

何中政, 辛秀钰, 魏博文, 等. 基于 SPADE 算法的梯级水库群联合防洪优化调度[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2024, 22(4): 651-660. HE Z Z, XIN Y X, WEI B W, et al. Optimal operation of joint flood control for cascade reservoirs based on SPADE algorithm[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2024, 22(4): 651-660. (in Chinese)

基于 SPADE 算法的梯级水库群 联合防洪优化调度

何中政^{1,2}, 辛秀钰^{1,2}, 魏博文^{1,2}, 尹恒^{1,2}, 徐富刚^{1,2}, 邓欢^{1,2}

(1. 南昌大学工程建设学院, 南昌 330031; 2. 南昌大学鄱阳湖环境与资源利用教育部重点实验室, 南昌 330031)

摘要: 针对梯级水库群联合防洪优化调度问题, 提出一种基于自适应成功历史策略的改进差分进化算法(strategy and parameter adaptive differential evolution, SPADE)。该算法通过自适应成功历史差分策略来提升随机搜索效率, 通过精英种群保守策略提升局部收敛速度及全局探索能力。据此开展包含 10 个测试函数的数值实验和赣江中游梯级水库群联合防洪优化调度实例, 用于检验所提出的算法应用效果。结果表明: 在数值实验中, SPADE 算法收敛结果的最优值、平均值、标准差和成功次数评价指标整体优于 SHADE、自适应差分进化算法(self-adaptive differential evolution, SADE)、遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)、人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC); 在梯级水库群联合防洪优化调度实例应用中, 通过对 1964 单峰和 1973 多峰型历史洪水过程进行分析, 发现 SPADE 算法结果在削峰率指标上明显优于 SADE、GA、PSO 算法, 且相比 SHADE 在两次历史洪水条件下的削峰率指标结果分别提升 0.9%、3.4%。实验结果充分验证所提 SPADE 算法的优越性, 可作为梯级水库群联合优化调度问题的有效求解工具。

关键词: 防洪调度; 梯级水库群; 差分进化算法; 成功历史; 差分策略; 精英种群

中图分类号: TV697 **文献标志码:** A **DOI:** 10.13476/j.cnki.nsbdkq.2024.0067

水库群联合优化调度需考虑气象、水文、水力等多种因素的影响, 并涉及上下游之间和多功能之间的利害冲突, 是一类复杂优化问题^[1]。针对这类问题, 国内外学者曾开展基于运筹学的线性规划(linear programming, LP)^[2]、动态规划(dynamic programming, DP)^[3-4]、逐步优化算法(progressive optimal algorithm, POA)^[5-6]等数学优化方法研究; 近年来随着计算机硬件和软件发展, 常见模型包括遗传算法(genetic algorithm, GA)^[7-10]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[11-12]、反向传播(back propagation, BP)神经网络算法^[13-14]、鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)^[15-16]等智能优化算法也在水库群联合优化调度中得到应用。

在众多智能优化算法中, Storn 等^[17]于 1997 年

提出差分进化算法(differential evolution, DE), 由于该算法原理简单且易于实现, 因此在水库调度研究领域中得到广泛应用^[18-19]。覃晖等^[20]提出了一种基于自适应柯西变异的多目标差分进化算法; He 等^[21]提出了分区参数自适应更新策略的改进 DE 算法; Bilal 等^[22]把多个改进启发式算法与经典算法 DP 相结合进行比较, 其中 DP-FCADE2 算法性能最为突出; Ahmadianfa 等^[23]研发了一种基于粒子群优化的自适应差分进化(A-DEPSO)算法, 采用新的突变算子和交叉机制。上述 DE 算法改进在一定程度上提升了水库优化调度问题的求解速度和精度, 但仍存在稳定性较差且早熟收敛等问题, 这表明 DE 算法仍有进一步深入研究和改进的必要。

本研究在传统 DE 算法基础上设计自适应成功历史差分策略和精英种群保守策略, 将每一代全部

收稿日期: 2023-07-28 修回日期: 2023-11-30 网络出版时间: 2024-07-15

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/13.1430.TV.20240711.0851.012>

基金项目: 国家自然科学基金项目(52209024); 江西省水科院开放基金项目(2022SKSH01); 江西省自然科学基金项目(20224BAB204075; 20212BAB214065)江西省水利厅科技项目(202324YBKT24); 贵州省科技重大专项(黔科合重大专项字[2018]3010)

作者简介: 何中政(1992—), 男, 湖北大冶人, 讲师, 博士, 主要从事复杂水资源系统建模及其优化调控研究。E-mail: he_zz@ncu.edu.cn

通信作者: 魏博文(1981—), 男, 江西九江人, 教授, 博士, 主要从事水利工程管理与水工结构研究。E-mail: ncuweibowen@126.com

种群划分为精英种群与基础种群,精英种群保留优良基因不采取变异策略,从而保持种群进化的多样性;同时,基础种群个体则按概率随机选择各变异策略进行进化,差分策略选择概率根据每个差分策略成功历史的比率来进行重新分配,提升了差分变异策略的寻优效率,提出一种基于自适应成功历史策略的改进差分进化算法(strategy and parameter adaptive differential evolution, SPADE),并开展相关的数值实验和实例分析。

1 梯级水库群联合防洪优化调度模型

针对下游防护区的梯级水库群防洪调度,可将最下游的水库下泄流量作为关键控制量,以水库下泄流量平方和最小为目标建立模型^[24],表达式为

$$\min O^2 = \min \left(\int_{t_1}^{t_2} \sum_{j=1}^N (O_t + q_{t,j})^2 dt \right) \quad (1)$$

式中: O^2 为水库下泄流量平方和, $(\text{m}^3/\text{s})^2$; O_t 为水库出库流量过程, m^3/s ; $q_{t,j}$ 为水库至第 j 个防洪断面区间来水流量过程, m^3/s ; t_1 为调度开始时间; t_2 为调度结束时间; N 为防洪断面数量。

针对梯级水库数量多,不同约束条件量级、量纲难以进行统一度量,导致多重复杂约束条件难以处理的问题, Wen 等^[25]提出了梯级水库群统一流量约束及其约束违反程度评价指标,其需要考虑的约束条件表达式为

