

# 基于混合量子粒子群算法的梯级水电站群调度

夏燕<sup>1</sup>, 冯仲恺<sup>1</sup>, 牛文静<sup>2</sup>, 覃晖<sup>1</sup>, 蒋志强<sup>1</sup>, 周建中<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学 水电与数字化工程学院, 武汉 430074; 2. 长江水利委员会水文局, 武汉 430010)

**摘要:** 针对标准量子粒子群(QPSO)算法在求解复杂梯级水电站群联合调度问题时存在的早熟收敛、停滞寻优等不足,提出了一种耦合两重改进策略优势的混合量子粒子群(HQPSO)算法:首先对个体极值按照一定的概率进行变异搜索操作,以增加个体多样性、强化种群全局开采能力;而后建立外部档案集合来存储进化过程中的部分精英个体,利用基于动态概率辨识机制的单纯形算子指导外部档案集中的个体开展邻域寻优,以提高算法搜索能力、避免陷入局部最优。乌江流域实践结果表明:HQPSO算法的收敛速度与全局搜索能力得到增强,有效克服了QPSO的缺陷与不足,具有一定的工程实际应用价值。

**关键词:** 梯级水电站群; 优化调度; 量子粒子群算法; 单纯形算子; 变异搜索

**中图分类号:** TV697.1; TV213.9

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11660/slfdx.20181103

## Hybrid quantum-behaved particle swarm optimization for operation of cascade hydropower plants

XIA Yan<sup>1</sup>, FENG Zhongkai<sup>1</sup>, NIU Wenjing<sup>2</sup>, QIN Hui<sup>1</sup>, JIANG Zhiqiang<sup>1</sup>, ZHOU Jianzhong<sup>1</sup>

(1. School of Hydropower and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074; 2. Bureau of Hydrology, ChangJiang Water Resources Commission, Wuhan 430010)

**Abstract:** In solving the joint scheduling problem of cascade hydropower stations, the standard quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) algorithm suffers from premature convergence and local trapping, among other shortcomings. This paper presents a hybrid QPSO (HQPSO) that combines the advantages of the two-fold improvement strategy. This new method first does mutation search for individual extremes at a given probability to increase the diversity of individuals and enhance the global exploiting capability of the population. Then, it establishes an external archive set to conserve certain particles found in the evolutionary process. Finally, it uses the Nelder-Mead operator for dynamic probability identification to help particles searching in the neighborhood, improving its searching capability and avoiding falling into a local optimum. Application to the Wu River shows that the HQPSO is faster in convergence and global searching and practically applicable, avoiding the shortcomings of QPSO.

**Keywords:** cascade hydropower plants; optimal scheduling; quantum-behaved particle swarm algorithm; Nelder-Mead operator; mutation search

## 0 引言

近年来,我国水电事业高速发展,越来越多的水电站投产运行,逐步形成世界上前所未有的超大规模水电系统。随着系统规模与运行复杂性的逐年

扩大,梯级水电站群联合调度的整体价值日益凸显,既能增加梯级水能利用效率与水电系统经济效益,又可促进我国能源结构转型和节能减排事业发展。因此,无论是从实现发电企业自身效益最大的角度出发,还是从构建“生态友好型”社会出发,

收稿日期: 2018-03-19

接受日期: 2018-04-28

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0405900); 国家自然科学基金(51709119); 湖北省自然科学基金面上项目(2018CFB573)

作者简介: 夏燕(1994—),女,硕士生。E-mail: m201773782@hust.edu.cn

通信作者: 冯仲恺(1988—),男,博士,讲师。E-mail: myfellow@163.com

研究梯级水电站群联合调度对水资源的统一管理、高效利用具有十分重要的意义<sup>[1-2]</sup>。从数学上看, 梯级水电站群联合调度属于典型的非线性、多维度、强约束优化问题, 其求解方法可以大致分为传统算法与现代智能算法两大类, 已在实践中取得了不同程度的成功。传统方法以线性规划、非线性规划<sup>[3-4]</sup>、动态规划<sup>[5-6]</sup>、逐步优化算法<sup>[7-8]</sup>等为典型代表。这些算法大都会存在计算效率较低、初始解依赖性偏大、“维数灾”等不足<sup>[9]</sup>, 为此, 许多改进策略被提出, 如: 文献[5]在水布垭水库的发电优化调度中建立了基于主从模式的并行动态规划模型, 提高了算法的计算效率; 文献[8]提出了基于差分和变阶段优化改进策略的变阶段逐步优化算法, 削弱了对原始算法初始解的依赖性, 并在金沙江流域的溪洛渡和向家坝梯级水电站调度实例中得到了验证。随着计算机技术的迅猛发展, 以遗传算法<sup>[10]</sup>、蛙跳算法<sup>[11]</sup>、人工蜂群算法<sup>[12]</sup>、粒子群算法<sup>[13]</sup>、蚁群算法<sup>[14]</sup>、蜘蛛群算法<sup>[15]</sup>等为典型代表的现代智能算法飞速崛起, 并被广泛应用到梯级水电站群的优化调度中。文献[10]以红水河流域水电站群为例, 基于标准遗传算法并结合混沌算法和模拟退火算法的特点, 提出了自适应混沌整体退火遗传算法, 提高了算法的收敛速度及避免了算法陷入局部最优; 文献[11]以金沙江中游梯级水电站群短期发电优化调度为例, 将生命科学中的免疫原理应用到蛙跳算法中, 提出了免疫蛙跳算法, 减缓了算法在高维优化调度中的“维数灾”问题; 文献[13]以澜沧江下游梯级水电站群为例, 将混沌思想、遗传变异及随机贪心策略引入粒子群算法中, 增强了算法的有效性和收敛性; 文献[12]结合云思想对人工蜂群算法进行改进, 提高了种群的全局搜索能力; 文献[14]通过引入免疫进化算法及增加随机扰动策略, 提出了免疫蚁群算法, 克服了算法陷入局部最优解的问题, 滦河六水库联合供水优化调度验证了算法的有效性; 文献[15]依据群居蜘蛛的协同机制全局寻优, 避免了算法早熟收敛, 并将其应用到水电站优化调度中, 取得了较为满意的结果。总体而言, 现代智能算法仍然普遍存在收敛速度慢、易陷入局部最优、结果不稳定等问题, 因而十分有必要进一步开发科学高效的调度方法来增强水电系统的整体效益。

