J]. ACTA Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-420. (in Chinese))
- [7] Rainer Storn, Kenneth Price. Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, (11): 341-359.
- [8] Hong Kyu Kim, Jir Kyo Chong. Differential Evolution Strategy for Constrained Global Optimization and Application to Practical Engineering Problems[J]. IEEE Trans on Magnetics, 2007, 43(4): 1565-1568.
- [9] 郑慧涛, 梅亚东, 胡挺, 等. 双层交互混合差分进化算法在水库群优化调度中的应用[J]. 水力发电学报, 2013, 32(1): 54-62. (ZHENG Huitao, MEI Yandong, HU Ting, et al. Double-tier Interaction Shuffled Differential Evolution Algorithm and its Application to Optimal Operation of Cascade Reservoirs[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2013, 32(1): 54-62. (in Chinese))
- [10] Chang C S, Xu D Y. Differential Evolution Based Tuning of Fuzzy Automatic Train Operation for Mass Rapid Transit System. IEEE Proc Electric Power Application, 2000, 147(3): 206-212.
- [11] Kim Hongkyu, Chong Jinkyoo, Park Kyongyop. Differential evolution strategy for constrained global optimization and application to practical engineering problems[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2007, 43(4): 1565-1568.
- [12] 谢晓锋, 张文俊, 张国瑞, 等. 差异演化的实验研究[J]. 控制与决策, 2004, 19(1): 49-52. (XIE Xiaofeng, ZHANG Wenjun, ZHANG Guorui, et al. Empirical Study of Differential Evolution[J]. Control and Decision, 2004, 19(1): 49-52. (in Chinese))
- [13] 郑慧涛. 水电站群发电优化调度的并行求解方法研究与应用[D]. 武汉: 武汉大学, 2013. (ZHENG Huitao. Research and Application of Parallel Methods for Solving Optimal Generation Operation of Hydropower Station Group[D]. Wuhan: Wuhan University, 2013. (in Chinese))
- [14] 汪定伟, 王俊伟, 王洪峰, 等. 智能优化方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007. (WANG Dingwei, WANG Junwei, WANG Hongfeng. Intelligent Optimization Methods[M]. BEI Jing: Higher Education Press, 2007. (in Chinese))