水量平衡公式

$$V_{m,t} = V_{m,t-1} + (I_{m,t} - O_{m,t}) \Delta T_t \quad (2)$$

$$I_{m,t} = q_{m,t} + O_{m-1,t} \quad (3)$$

水位约束

$$Z_{m,t,\min} \leq Z_{m,t} \leq Z_{m,t,\max} \quad (4)$$

水位变幅约束

$$|Z_{m,t} - Z_{m,t+1}| \leq \Delta Z_m \quad (5)$$

出库流量约束

$$O_{m,t,\min} \leq O_{m,t} \leq O_{m,t,\max} \quad (6)$$

调度边界约束

$$Z_{m,0} = Z_{m,\text{begin}}, Z_{m,T} = Z_{m,\text{end}} \quad (7)$$

式中: $V_{m,t-1}$ 、 $V_{m,t}$ 分别为第 m 座水库在时段 t 的初、末库容, m^3 ; $I_{m,t}$ 为第 m 座水库在时段 t 的入库流量, m^3/s , $q_{m,t}$ 为区间来水, m^3/s ; $O_{m,t}$ 为第 m 座水库在时段 t 的出库流量, m^3/s ; $Z_{m,t}$ 为第 m 座水库在时段 t 的坝前水位, m ; $Z_{m,t,\max}$ 和 $Z_{m,t,\min}$ 分别为第 m 座水库在时刻 t 的坝前水

位上限和下限, m ; ΔZ_m 为第 m 座水库坝前水位的最大变幅, m ; $O_{m,t,\max}$ 和 $O_{m,t,\min}$ 分别为第 m 座水库在时段 t 出库流量的上限和下限, m^3/s ; $Z_{m,\text{begin}}$ 、 $Z_{m,\text{end}}$ 分别为第 m 座水库整个调度过程的起始水位、末水位, m 。

2 改进差分进化算法

2.1 经典 DE 算法

DE 算法是主要针对实数优化问题的连续域智能算法,算法具体步骤可见文献 [26],关键性操作包括初始化、差分变异、交叉、选择。其中差分变异策略包括 rand/1、rand/2、best/1、best/2、current to best/1 等,每种变异策略均有其优化特点,在全局搜索及局部搜索方面的能力也各不相同,策略的选择对算法的收敛速度有着极大的影响^[27]。

本研究提出的 SPADE 算法是在经典 DE 算法的基础上加入了自适应成功历史差分策略、精英种群保守策略、自适应成功历史参数更新等改进操作,具体流程见图 1。

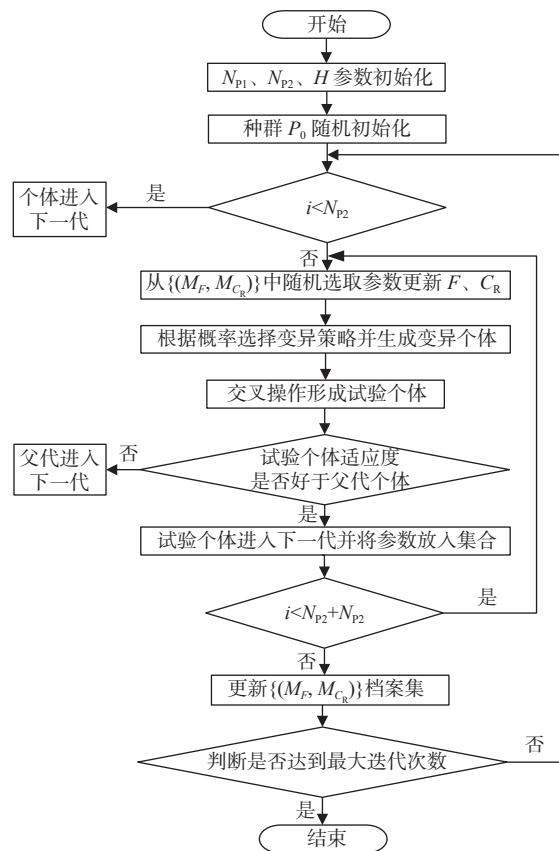


图 1 SPADE 算法流程
Fig. 1 SPADE algorithm flow

2.2 自适应成功历史差分策略

SADE(Self-Adaptive DE)^[28]是根据每个差分策略产生个体的进化成功频次比例随机选取差分策略

略。“DE/rand/2”的全局搜索能力最强,但是其收敛速度较慢;变异策略“current-to-pbest/1”的局部搜索能力较强且速率快^[29],但是其搜索范围较窄,容易导致过早收敛或者陷入局部最优。

为使算法能够快速收敛的同时兼备全局探索能力, SPADE 算法参考“current-to-pbest/1”策略,在“rand/1”“rand/2”的基础上,将算子中 2 个随机抽取的个体更换为第 G 代种群中第 i 个体,以及从第 G 代种群 P_G 和外部档案集 A_G 中随机抽选的个体,提出了“current-to-rand/1”“current-to-rand/2”策略的差分变异算子。选取“current-to-pbest/1”“rand/2”“current-to-rand/1”“current-to-rand/2”差分变异算子建立一个策略集合。 SPADE 算法根据上代种群各变异策略个体效益的差值进行动态调整。进化初始阶段对 4 种变异策略赋予相同的概率,待每代种群完成进化后,根据每种策略的个体进化成功前后效益值的差值进行重新赋值,下一代种群个体按计算后的概率随机选取突变策略进行变异操作。

差分变异策略表达式为

“rand/2”:

$$\vec{v}_{i,G} = \vec{x}_{r_1,G} + F \cdot (\vec{x}_{r_2,G} - \vec{x}_{r_3,G}) + F \cdot (\vec{x}_{r_4,G} - \vec{x}_{r_5,G}) \quad (8)$$

“current-to-rand/1”:

$$\vec{v}_{i,G} = \vec{x}_{i,G} + F \cdot (\vec{x}_{r_2,G} - \vec{x}_{r_6,G}) \quad (9)$$

“current-to-rand/2”:

$$\vec{v}_{i,G} = \vec{x}_{i,G} + F \cdot (\vec{x}_{r_2,G} - \vec{x}_{r_3,G}) + F \cdot (\vec{x}_{r_4,G} - \vec{x}_{r_6,G}) \quad (10)$$

“current-to-pbest/1”:

$$\vec{v}_{i,G} = \vec{x}_{i,G} + F_i \cdot (\vec{x}_{p_{best},G} - \vec{x}_{i,G}) + F_i \cdot (\vec{x}_{r_1,G} - \vec{x}_{r_6,G}) \quad (11)$$