Sun 等<sup>[16]</sup>在利用量子力学理论角度深入研究群体进化过程后, 提出一种具有搜索性能好、控制

参数少、易编程实现等优势量子粒子群算法 (quantum particle swarm optimization, QPSO), 已被应用到国内外诸多领域。文献[17]利用量子粒子群算法求解电力系统经济调度问题; 文献[18]等将量子粒子群算法应用于结构参数的识别; 文献[19]采用量子粒子群算法调整模糊神经网络系统的参数, 并成功将其应用于国际布伦特原油价格预测工作。文献[20]用量子粒子群算法校准根区水质模型 (RZWQM2) 中的参数, 与手动尝试和错误校准相比, 提高了模型的效率和准确性; 文献[21]将量子粒子群算法应用于预测河流流量的 SVM 模型最优参数的估算, 提高了预测模型的精确性和可靠性。然而, 在求解复杂约束问题时, 标准 QPSO 算法仍存在与其他群智能算法类似的随机性大、陷入局部最优等弊端。为此, 国内外学者从多个角度提出了相应的改进策略以提高 QPSO 算法性能: 文献[22-23]采用混沌序列、变异策略来提高种群质量; 文献[24]利用局部搜索策略来提高粒子向最优解靠近的速度; 文献[25]分别采用高斯邻域选择机制、模拟退火算法来增加种群的多样性和搜索的随机性; 文献[26]分别利用混沌搜索、加权位置中心、邻域变异等来增加个体收敛速度与种群多样性; 文献[27]利用自适应激活机制、精英粒子局部搜索以及多核并行计算技术来提高算法的全局搜索能力和收敛性能。总体来看, 已有文献虽然取得了不同程度的成功, 但在梯级水电站群联合调度中的实用化应用报道仍然相对偏少, 因而十分有必要进一步研究改善 QPSO 性能的实用化搜索策略。

为此, 本文在 QPSO 算法寻优过程中创新性地嵌入个体极值变异、外部档案集合以及单纯形搜索算子, 并在此基础上提出了混合量子粒子群算法 (hybrid quantum particle swarm optimization, HQPSO)。以乌江流域梯级水电站群为应用实例, 建立和求解梯级发电量最大的中长期优化调度模型, 并将所提的 HQPSO 算法与 QPSO 算法、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、差分进化算法 (differential evolution algorithm, DE) 进行对比分析, 以探求 HQPSO 算法在梯级水电站群调度中的可行性和有效性。乌江流域应用结果表明 HQPSO 算法可以获得合理的调度过程, 具有良好的实用性与科学性, 能够为梯级水电站群优化调度问题提供一种新型有效的思路。

## 1 梯级水电站群优化调度模型

### 1.1 目标函数

本文采用常见的梯级总发电量最大为优化目标开展研究,其数学模型描述如下:在已知调度期内各水电站的入库流量过程及始、末水位条件下,综合考虑水位、出力、流量等复杂约束条件,合理确定各水电站的最优调度过程。

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

式中:  $E$  为梯级总发电量,  $\text{kW} \cdot \text{h}$ ;  $N$  为电站数目;  $i$  为电站序号;  $T$  为调度时段数目;  $t$  为时段序号;  $\Delta t$  为第  $t$  个时段的小时数,  $\text{h}$ ;  $P_{i,t}$  为第  $i$  个电站在第  $t$  个时段的出力,  $\text{kW}$ ;

### 1.2 约束条件

(1) 水量平衡方程:

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + (q_{i,t} - Q_{i,t} - S_{i,t}) \Delta t \quad (2)$$

式中:  $V_{i,t}$  为第  $i$  个水电站第  $t$  个时段的初始蓄水量,  $\text{m}^3$ ;  $q_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 、 $S_{i,t}$  分别为第  $i$  个水电站在第  $t$  个时段的入库流量、发电流量和弃水流量,  $\text{m}^3/\text{s}$ 。

(2) 蓄水量约束:

$$V_{i,t}^l \leq V_{i,t} \leq V_{i,t}^h \quad (3)$$

式中:  $V_{i,t}^h$ 、 $V_{i,t}^l$  分别为第  $i$  个水电站第  $t$  个时段蓄水量的上、下限,  $\text{m}^3$ 。

(3) 发电流量约束:

$$Q_{i,t}^l \leq Q_{i,t} \leq Q_{i,t}^h \quad (4)$$

式中:  $Q_{i,t}^h$ 、 $Q_{i,t}^l$  分别为第  $i$  个水电站第  $t$  个时段发电流量的上、下限,  $\text{m}^3/\text{s}$ 。

(4) 下泄流量约束:

$$O_{i,t}^l \leq Q_{i,t} + S_{i,t} \leq O_{i,t}^h \quad (5)$$

式中:  $O_{i,t}^h$ 、 $O_{i,t}^l$  分别为第  $i$  个水电站第  $t$  个时段出库流量的上、下限,  $\text{m}^3/\text{s}$ 。

(5) 电站出力约束:

$$P_{i,t}^l \leq P_{i,t} \leq P_{i,t}^h \quad (6)$$

式中:  $P_{i,t}^h$ 、 $P_{i,t}^l$  分别为第  $i$  个水电站第  $t$  个时段的出力上、下限,  $\text{kW}$ 。

(6) 水电带宽约束:

$$h_t^l \leq \sum_{i=1}^N P_{i,t} \leq h_t^h \quad (7)$$

式中:  $h_t^h$ 、 $h_t^l$  分别为第  $t$  个时段水电系统带宽的上、下限,  $\text{kW}$ 。

## 2 混合量子粒子群算法

### 2.1 标准量子粒子群算法

Sun 等<sup>[16]</sup>在深入研究了群体进化过程后,受量子力学的启发,提出了一种具有全局搜索能力的量子粒子群算法。在 QPSO 算法中,粒子的速度和位置是无法同时精确测定的,需要采用波函数来描述粒子状态,并通过求解薛定谔方程得到粒子出现在决策空间任意位置的概率密度函数,最后利用 Monte-Carlo 随机模拟的方式获得粒子在决策空间中的位置方程。在进化过程中,粒子的聚散性受到最优位置中心某种吸引势的束缚,需要通过追踪个体极值和全局极值来不断更新个体位置,从而使得处于束缚状态的粒子能够以一定的概率出现在搜索空间的任意位置,在很大程度上提高了种群的全局搜索能力。不失一般性,假定优化目标为越大越优,则粒子位置更新方式为:

$$X_i^{k+1} = \begin{cases} B_i^{k+1} + \beta_k |mbest^k - X_i^k| \times \ln(\frac{1}{u}) & \text{if } (v \geq 0.5) \\ B_i^{k+1} - \beta_k |mbest^k - X_i^k| \times \ln(\frac{1}{u}) & \text{if } (v < 0.5) \end{cases} \quad (8)$$

$$B_i^{k+1} = r_1 \times PB_i^k + (1 - r_1) \times GB^k \quad (9)$$

$$\beta_k = \frac{1}{k} (\beta_s - \beta_e) (\bar{k} - k) + \beta_e \quad (10)$$

$$mbest^k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m PB_i^k = \frac{1}{m} (\sum_{i=1}^m PB_{i,1}^k, \dots, \sum_{i=1}^m PB_{i,D}^k) \quad (11)$$