式中: $\vec{x}_{i,G}$ 为差分进化第 G 代种群中第 i 个解或个体; $\vec{v}_{i,G}$ 为由第 G 代父代个体通过变异策略生成的第 i 个变异个体; $\vec{x}_{p_{best},G}$ 为第 G 代种群适应度评价指标表现最优的个体; $\vec{x}_{p_{best},G}$ 是从第 G 代种群中适应度评价较好的前 $N \times p$ ($p \in [0, 1]$) 中进行随机选取,其中控制参数 p 是在 $[p_{max}, p_{min}]$ 范围内服从均匀分布的随机数; $\vec{x}_{r_6,G}$ 为将第 G 代种群 P_G 和外部档案集 A_G 中随机选择的个体;个体索引序号 p_{best} 、 i 、 $r_1 \sim r_6$ 均不相同,其中个体的索引序号 $r_1 \sim r_5$ 代表在 $[1, N_P]$ 范围内随机抽取。

不同差分进化策略被选择的概率计算方式为

$$p'_{m,i} = (f'_{i,G} - f_{i,G}) \quad (12)$$

$$P_{m,G} = \frac{\sum_{j=0}^{[n_m]} p'_{m,n_j}}{\left(\sum_{j=0}^{[n_0]} p'_{1,n_j} + \sum_{j=0}^{[n_1]} p'_{2,n_j} + \cdots + \sum_{j=0}^{[n_m]} p'_{m,n_j} \right)} \quad (13)$$

式中: m 是各变异策略的编号; G 为种群代数; i 为种群中的个体序号; $f_{i,G}$ 为第 G 代种群中第 i 个个体的效益值; $f'_{i,G}$ 为第 G 代种群中第 i 个个体进化成功后的效益值; n_m 为整个种群中第 m 个变异策略被选择个体序号集合; j 为选择 n 集合的序号; $p'_{m,i}$ 是第 m 个变异策略 i 个个体进化成功与原个体的效益值之差; $p_{m,G}$ 为第 G 代第 m 个变异策略的概率。

2.3 精英种群保守策略

为保证整个演化过程中种群的多样性,研究提出将整个种群划分为基础种群 (N_{p1}) 与精英种群 (N_{p2}) 两部分。其中,基础种群为初始设定种群个体数,精英种群个体数为 $N_{p1}/10$ 。种群中适应度评价靠前 N_{p2} 个体划为精英种群,精英种群中个体不进行交叉变异;种群中其余个体划为基础种群,按概率随机选择 2.2 节的自适应成功历史差分策略进化。个体策略选择的公式为

$$S_{i,G} = \text{random}(P_{1,G}, P_{2,G}, \cdots, P_{m,G}), i \geq N_{p2} \quad (14)$$

$$\vec{v}_{i,G} = \begin{cases} x_{i,G} & i < N_{p2} \\ S_{i,G} & i \geq N_{p2} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $S_{i,G}$ 为第 G 代种群第 i 个个体选取的变异策略; random 为随机函数,从集合中按概率随机选取 1 个数; $\vec{v}_{i,G}$ 表示由第 G 代父代个体差分变异产生的第 i 个变异个体。

2.4 交叉和选择

SPADE 的交叉和选择操作与经典 DE 类似。在选择操作过程中,将试验个体 $u_{i,G}$ 与父代个体 $\vec{x}_{i,G}$ 依照适应度评价指标进行比较,当试验个体评价优于父代个体时则记录为进化成功。在未成功进化的种群更新过程中,未被选择进入下一代种群的个体 $\vec{x}_{i,G}$ 将会被存放至外部档案集 A_{G+1} 中,其规模由种群大小及参数 r_{arc} 决定, $|A_{G+1}| = \text{round}(N_P \times r_{arc})$ 。如果在某次种群 P_G 进化后,导致 $|A_{G+1}|$ 大于 $\text{round}(N_P \times r_{arc})$,则对 $|A_{G+1}|$ 中所有个体按适应度大小进行排序,并删除部分适应度较差的个体,保证 $|A_{G+1}|$ 的规模满足条件。

2.5 自适应成功历史参数更新

SPADE 算法参数自适应更新参考 SHADE^[30] 和 JADE 算法,创建档案集 $\{(M_F, M_{C_r})\}$ 来存储参与成功进化的 F 和 C_r 值,利用成功进化历史参数对档案

集进行更新。其中,设置档案集 $\{(M_F, M_{C_R})\}$ 并将其规模大小控制为 H , 同时采用柯西分布及正态分布的方法分别对参数进行更新。第 G 代种群 P_G 中第 i 个个体 $x_{i,G}$ 的 F_i 和 C_{R_i} , 更新方式为

$$C_{R_i} = \text{randn}(M_{C_{R_i}}, 0.1) \quad (16)$$

$$F_i = \text{randc}(M_{F_i}, 0.1) \quad (17)$$

式中: $\text{randn}(M_{C_{R_i}}, 0.1)$ 表示服从参数 $(\mu_{C_R}, 0.1)$ 的正态分布; $\text{randc}(M_{F_i}, 0.1)$ 表示服从参数 $(\mu_F, 0.1)$ 的柯西分布; $(M_{F_i}, M_{C_{R_i}})$ 是从档案集 $\{(M_F, M_{C_R})\}$ 中随机抽选的, 其中 $h \in [1, H]$ 。

档案集 $\{(M_F, M_{C_R})\}$ 依据成功的进化过程中的控制参数 F 和 C_R 进行更新。首先, 在种群 P_G 进行差分变异等操作前, 分别设置 2 个空集合 S_{F_G} 和 $S_{C_{R_G}}$, 其次将每个成功进化个体的 $F_{i,G}$ 和 $C_{R_{i,G}}$ 分别记录在集合 S_{F_G} 和 $S_{C_{R_G}}$ 中。档案集 $\{(M_F, M_{C_R})\}$ 的更新公式为

$$M_{C_{R_{k,G+1}}} = \begin{cases} \text{mean}_{\text{WA}}(S_{C_{R_G}}) & S_{C_{R_G}} \neq \emptyset \\ M_{C_{R_{k,G}}} & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

$$M_{F_{k,G+1}} = \begin{cases} \text{mean}_{\text{WL}}(S_{F_G}) & S_{F_G} \neq \emptyset \\ M_{F_{k,G}} & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

设置更新索引序号为 k 其取值范围为 $[1, H]$, 并初始化为 1, 每当种群 P_G 进化一次生成下一代种群 P_{G+1} 后, 档案集 $\{(M_F, M_{C_R})\}$ 会更新第 k 个 $(M_{F_k}, M_{C_{R_k}})$, 且 k 也相应加一。如果 $k > H$ 则 k 被重置为 1, 重新开始新一轮档案集更新。在式(19)和(20)中, $\text{mean}_{\text{WA}}(S_{C_{R_G}})$ 和 $\text{mean}_{\text{WL}}(S_{F_G})$ 分别表示一般加权平均和加权 Lehmer 平均函数^[31], 计算公式为

$$\text{mean}_{\text{WL}}(S_{F_G}) = \frac{\sum_{n=1}^{|S_{F_G}|} w_n \cdot S_{F_{G,n}}^2}{\sum_{n=1}^{|S_{F_G}|} w_n \cdot S_{F_{G,n}}} \quad (20)$$

$$\text{mean}_{\text{WA}}(S_{C_{R_G}}) = \sum_{n=1}^{|S_{C_{R_G}}|} w_n \cdot S_{C_{R_{G,k}}} \quad (21)$$

3 数值实验

为检验 SPADE 算法的局部快速收敛能力及全局搜索能力, 选取文献 [21] 中 10 种测试函数对其开展数值实验。其中: f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_5 和 f_6 为单峰优化函数, 主要用于评估算法局部快速收敛能力; 其余 5 种函数为多峰优化问题, 主要用于评估算法全局探索能力^[32]。当算法收敛结果与函数最优值差值小于 1×10^{-100} 时, 认为算法已经收敛到最优解。

此外, 研究加入改进差分进化算法 (SHADE、SADE) 进行纵向对比, 再与优化算法 (GA、PSO、ABC) 进行横向对比。避免随机因素干扰, 对 10 种测试函数分别进行 100 维问题的独立求解。SPADE 测试参数设置为: $p_{\max} = 0.2$, $p_{\min} = 2/N_P$ 。其余 SHADE、SADE、GA、PSO 和 ABC 算法的参数参照文献 [10-11, 28, 30, 33] 设置。研究设定收敛误差最优值、平均值、标准差用于评价算法收敛效果。测试函数实验结果见表 1, 最佳结果以粗体显示。

表 1 SPADE 和其他改进差分进化算法求解测试函数实验结果

Tab. 1 Experimental results of SPADE and other improved differential evolution algorithms for solving the test function

f	SPADE			SHADE			SADE		
	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差
f_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_2	0	0	0	1.11×10^{-85}	6.52×10^{-82}	1.06×10^{-81}	5.56×10^{-62}	6.11×10^{-59}	8.99×10^{-59}
f_3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_4	1.19×10^{-21}	2.83×10^{-19}	5.42×10^{-19}	0	1.39	1.90	1.05×10^{-12}	$1.51 \times 10^{+1}$	$2.46 \times 10^{+1}$
f_5	0	0	0	1.00	4.55	3.42	$2.40 \times 10^{+1}$	$1.58 \times 10^{+2}$	$1.57 \times 10^{+2}$
f_6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
f_7	$-4.18 \times 10^{+4}$	$-4.18 \times 10^{+4}$	6.90×10^{-12}	$-4.18 \times 10^{+4}$	$-4.18 \times 10^{+4}$	4.50×10^{-13}	$-3.56 \times 10^{+4}$	$-3.37 \times 10^{+4}$	$9.98 \times 10^{+2}$
f_8	0	0	0	0	1.59×10^{-15}	1.24×10^{-15}	$1.41 \times 10^{+2}$	$1.88 \times 10^{+2}$	$2.99 \times 10^{+1}$
f_9	-3.11×10^{-15}	-3.11×10^{-15}	0	1.827×10^{-14}	1.05	5.64×10^{-1}	1.64	2.47	5.99×10^{-1}
f_{10}	0	0	0	0	2.58×10^{-3}	6.00×10^{-3}	2.22×10^{-16}	2.31×10^{-2}	5.36×10^{-2}

GA 算法在 10 种函数测试中均无法收敛至最优解; PSO 算法仅能在 f_5 收敛至最优解, 且成功次数

只有 7 次; ABC 算法在 f_5 可收敛至最优解, 由此可见 GA、PSO 和 ABC 优化算法在测试函数中表现均

不佳。而 SPADE 在 f_4 和 f_9 上虽然表现较差,但收敛结果优于其他差分进化算法。此外,在其余 8 种测试函数结果中,SPADE 均取得最优表现。尤其在 f_2 实验中,SPADE 算法的最优值、平均值要远优于其他算法。综上所述,SPADE 算法在包含 10 个测试函数的数值实验中综合表现最优,是一种竞争力较强的改进差分进化算法。

4 实例分析

为检验 SPADE 算法在解决水库群优化调度问题的表现,以峡江水库下泄最大流量最小(下泄流量平方和最小来实现)为防洪目标,建立万安、石虎塘、

峡江构成的赣江中游梯级水库群联合防洪优化调度模型,开展实例分析研究。图 2(a)给出工程实例分析中研究区域河流水系情况,图 2(b)、(c)分别为梯级水库群的纵剖面图及主要参数。选取“196404”-“196407”“197304”-“197307”历史洪水作为输入,洪水过程见图 3。1964 年洪水为单峰洪水,1973 年洪水为多峰洪水,峡江站洪峰流量分别为 16 300.00 和 13 000.00 m^3/s ,持续时间均为 91 d,时间步长设为 6 h。实例分析中选择 SPADE 算法以及 SHADE、SADE、GA、PSO 算法进行对比。设置终止条件适应度评价次数为 300 000 次。