式(8)~(11)中:  $m$  为种群规模;  $D$  为粒子维度;  $k$  为迭代次数;  $\bar{k}$  为最大迭代次数,  $k=1,2,\dots,\bar{k}$ ;  $X_i^k$  为粒子  $i$  在第  $k$  代的位置;  $GB^k = \arg \max_{1 \leq i \leq m} \{PB_i^k\}$  为种群在第  $k$  代的最优位置;  $PB_i^k = \arg \max (PB_i^{k-1}, X_i^k)$  为粒子  $i$  在第  $k$  代的历史最优位置;  $mbest^k$  为种群在第  $k$  代的最优位置中心;  $B_i^{k+1}$  为种群在第  $k+1$  代介于  $PB_i^k$  和  $GB^k$  之间粒子  $i$  的位置;  $v, u, r_1$  为在  $[0,1]$  区间内均匀分布的随机数;  $\beta_k$  为第  $k$  次迭代时的收缩-扩张系数;  $\beta_s, \beta_e$  分别表示压缩因子的初始值和终止值,通常取  $\beta_s = 1.0$ ,  $\beta_e = 0.5$ 。

应用结果表明:在求解复杂约束优化问题时,标准 QPSO 算法存在个体多样性降低、易早熟收敛等不足。为提高种群多样性和全局搜索能力,本文提出一种新型的混合量子粒子群算法,以期丰富和发展梯级水电站群优化调度理论方法。

## 2.2 个体极值变异机制增强个体多样性

一般情况下, 较好的个体极值可以科学地引导粒子飞行的方向, 而在标准 QPSO 算法中, 个体更新方式仅与自身极值密切相关, 未能考虑其他精英个体导向作用, 在很大程度上降低了个体向最优解靠近的速度。为此, 受差分进化算法变异算子的启发<sup>[28]</sup>, 本文引入了个体极值变异策略: 首先从个体极值中随机选择两个不同的个体矢量相减生成差分矢量, 然后将此差分矢量叠加至全局极值来生成变异矢量。此外, 本文采取随机缩放因子  $\varphi$  来协调个体极值和全局极值对粒子的导向作用, 从而丰富和完善个体进化方向。相应公式为:

$$CB_i^{k+1} = GB^{k+1} + \varphi \cdot (PB_{\text{ind}_1}^{k+1} - PB_{\text{ind}_2}^{k+1}) \quad (12)$$

式中:  $CB_i^{k+1}$  为经变异操作后产生的新的个体极值;  $\varphi$  为  $[0,1]$  区间分配的随机数,  $\text{ind}_1$ 、 $\text{ind}_2$  为  $\{1,2,\dots,m\}$  随机选择的下标, 且有  $\text{ind}_1 \neq \text{ind}_2$ 。

## 2.3 单纯形算子提升种群邻域搜索能力

单纯形算法是一种求解无约束优化问题的直接搜索算法, 能够在很大程度上提高算法的局部搜索能力。为此, 本文将单纯形算子引入 QPSO 算法中, 利用反射、扩张、收缩等操作来提升粒子的邻域搜索能力、协助种群跳出局部最优。基本思路为: 首先建立外部档案集合  $S^k$  来存储从第  $k$  代种群  $U^k$  中迁出的部分个体; 然后, 引入动态发生概率作为启动单纯形算子的条件: 当不满足启动条件时, 不进行单纯形搜索; 否则, 利用单纯形算子指导  $S^k$  中的个体开展邻域寻优, 直到达到最大执行代数  $\bar{J}$ ; 最后将更新后的个体迁回至  $U^k$  中以完成粒子的更新。具体过程如下:

### 2.3.1 动态概率辨识机制

考虑到标准 QPSO 算法在进化初期以全局搜索为主, 而单纯形算子主要增强个体局部寻优能力, 故引入余弦递减的动态概率辨识机制作为单纯形算子启动条件: 当  $[0,1]$  之间均匀分布的  $r \geq P_a$  时, 则利用单纯形算子进行局部更新操作; 否则仍采用标准 QPSO 更新粒子。动态概率  $P_a$  计算公式如下:

$$P_a = \cos\left(\frac{\pi \cdot k}{2 \cdot \bar{k}}\right) \quad (13)$$

式中:  $k$  为当前迭代次数;  $\bar{k}$  为最大迭代次数。

### 2.3.2 单纯形算子执行步骤

(1) 设置计算参数。最大执行代数  $\bar{J}$ , 反射系数  $\alpha$ 、扩张系数  $\beta$ 、收缩系数  $\gamma$ 。

(2) 初始化。令  $J=1$ , 从当前种群  $U^k$  中随机地迁出  $(D+1)$  个个体构成外部档案集  $S^k$ 。

(3) 反射操作。对  $S^k$  所有个体的适应度值取负值, 比较  $S^k$  所有个体的适应度值, 确定最大适应度值  $f(X_{\text{high}})$  所对应的个体  $X_{\text{high}}$ , 次大适应度值  $f(X_{\text{sec}})$  所对应的个体  $X_{\text{sec}}$ , 以及最低适应度值  $f(X_{\text{low}})$  所对应的个体  $X_{\text{low}}$ ; 然后利用下面两式计算去除  $X_{\text{high}}$  后的单纯形中心位置  $X_{\text{center}}$  及  $X_{\text{high}}$  的反射点  $X_r$ 。

$$X_{\text{center}} = \sum_{i=0}^D X_i / D, X_i \neq X_{\text{high}} \quad (14)$$

$$X_r = X_{\text{center}} + \alpha(X_{\text{center}} - X_{\text{high}}) \quad (15)$$