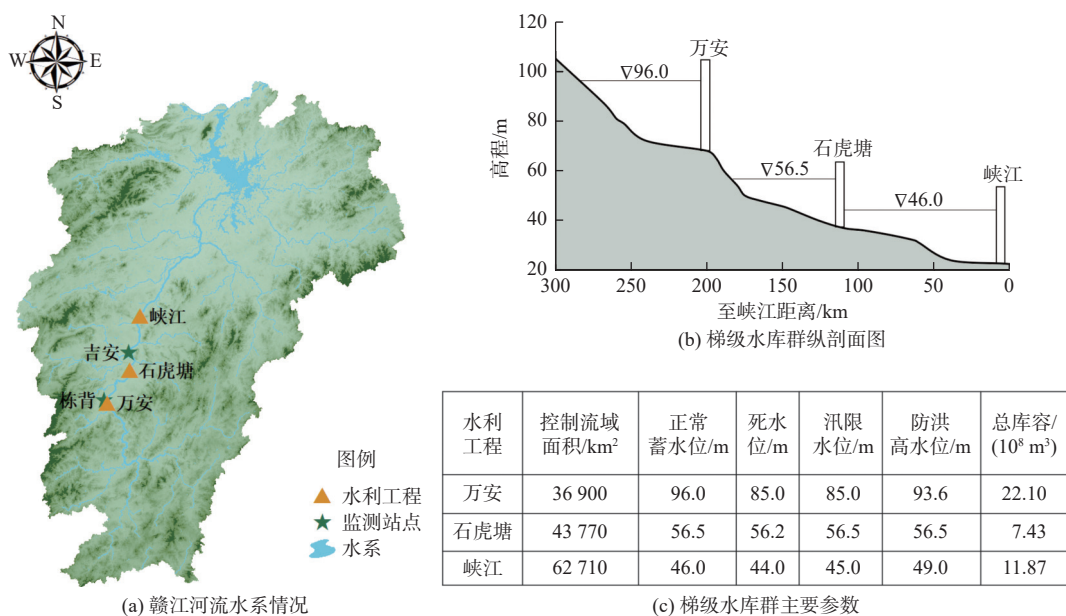


图 2 赣江中游河流水系及梯级水库群参数

Fig. 2 River system in the middle reaches of the Ganjiang River and cascade reservoir group parameters

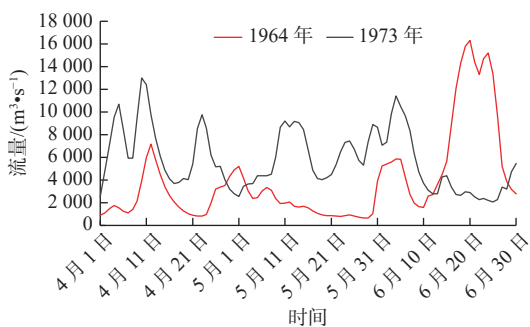


图 3 1964 年、1973 年历史洪水过程线

Fig. 3 Historical flood hydrograph of 1964 and 1973

表 2 为不同方法求解得到的峡江站洪峰流量、削峰率和下游防护区超额洪量(以下游万安段安全泄量 8 800 m^3/s 为条件进行计算)统计结果。由表 2 分析可知:两场洪水中 SHADE 算法与 SPADE、

GA 算法对梯级水库群防洪优化调度模型的 50 次独立重复实验结果求解的成功率都达到 100%,SADE 算法在“197307”洪水条件下求解成功率为 100%,但在“196407”洪水过程下仅 9 次获得可行解,而 PSO 算法在两场洪水条件下均无法取得可行解;在“196407”洪水过程下,SPADE 算法与 SHADE、GA 算法相比对平均削峰流量分别高 134.59 和 391.53 m^3/s ,且超额洪量较其他算法都较少,SPADE 算法最优解、最劣解相较 SHADE、GA 算法最优解有小幅度提升,而最劣解削峰量也分别增加;在“197307”洪水过程下,SPADE 算法的实验结果与 SHADE、SADE、GA 算法相比,峡江站的平均削峰流量分别高 337.12、1 781.92 和 1 523.59 m^3/s ,平均削峰率提高了 3.4%、13.72%、11.73%,超额洪量

减少了 53.9%、81.43%、82.88%、97.4%，且在最优解与最劣解两方面都要明显更优；在“196407”洪水过程下，SPADE 算法与 SHADE 算法相比极差降低了 286.19 m³/s，标准差降低了 147.03 m³/s，且相比 SADE、GA 两种算法表现更优；在“197307”洪水过

程下，SPADE 算法在极差、标准差指标的表现都优于 SHADE、SADE、GA 等算法。综上所述，SPADE 算法相比 SHADE、SADE、GA、PSO 等其他算法综合表现较好，是水库群优化调度问题一种具有竞争力的优化方法。

表 2 峡江站水库群联合防洪调度统计结果

Tab. 2 Statistical results of joint reservoirs flood control operation of Xiajiang Station

历史洪水	指标	算法					
		SPADE	SHADE	SADE	GA	PSO	
1964年	峡江站下泄洪峰流量/(m ³ ·s ⁻¹)	最优解	13 338.18	13 389.61	15 652.26	13 575.43	18 990.64
		均值	13 402.71	13 537.30	17 675.99	13 794.24	20 742.34
		最劣解	13 473.90	13 811.53	21 596.29	14 067.28	24 260.76
		极差	135.72	421.91	5 944.02	491.85	5 270.12
		标准差	47.15	194.18	2 116.75	191.81	1 974.99
		失败次数	0	0	41	0	50
		平均削峰率/%	17.80	16.90	0	15.37	0
下游防护区超额洪量/(10 ⁶ m ³)		342.38	345.17	367.19	343.97	460.44	
平均计算时间/min		8.2	7.5	7.8	55.0	9.0	
1973年	峡江站下泄洪峰流量/(m ³ ·s ⁻¹)	最优解	9 327.44	9 710.30	10 194.67	10 782.66	15 338.56
		均值	9 465.06	9 902.18	11 246.98	10 988.65	17 137.19
		最劣解	9 782.11	10 204.53	12 618.27	11 205.52	18 843.46
		极差	454.67	494.23	2 423.60	422.85	3 504.90
		标准差	171.39	179.80	859.52	202.23	1 394.73
		失败次数	0	0	0	0	50
		平均削峰率/%	27.20	23.80	13.48	15.47	0
下游防护区超额洪量/(10 ⁶ m ³)		8.74	18.96	47.06	51.04	335.59	
平均计算时间/min		8.2	7.5	7.8	55.0	9.0	

由图 4 可知：SPADE 算法在两次洪水过程实验中的收敛效率都要优于 SHADE 算法，尤其在“197307”洪水过程中，SPADE 约在 150 000 次适应度评价次数时收敛结果已经优于 SHADE 在整个寻