此时, 若  $f(X_{\text{low}}) \leq f(X_r) \leq f(X_{\text{sec}})$ , 则  $X_{\text{high}} = X_r$ , 并进入步骤 (6); 若  $f(X_r) < f(X_{\text{low}})$ , 则进入步骤 (4); 若  $f(X_r) > f(X_{\text{sec}})$ , 则进入步骤 (5)。

(4) 扩张操作。对反射点进行扩张操作, 公式如下:

$$X_e = X_{\text{center}} + \beta(X_r - X_{\text{center}}) \quad (16)$$

此时, 若  $f(X_e) \leq f(X_{\text{low}})$ , 则  $X_{\text{high}} = X_e$ ; 否则, 令  $X_{\text{high}} = X_r$ , 并进入步骤 (6)。

(5) 收缩操作。若  $f(X_r) > f(X_{\text{high}})$ , 则直接采用下式进行收缩操作; 若  $f(X_r) > f(X_{\text{sec}})$  且  $f(X_r) \leq f(X_{\text{high}})$  时, 令  $X_{\text{high}} = X_r$ , 进入步骤 (3) 重新确定  $X_{\text{center}}$  与  $X_r$  后再进行收缩操作。

$$X_c = X_{\text{center}} + \gamma(X_{\text{high}} - X_{\text{center}}) \quad (17)$$

此时, 若  $f(X_c) \leq f(X_{\text{high}})$ , 则令  $X_{\text{high}} = X_c$  后转入步骤 (6)。

(6) 令  $J = J + 1$ , 若  $J > \bar{J}$ , 则转至步骤 (7); 否则返回步骤 (3)。

(7) 形成新的外部档案集  $NS^k$ , 而后将  $NS^k$  中的个体迁回  $U^k$  中构成新的粒子集合  $NU^k$ , 即  $NU^k = NS^k \cup \{U^k - S^k\}$ 。

## 2.4 HQPSO 算法执行步骤

在 HQPSO 算法中, 个体极值进行变异增强了精英粒子的引导作用以及提高了算法的收敛速度; 引入动态概率辨识机制启动单纯形算子, 改善了种群局部搜索能力, 有效地避免了“早熟收敛”缺陷。混合量子粒子群算法流程如图 1 所示。

## 2.5 HQPSO 求解梯级水电站群联合调度问题

### 2.5.1 串联编码策略

选择各电站在不同时段的库容值作为状态变

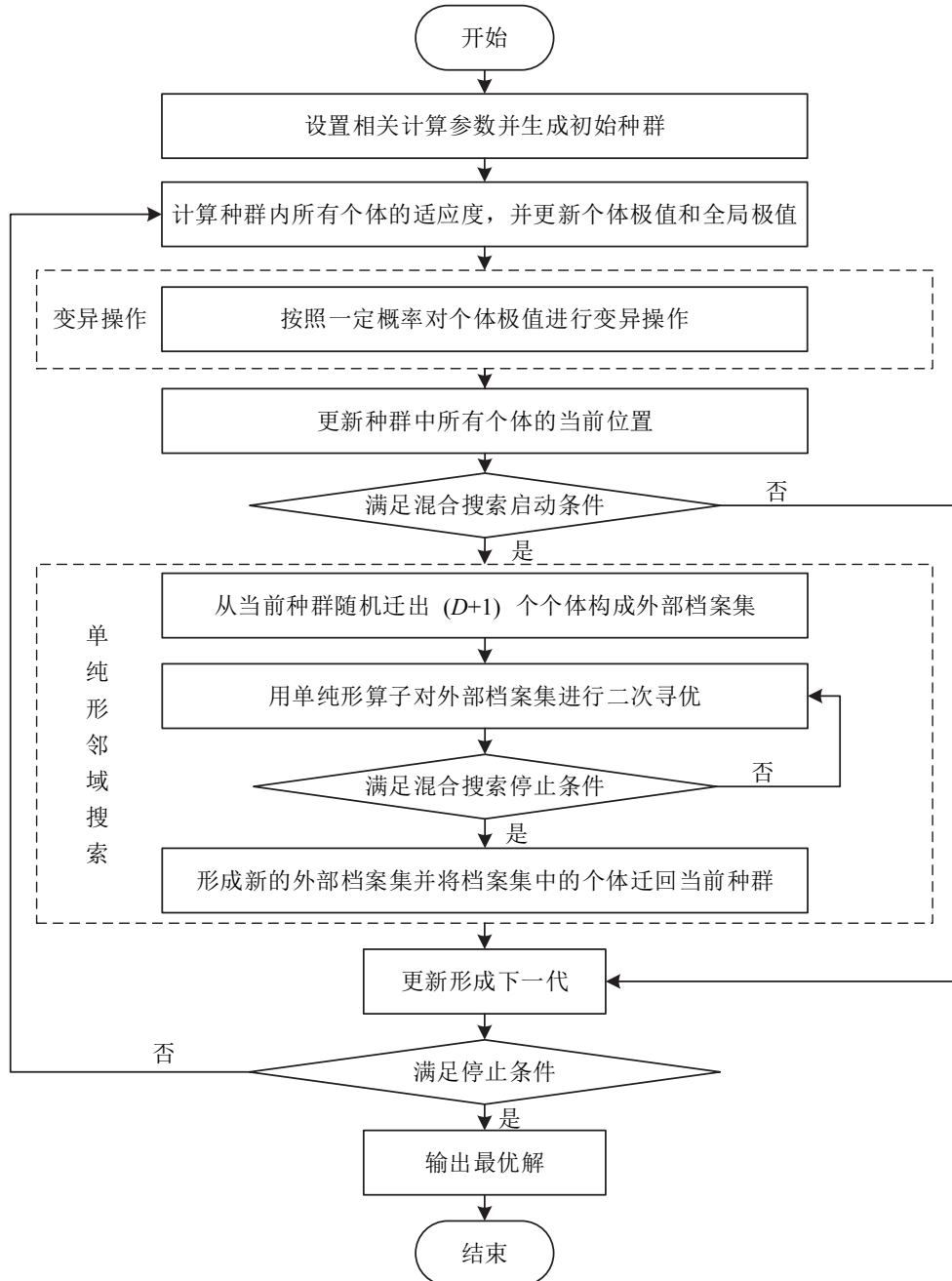


图1 HQPSO 算法流程

Fig. 1 Flowchart of HQPSO

量,采用串联编码策略表示梯级各水电站在调度期内的状态变量,则个体  $\mathbf{X}$  的编码形式可表示为:

$\mathbf{X} =$

$$[V_{1,1}, V_{1,2}, \dots, V_{1,T}, V_{2,1}, V_{2,2}, \dots, V_{2,T}, \dots, V_{N,1}, V_{N,2}, \dots, V_{N,T}]$$

### 2.5.2 复杂约束处理策略

梯级水电站的约束条件主要分为两类:以水量平衡方程、流量平衡方程等为代表的等式约束条件和以库容、流量、出力等为代表的等式约束条件。需要针对约束条件形式设计不同的处理方式<sup>[29]</sup>:

(1) 等式约束。按空间拓扑次序对各电站采用“以水定电”模式完成调节计算,并在计算过程中强制性满足此类约束。

(2) 不等式约束。根据调节计算结果判断相应变量是否在可行区间内:若满足则无需进行处理;否则,需要采用惩罚函数法处理约束破坏项,计算公式为:

$$F(\mathbf{X}_i^k) = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T P_{i,t} \Delta_t + \sum_{g=1}^G \lambda_g \cdot a_g \quad (18)$$

$$a_g = \min \{ XX_{k,g}^h - XX_{k,g}, \min \{ XX_{k,g} - XX_{k,g}^l, 0 \} \} \quad (19)$$

式中:  $F(\mathbf{X}_i^k)$  为粒子  $\mathbf{X}_i^k$  的适应度值;  $g$  为约束破坏的编号;  $G$  为约束破坏个数;  $\lambda_g$  为约束  $g$  的破坏惩罚系数;  $XX_{k,g}$  为粒子  $\mathbf{X}_i^k$  所得结果中与约束条件  $g$  对应变量的取值;  $XX_{k,g}^h$ 、 $XX_{k,g}^l$  分别为约束条件  $g$  对应变量的取值上、下限。

### 2.5.3 总体求解流程

(1) 选择参与计算的电站, 并设置各电站在调度期内的区间流量, 以及水位、出力、流量等约束条件。

(2) 采用 2.5.1 节方法确定种群中的个体编码方式。

(3) 设置相关计算参数, 如种群规模  $m$ 、最大迭代次数  $\bar{k}$ 、局部搜索执行代数  $\bar{J}$ 。

(4) 令  $k=1$ , 而后在设定的可行水位范围内, 随机生成初始种群  $\mathbf{U}^k$ 。

(5) 利用式 (18) ~ (19) 计算  $\mathbf{U}^k$  中所有粒子的适应度, 并更新  $\mathbf{U}^k$  所有个体的历史最优位置和种群全局最优位置。

(6) 利用式 (12) 对个体历史最优位置进行变异操作;

(7) 利用式 (8) ~ (11) 更新种群中所有个体位置。

(8) 令  $J=1$ , 利用式 (13) 计算动态概率。

判断是否满足单纯形算子执行条件, 若满足则转至步骤 (9); 否则直接进入步骤 (13)。

(9) 从  $\mathbf{U}^k$  中随机地迁出  $(D+1)$  个个体构成外部档案集  $\mathbf{S}^k$ 。

(10) 用单纯形算子对  $\mathbf{S}^k$  中的个体进行二次寻优。

(11) 令  $J=J+1$ , 若  $J \leq \bar{J}$ , 则返回步骤 (10), 否则, 转至步骤 (12)。

(12) 形成新的外部档案集  $\mathbf{NS}^k$ , 将  $\mathbf{NS}^k$  中的个体迁回  $\mathbf{U}^k$  中, 从而得到新的粒子种群, 并转至步骤 (13)。

(13) 令  $k=k+1$ , 判定是否满足  $k > \bar{k}$ , 若满足则转至步骤 (14), 反之转至步骤 (5)。

(14) 停止计算, 种群全局最优解  $\mathbf{GB}^k$  即为算法所得最优结果, 输出所有水电站在不同时段的水位与出力变化序列。

## 3 工程实例

### 3.1 工程背景

乌江流域是我国十三大水电基地之一, 水能资源极其丰富。本文以乌江梯级 5 座水电站为实例进行研究, 包括洪家渡 (多年调节)、东风 (季调节)、索风营 (日调节)、乌江渡 (年调节)、构皮滩 (多年调节), 拓扑结构如图 2 所示, 各电站的主要特征参数详见表 1。

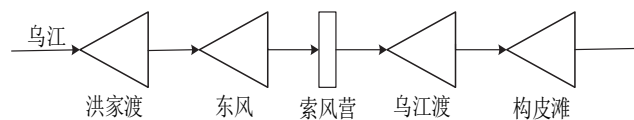


图 2 乌江流域梯级水电站群拓扑结构

Fig. 2 Topological structure of cascade hydropower stations in the Wu River basin

表 1 乌江流域梯级水电站群特征参数

Table 1 Characteristic parameters of cascade reservoirs

| 电站名称 | 调节性能   | 出力系数 | 装机容量/MW | 正常高水位/m | 死水位/m   | 最大发电流量/(m³/s) | 始、末水位/m |
|------|--------|------|---------|---------|---------|---------------|---------|
| 洪家渡  | 多年调节   | 8.00 | 600     | 1140.00 | 1076.00 | 490.5         | 1102.20 |
| 东风   | 不完全年调节 | 8.35 | 695     | 970.00  | 936.00  | 632.1         | 961.80  |
| 索风营  | 日调节    | 8.30 | 600     | 837.00  | 822.00  | 994.5         | 831.10  |
| 乌江渡  | 不完全年调节 | 8.00 | 1250    | 760.00  | 720.00  | 1087.0        | 744.31  |
| 构皮滩  | 多年调节   | 8.50 | 3000    | 630.00  | 590.00  | 1909.0        | 617.88  |

### 3.2 实例分析 1

为验证该算法的可行性和有效性, 本文分别选取 3 种不同典型年的来水资料进行计算, 并采用

DE、PSO、QPSO、HQPSO 四种算法进行求解。其中各算法种群规模均为  $m=500$ , 最大迭代次数均为  $\bar{k}=500$ ; 此外, HQPSO 其他参数设置为:  $P=0.6$ ,