优过程收敛到的最优解。SPADE、SHADE、SADE、GA 算法在“196407”与“197307”洪水条件下对峡江水库的调度过程见图 5、图 6。

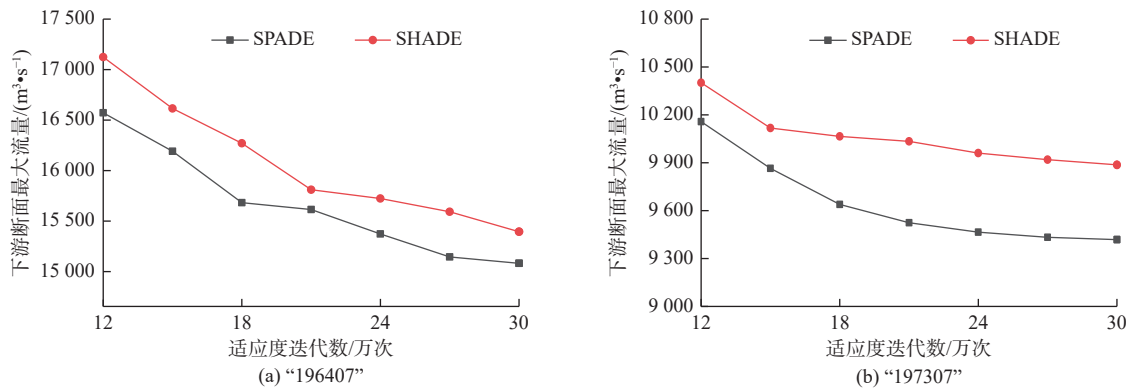


图 4 “196407”“197307”洪水条件下 SHADE 和 SPADE 算法收敛过程

Fig. 4 Convergence process of SHADE and SPADE during the “196407” “197307” flood condition

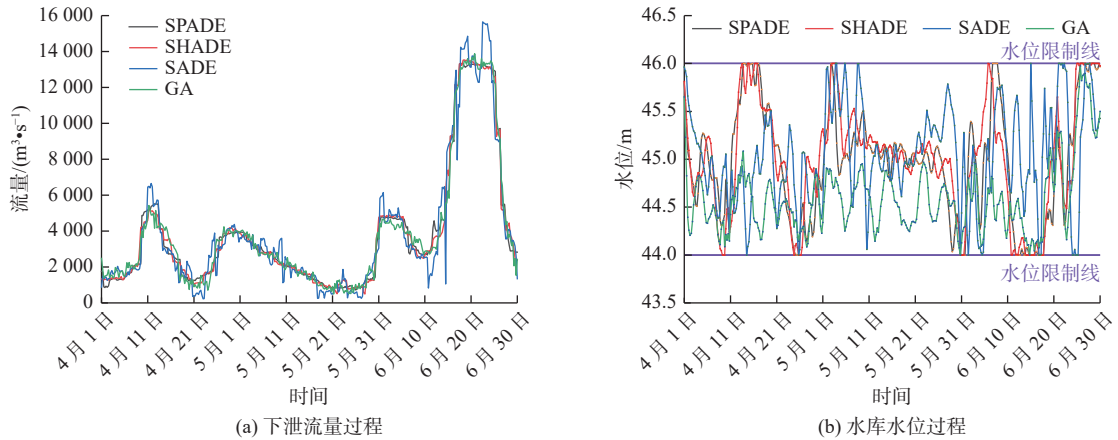


图5 “196407”洪水条件下峡江水库下泄流量及水库水位过程

Fig. 5 The process of the discharged flow and water level of the Xiajiang Reservoir during the "196407" flood condition

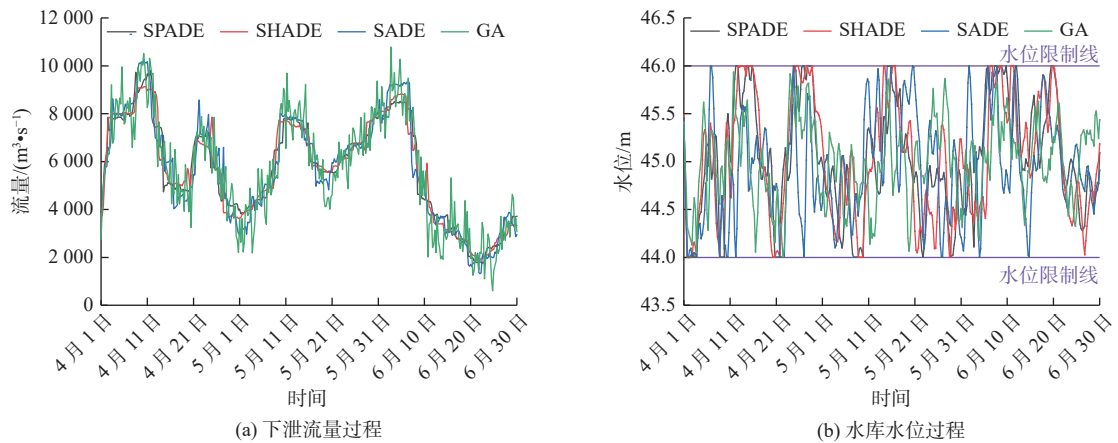


图6 “197307”洪水条件下峡江水库下泄流量及水库水位过程

Fig. 6 The process of the discharged flow and water level of the Xiajiang Reservoir during the "197307" flood condition

由图5可知,“196407”历史洪水为单峰型洪水,在整个前汛期洪峰出现在6月中旬。SPADE算法相较于SHADE、GA等算法对洪峰的削减最高,在洪峰到来前加大了下泄流量,将水库水位降低以减少使用库容,当洪峰来临时对洪水进行拦蓄,进而将洪水峰值流量进行削减,降低下游的防洪压力。同时,SPADE相较SHADE、SADE算法在调度过程中更加平稳,且在保障水库自身安全前提下,在洪峰未到来前充分利用库容,提高洪水资源利用率。

由图6可知,“197307”历史洪水为多峰型洪水,在整个前汛期多次出现洪峰。其中,SPADE算法相比SHADE算法在最大洪峰来临前加大了下泄流量,进而削减了洪峰水量;与此同时,在整个调度过程中下泄流量较均匀。

5 结论

提出一种基于自适应成功历史策略的改进差分

进化SPADE算法。通过10种测试函数实验,分析对比SPADE算法与其他优化算法(GA、PSO、ABC)及改进差分进化算法(SHADE、SADE)的收敛性能,验证SPADE算法在数值实验中的优越性。

结合赣江中游段梯级水库群防洪优化调度模型进行实例分析,分别运用SPADE、SHADE、SADE、GA优化算法求解防洪调度模型。结果表明,SPADE在单峰及多峰洪水两种历史洪水条件下对洪峰的削减程度相较于经典GA算法分别增加了2.43%、11.73%,对超额洪量的削减程度相较于SHADE算法分别增加了0.81%、53.9%,表明SPADE算法可作为水库群优化调度问题具有竞争力的优化求解方法。