$\bar{J}=10$ ,  $\alpha=1, \beta=2, \gamma=0.5$ 。考虑到进化算法搜索过程的随机性, 故将四种算法分别独立运行 30 次, 并将不同来水条件下最优结果列于表 2, 将相应统

计结果 (包括最优值、最差值、均值、极差及标准差等) 列于表 3。

由表 2 可知, 从总发电量看, HQPSO 在不同

表 2 不同求解方法发电量的计算结果

Table 2 Power outputs calculated using different optimization methods (单位: 亿 kW·h)

| 年份  | 方法    | 洪家渡   | 东风    | 索风营   | 乌江渡   | 构皮滩   | 合计     |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| 丰水年 | DE    | 15.11 | 19.40 | 15.12 | 32.49 | 85.84 | 167.96 |
|     | PSO   | 16.82 | 20.70 | 15.88 | 34.29 | 88.71 | 176.40 |
|     | QPSO  | 17.00 | 20.95 | 15.98 | 34.24 | 88.72 | 176.89 |
|     | HQPSO | 17.13 | 20.94 | 15.97 | 34.22 | 88.70 | 176.96 |
| 平水年 | DE    | 12.82 | 16.36 | 11.78 | 23.88 | 66.07 | 130.91 |
|     | PSO   | 14.56 | 17.40 | 12.45 | 25.98 | 68.58 | 138.97 |
|     | QPSO  | 14.74 | 17.47 | 12.61 | 26.03 | 68.55 | 139.40 |
|     | HQPSO | 14.91 | 17.48 | 12.62 | 26.06 | 68.51 | 139.58 |
| 枯水年 | DE    | 9.78  | 12.39 | 8.20  | 16.24 | 41.20 | 87.81  |
|     | PSO   | 10.50 | 13.22 | 9.00  | 17.75 | 44.04 | 94.51  |
|     | QPSO  | 11.15 | 13.44 | 8.94  | 17.94 | 43.90 | 95.37  |
|     | HQPSO | 11.26 | 13.43 | 8.95  | 17.93 | 43.95 | 95.52  |

表 3 随机运行 30 次的统计结果

Table 3 Statistics of the power outputs calculated using four optimization methods (单位: 亿 kW·h)

| 典型年 | 求解方法  | 最优     | 均值     | 最差     | 极差   | 标准差  |
|-----|-------|--------|--------|--------|------|------|
| 丰水年 | HQPSO | 176.96 | 176.81 | 176.67 | 0.29 | 0.08 |
|     | QPSO  | 176.89 | 176.75 | 176.37 | 0.52 | 0.10 |
|     | PSO   | 176.40 | 174.65 | 170.79 | 5.61 | 1.56 |
|     | DE    | 167.96 | 166.85 | 166.28 | 1.68 | 0.39 |
| 偏丰  | HQPSO | 158.36 | 158.22 | 158.12 | 0.24 | 0.06 |
|     | QPSO  | 158.28 | 158.16 | 157.91 | 0.37 | 0.08 |
|     | PSO   | 158.10 | 155.80 | 152.37 | 5.73 | 1.51 |
|     | DE    | 151.70 | 150.80 | 149.84 | 1.86 | 0.46 |
| 平水年 | HQPSO | 139.58 | 139.43 | 139.32 | 0.26 | 0.08 |
|     | QPSO  | 139.40 | 139.22 | 139.01 | 0.39 | 0.11 |
|     | PSO   | 138.97 | 137.47 | 132.44 | 6.53 | 1.80 |
|     | DE    | 130.91 | 130.04 | 129.09 | 1.82 | 0.50 |
| 偏枯  | HQPSO | 117.66 | 117.46 | 117.30 | 0.36 | 0.10 |
|     | QPSO  | 117.45 | 117.24 | 116.64 | 0.81 | 0.16 |
|     | PSO   | 117.47 | 114.58 | 109.76 | 7.71 | 2.04 |
|     | DE    | 110.71 | 109.71 | 109.09 | 1.62 | 0.41 |
| 枯水年 | HQPSO | 95.52  | 95.26  | 95.09  | 0.43 | 0.11 |
|     | QPSO  | 95.37  | 95.00  | 94.43  | 0.94 | 0.22 |
|     | PSO   | 94.51  | 92.09  | 87.97  | 6.54 | 1.63 |
|     | DE    | 87.81  | 87.14  | 86.13  | 1.68 | 0.65 |

典型年的计算结果均优于 DE、PSO 与 QPSO。以平水年为例, HQPSO 算法较 QPSO、PSO 和 DE 分别增发了 0.18、0.61 和 8.67 亿 kW·h。

由表 3 可知, 随机运行 30 次, HQPSO 算法的统计值皆优于其他三种算法。以平水年为例, HQPSO 算法的均值较 QPSO、PSO 和 DE 分别增加了 0.21、1.96、9.39 亿 kW·h, 最小值较 QPSO、PSO 和 DE 分别增加了 0.31、6.88、10.23 亿 kW·h, 极差较 QPSO、PSO 和 DE 分别减少了 0.13、6.27、1.56 亿 kW·h, 标准差较 QPSO、PSO 和 DE 分别减少了 0.03、1.72、0.42 亿 kW·h。

表 3 中的极差和标准差还反映出 HQPSO 算法和 QPSO 算法的鲁棒性明显优于 PSO 算法和 DE 算法, 验证了 HQPSO 算法和 QPSO 算法具有良好的稳定性。

结合表 3 的数据, 图 3 以箱型图的形式清晰地反映了不同典型年 HQPSO 和 QPSO 两种方法的分散情况。由图 3 可以看出, 在不同典型年中, 根据 HQPSO 算法的结果绘制的箱型图分散情况较 QPSO 算法更加集中, 说明 HQPSO 算法的解集分布更加密集, 验证了 HQPSO 算法具有更为优越的鲁棒性和全局搜索能力。图 3 还反映出选择同一统计标准, HQPSO 算法的结果皆优于 QPSO 算法, 证明了 HQPSO 算法的高效性。

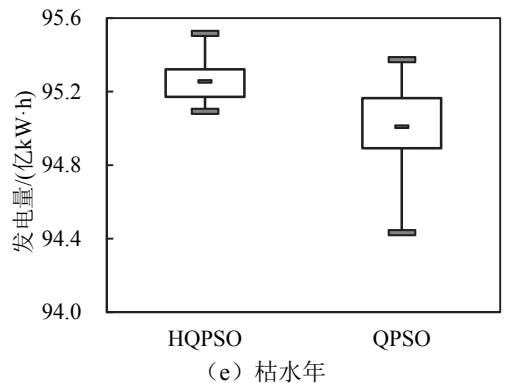
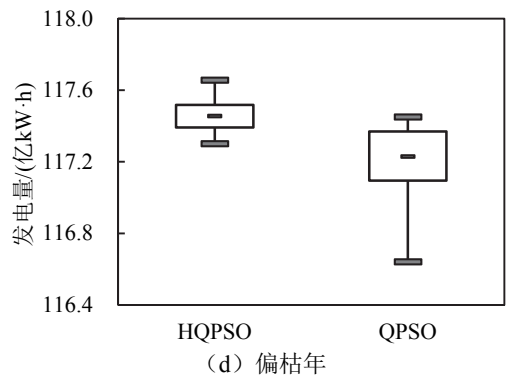
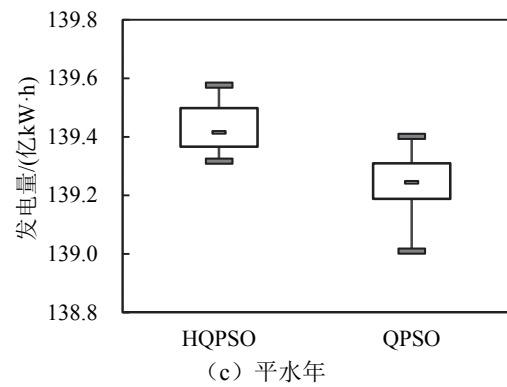
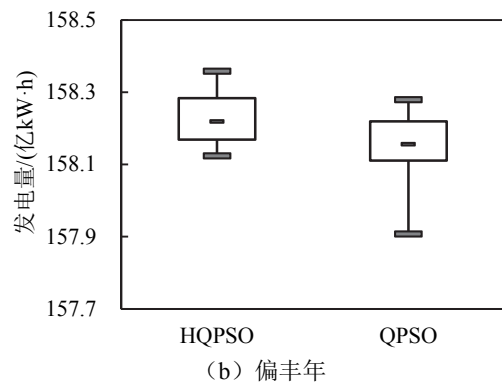
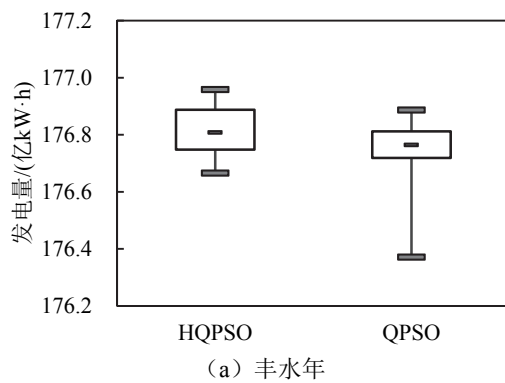


图 3 不同求解方法下发电量的箱型图统计结果

Fig. 3 Box plots of the statistical power outputs calculated using different optimization methods

综合以上分析, 说明将动态概率辨识机制、单纯形算法和外部档案集融入 QPSO 中, 能够有效增加个体多样性与种群探寻最优解能力, 避免了早熟缺陷, 进而提高了流域梯级整体效益, 具有较强的工程实用价值。

图 4 为采用 HQPSO 算法得到的各电站在平水年不同时段出力和水位过程展示图。由图 4 可以看出, 各水电站优化结果均满足各种约束条件。其中洪家渡、构皮滩调节性能较好的水电站在汛期来水较大时, 水位抬高, 同时为减少弃水水电站增大出力运行, 东风、索风营及乌江渡调节性能较差的水电站由于梯级电站间的补偿作用, 在汛期基本

上保持高水头稳定运行,在汛初尽可能达到汛限水位,能充分利用水头以较高水位运行,从而降低梯级耗水、增加整体发电量,充分发挥了梯级水电站群的水头效益和梯级补偿效益。

综上, HQPSO 算法可以获得合理有效的水电站群调度运行方式。

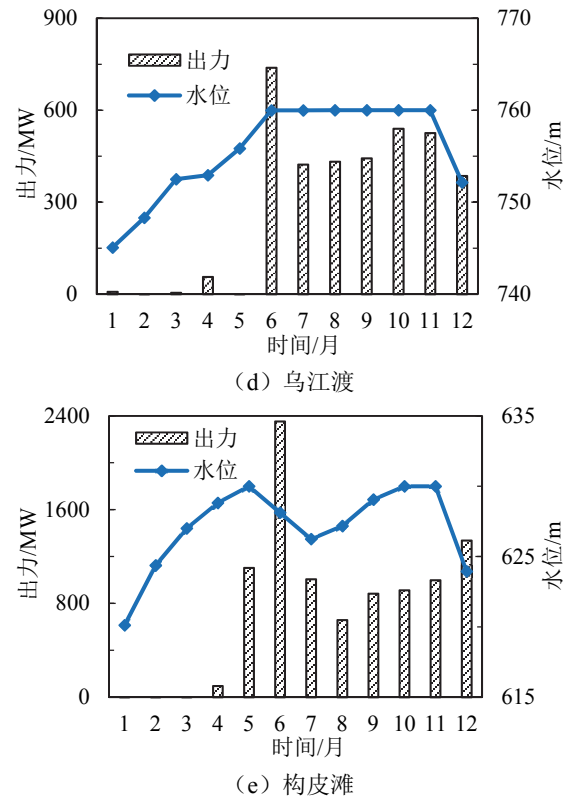
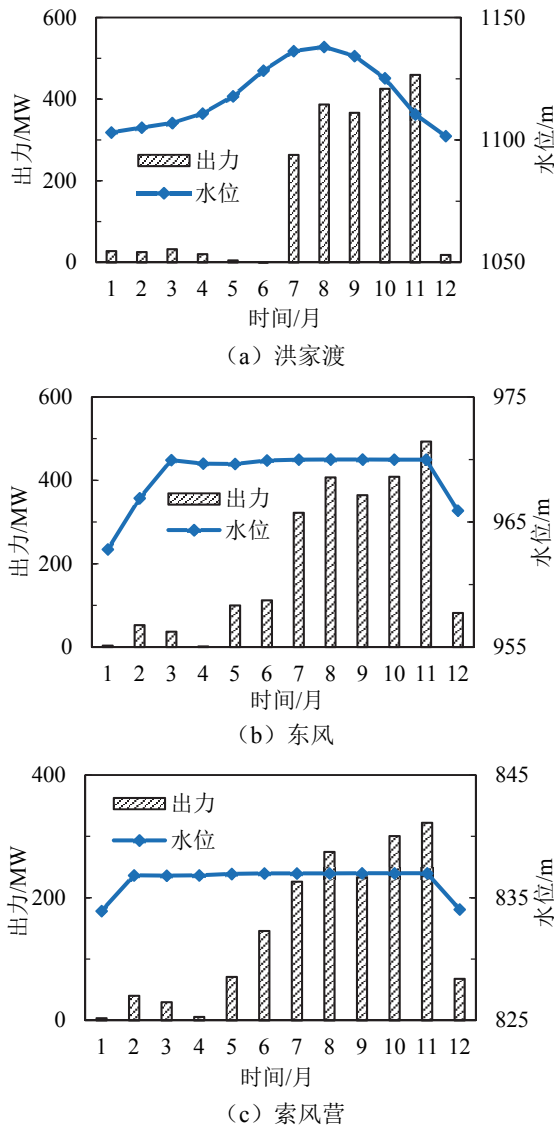