参考文献:

- [1] 刘成堃,张力,范青松,等.基于3DGIS的洪水时空态势推演与调度模拟研究[J].水利水电技术(中英

- 文), 2022, 53(8): 50-57. DOI: [10.13928/j.cnki.wrahe.2022.08.005](https://doi.org/10.13928/j.cnki.wrahe.2022.08.005).
- [2] WINDSOR J S. A programming model for the design of multi-reservoir flood control systems[J]. *Water Resources Research*, 1975, 11(1): 30-36. DOI: [10.1029/WR011i001p00030](https://doi.org/10.1029/WR011i001p00030).
- [3] 何素明, 谭乔凤, 雷晓辉, 等. 漓江实时补水优化调度研究 [J]. *南水北调与水利科技*, 2018, 16(4): 98-103. DOI: [10.13476/j.cnki.nsbdqk.2018.0102](https://doi.org/10.13476/j.cnki.nsbdqk.2018.0102).
- [4] FAYAED S S, FIYADH S S, KHAI W J, et al. Improving dam and reservoir operation rules using stochastic dynamic programming and artificial neural network integration model[J]. *Sustainability*, 2019, 11(19): 5367. DOI: [10.3390/su11195367](https://doi.org/10.3390/su11195367).
- [5] 朱迪, 梅亚东, 许新发, 等. 赣江中下游防洪系统调度研究 [J]. *水力发电学报*, 2020, 39(3): 22-33. DOI: [10.11660/slfdbx.20200303](https://doi.org/10.11660/slfdbx.20200303).
- [6] FENG Z K, NIU W J, CHENG C T, et al. Optimizing hydropower reservoirs operation via an orthogonal progressive optimality algorithm[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2018, 144(3): 04018001. DOI: [10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000882](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000882).
- [7] 朱迪, 梅亚东, 许新发, 等. 复杂防洪系统优化调度的三层并行逐步优化算法 [J]. *水利学报*, 2020, 51(10): 1199-1211. DOI: [10.13243/j.cnki.slxb.20200148](https://doi.org/10.13243/j.cnki.slxb.20200148).
- [8] REN M, ZHANG Q, YANG Y, et al. Research and application of reservoir flood control optimal operation based on improved genetic algorithm[J]. *Water*, 2022, 14(8): 1272. DOI: [10.3390/w14081272](https://doi.org/10.3390/w14081272).
- [9] DASH S S, SAHOO B, RAGHUWANSH N S. An adaptive multi-objective reservoir operation scheme for improved supply-demand management[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 615: 128718. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2022.128718](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128718).
- [10] 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(5): 550-556. DOI: [10.13243/j.cnki.slxb.2008.05.009](https://doi.org/10.13243/j.cnki.slxb.2008.05.009).
- [11] 黄显峰, 吴志远, 李昌平, 等. 基于改进粒子群-逐次逼近法的水库调度图多目标优化 [J]. *水利水电科技进展*, 2021, 41(2): 1-7. DOI: [10.3880/j.issn.1006-7647.2021.02.001](https://doi.org/10.3880/j.issn.1006-7647.2021.02.001).
- [12] 国海涛, 刘性泉, 岳峻, 等. 水电站水库优化调度混沌粒子群算法 [J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(6): 181-183. DOI: [10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.06.041](https://doi.org/10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.06.041).
- [13] 徐刚, 舒远丽, 任玉峰, 等. 基于深度学习的三峡水库实时防洪调度模型 [J]. *水力发电学报*, 2022, 41(3): 60-69. DOI: [10.11660/slfdbx.20220306](https://doi.org/10.11660/slfdbx.20220306).
- [14] CHEN L, GE L, WANG D, et al. Multi-objective water-sediment optimal operation of cascade reservoirs in the Yellow River basin[J]. *Journal of Hydrology*, 2022, 609: 127744. DOI: [10.1016/j.jhydrol.2022.127744](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127744).
- [15] 王万良, 董建杭, 王铮, 等. 基于多目标文化鲸鱼算法的水库防洪调度 [J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(11): 3494-3509. DOI: [10.13196/j.cims.2022.11.014](https://doi.org/10.13196/j.cims.2022.11.014).
- [16] 刘晓阳. 基于改进鲸鱼算法的梯级水库群短期优化调度研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022. DOI: [10.27157/d.cnki.ghzku.2020.004374](https://doi.org/10.27157/d.cnki.ghzku.2020.004374).
- [17] STORN R, PRICE K. Differential evolution: A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *Journal of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359. DOI: [10.1023/A:1008202821328](https://doi.org/10.1023/A:1008202821328).
- [18] 涂莹, 舒丹丹, 张银行. 动态差分进化算法在梯级水库优化问题中的应用 [J]. *南水北调与水利科技*, 2014, 12(4): 194-197. DOI: [10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.04.043](https://doi.org/10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.04.043).
- [19] 王文川, 田维臻, 徐雷, 等. Me-OIDE 求解约束优化问题算法及其在水库群防洪调度中的应用 [J]. *水利学报*, 2023, 54(2): 148-158. DOI: [10.13243/j.cnki.slxb.20220396](https://doi.org/10.13243/j.cnki.slxb.20220396).
- [20] 覃晖, 周建中, 王光谦, 等. 基于多目标差分进化算法的水库多目标防洪调度研究 [J]. *水利学报*, 2009, 40(5): 513-519. DOI: [10.13243/j.cnki.slxb.2009.05.007](https://doi.org/10.13243/j.cnki.slxb.2009.05.007).
- [21] HE Z Z, ZHOU J Z, QIN H, et al. Long-term joint scheduling of hydropower station group in the upper reaches of the Yangtze River using partition parameter adaptation differential evolution[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, 81: 1-13. DOI: [10.1016/j.engappai.2019.01.013](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.01.013).
- [22] BILAL, PANT M, RANI D. Large scale reservoir operation through integrated meta-heuristic approach[J]. *Memetic Computing*, 2021, 13(3): 359-

382. DOI: [10.1007/s12293-021-00327-8](https://doi.org/10.1007/s12293-021-00327-8).
- [23] AHMADIANFA I, KHEYRANDISH A, JAMEI M, et al. Optimizing operating rules for multi-reservoir hydropower generation systems: An adaptive hybrid differential evolution algorithm[J]. *Renewable Energy*, 2021, 167: 774-790. DOI: [10.1016/j.renene.2020.11.152](https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.11.152).
- [24] 胡云鹏. 伊洛河流域并联水库联合防洪优化调度研究 [D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2019.
- [25] WEN X H, ZHOU J Z, HE Z Z, et al. Long-term scheduling of large-scale cascade hydropower stations using improved differential evolution algorithm[J]. *Water*, 2018, 10(4): 383. DOI: [10.3390/w10040383](https://doi.org/10.3390/w10040383).
- [26] 吴亮红. 差分进化算法及应用研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2007.
- [27] WANG Y, CAI Z X, ZHANG Q F, et al. Differential evolution with composite trial vector generation strategies and control parameters[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2011, 15(1): 55-66. DOI: [10.1109/TEVC.2010.2087271](https://doi.org/10.1109/TEVC.2010.2087271).
- [28] QIN A K, SUGANTHA P N. Self-adaptive differential evolution algorithm for numerical optimization [C]//2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh, UK: IEEE, 2005: 1785-1791 Vol. 2. DOI: [10.1109/CEC.2005.1554904](https://doi.org/10.1109/CEC.2005.1554904).
- [29] PIOTROWSKI A P, NAPIORKOWSKI J J. Step-by-step improvement of JADE and SHADE-based algorithms: Success or failure?[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, Elsevier, 2018, 43: 88-108. DOI: [10.1016/j.swevo.2018.03.007](https://doi.org/10.1016/j.swevo.2018.03.007).
- [30] TANABE R, FUKUNAGA A. Success-history based parameter adaptation for differential evolution [C]//2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Cancun, Mexico: IEEE, 2013: 71-78. DOI: [10.1109/CEC.2013.6557555](https://doi.org/10.1109/CEC.2013.6557555).
- [31] BREST J, BOŠKOVIĆ B, ZAMUDA A, et al. Self-adaptive differential evolution algorithm with a small and varying population size[C]//2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Brisbane, QLD, Australia: IEEE, 2012: 1-8. DOI: [10.1109/CEC.2012.6252909](https://doi.org/10.1109/CEC.2012.6252909).
- [32] WANG C, ZHOU J Z, LU P, et al. Long-term scheduling of large cascade hydropower stations in Jinsha River, China[J]. *Energy Conversion and Management*, 2015, 90: 476-487. DOI: [10.1016/j.enconman.2014.11.024](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2014.11.024).
- [33] 杨舟, 刘招, 吕嘉玮, 等. 多策略混合搜索的变时段人工蜂群算法及应用 [J]. *灌溉排水学报*, 2021, 40(5): 100-105. DOI: [10.13522/j.cnki.gggs.2020592](https://doi.org/10.13522/j.cnki.gggs.2020592).

Optimal operation of joint flood control for cascade reservoirs based on SPADE algorithm

HE Zhongzheng^{1,2}, XIN Xiuyu^{1,2}, WEI Bowen^{1,2}, YIN Heng^{1,2}, XU Fugang^{1,2}, DENG Huan^{1,2}

(1. School of Infrastructure Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. Key Laboratory of Poyang Lake Environment and Resources Utilization of Ministry of Education, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: Joint flood control and optimal scheduling of the cascade reservoirs is a mathematical problem that transforms the complex reservoir scheduling problems in the actual process into abstract optimization problems in the mathematical sense, and transforms these problems into different constraints, and seeks the optimal solution based on these constraints. The combined operation of reservoir groups needs to consider the influence of meteorological, hydrological, hydraulic and other factors, as well as the conflict of interests between upstream and downstream and between multi-functions. Domestic and foreign scholars have used dynamic programming (DP), progressive optimization algorithm (POA), genetic algorithm (GA), and particle swarm algorithm (PSO) and other algorithms to solve the problem. However, the above traditional optimization algorithms still have the problems of poor stability and easy to fall into the local optimal situation, and still need to carry out more in-depth research on the algorithm parameter updating mechanism, search strategy and other aspects.

SPADE algorithm is an improved differential evolution algorithm, which uses adaptive success history difference strategy to improve random search efficiency, and adaptive success history parameter update strategy and

elite group conservative strategy to improve local convergence speed and global search capability. The algorithm divides all the populations in each generation into elite and base populations in the process of differential variation, the elite population conserves the good genes without adopting the variation strategy, and individuals in the base population randomly select each variation strategy for evolution according to the probability, in which the probability of selecting the differential strategy in each generation is reassigned according to the evolution success rate of each individual produced by the differential strategy, and the flow of the high-quality genes is effectively controlled. A joint flood control optimal scheduling model of a group of terrace reservoirs with the objective function of minimizing the maximum flow rate discharged from the reservoirs is established, combined with the flow constraints and their constraint violation evaluation indexes, and solved by applying the spade algorithm in order to improve the computational efficiency and the flood control and peak shaving ability.

The effectiveness of the proposed algorithm is examined through numerical experiments containing 10 test functions and an example experiment of joint flood control optimal scheduling for the middle reaches of Ganjiang River cascade reservoir group. The relevant experimental results show that: In the numerical experiments, the evaluation indexes of the optimal value of the statistical convergence error, the average value, the standard deviation and the number of successes, the evaluation indexes of SPADE algorithm are better than those of SHADE, SADE, GA, PSO and ABC algorithms in eight test functions, and the performance is also more outstanding in the remaining two test functions; In the case experiment of joint flood control optimization of cascade reservoir group in the middle reaches of Ganjiang River with the goal of minimum sum of square discharge of Xiajiang Reservoir, SPADE is obviously superior to SADE, GA and PSO in the index of peak cutting rate by analyzing the historical flood process of 1964 single peak and 1973 multi-peak type. Compared with the two historical flood conditions, SHADE increased by 0.9% and 3.4% respectively, which reduced the peak flood discharge of Ganjiang River. The above analysis fully verifies the superiority of the proposed algorithm, which can be used as an effective tool to solve the cascade reservoir group joint scheduling problem.

The above analysis fully verifies the superiority of an improved differential evolutionary algorithm based on the successful history adaptive strategy proposed and its effectiveness in the application of the joint scheduling problem of a group of terrace reservoirs. The combined flood control optimization operation of cascade reservoir groups can rationally utilize the flood control capacity of reservoir groups and effectively play the role of reservoir groups in flood blocking and peak cutting, which is of great significance to reduce the downstream flood control risk.

Key words: flood control and scheduling; cascade reservoirs; differential evolutionary algorithm; success history; differential strategy; elite population