图4 平水年 HQPSO 优化调度结果  
Fig. 4 Optimal power outputs in the normal year calculated using HQPSO

### 3.3 实例分析 2

为进一步验证该算法的适用性和高效性,以平水年为例,分别选取不同的电站数目和不同水电带宽下限进行计算,将 HQPSO 等四种算法独立运行 10 次并取其平均值,详细结果如表 4、表 5 所示。

由表 4 可知,在电站数目较少时,决策变量数目相对较少,不同方法均可快速搜索得到质量较高的次优解,结果相差不大;随着电站数目增多,搜索空间范围逐步增大,各方法受制于自身寻优机理,所得梯级发电量的差异逐步增大,而 HQPSO 方法仍然显著优于其他三种方法。

表 4 不同电站规模下发电量的计算结果

Table 4 Calculations of power outputs at different power station scales

(单位: 亿 kW·h)

| 计算方法  | 电站数目  |                |       |                |       |                |       |                |        |                |
|-------|-------|----------------|-------|----------------|-------|----------------|-------|----------------|--------|----------------|
|       | 1     | $\Delta\delta$ | 2     | $\Delta\delta$ | 3     | $\Delta\delta$ | 4     | $\Delta\delta$ | 5      | $\Delta\delta$ |
| HQPSO | 13.88 | 0.00           | 31.13 | 0.00           | 43.37 | 0.00           | 68.65 | 0.00           | 136.76 | 0.00           |
| QPSO  | 13.65 | -0.23          | 30.90 | -0.23          | 42.79 | -0.58          | 67.54 | -1.11          | 135.71 | -1.05          |
| PSO   | 13.41 | -0.47          | 29.59 | -1.54          | 41.72 | -1.65          | 56.16 | -12.49         | 130.46 | -6.30          |
| DE    | 13.66 | -0.22          | 29.48 | -1.65          | 39.98 | -3.39          | 54.86 | -13.79         | 109.82 | -26.94         |

注:  $\Delta\delta$  表示所选方法与 HQPSO 的发电量的差值

表 5 不同水电带宽下限发电量的计算结果

Table 5 Calculations of power outputs under different bandwidth limits

(单位: 亿 kW·h)

| 计算方法  | 水电带宽下限 (MW) |             |             |             |              |              |
|-------|-------------|-------------|-------------|-------------|--------------|--------------|
|       | $h_t^l=0$   | $h_t^l=300$ | $h_t^l=500$ | $h_t^l=800$ | $h_t^l=1000$ | $h_t^l=1200$ |
| HQPSO | 139.36      | 139.25      | 138.82      | 138.03      | 136.76       | 134.89       |
| QPSO  | 139.26      | 139.15      | 138.72      | 137.63      | 135.71       | 133.40       |
| PSO   | 136.53      | 136.52      | 135.75      | 134.32      | 130.46       | 123.15       |
| DE    | 129.69      | 129.27      | 129.27      | 124.31      | 109.82       | 85.71        |

与此同时,由表 5 可知,梯级发电量随着的水电带宽下限增大呈减少趋势,这充分说明为保证梯级运行可靠性,整体经济效益会有所降低;而且在不同情况下 HQPSO 得出的总发电量均优于其他方法,进一步充分验证了所提方法的有效性。

综上所述,所提改进策略能够更好地发挥梯级水电站群联合调度协同补偿效应,与实现水资源的高效利用的目标相符,且其性能优势随着系统规模增大越加明显,可用于求解复杂约束优化问题。

## 4 结论

作为一种新的群智能优化算法, QPSO 为求解梯级水电站群优化调度提供了新途径,但仍存在因种群多样性不足而陷入局部最优的缺陷。为此,本文提出了一种混合量子粒子群算法。该算法利用对个体极值按照一定的概率进行变异搜索操作,增加了个体多样性;建立外部档案集合存储进化过程中的部分精英个体,然后利用基于动态概率辨识机制的单纯形算子指导外部档案集中的个体开展邻域寻优,提高了算法搜索能力、避免了算法陷入局部最优。乌江流域实践结果表明:所提方法的收敛速度与全局搜索能力得到增强,以平水年为例, HQPSO 算法较 QPSO、PSO 和 DE 分别增发了 0.18、0.61 和 8.67 亿 kW·h,若以全国平均上网电价 0.3 元/(kW·h)计算,将分别增加效益 540 万元、1800 万元、2.6 亿元,进而验证了 HQPSO 算法求解梯级水电站群优化调度的可行性和有效性,为梯级水电站群优化调度模型的求解提供了新思路。

## 参考文献 (References)

- [1] 于洋, 韩宇, 李栋楠, 等. 澜沧江-湄公河流域跨境水量-水能-生态互馈关系模拟[J]. 水利学报, 2017, 48(6): 720-729.
- [2] YU Yang, HAN Yu, LI Dongnan, et al. Simulation of

transboundary water-hydropower-ecology nexus in Lancang-Mekong Basin [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2017, 48(6): 720-729. (in Chinese)

- [2] 黄强, 赵梦龙, 李瑛. 水库生态调度研究新进展[J]. 水力发电学报, 2017, 36(3): 1-11.
- [3] HUANG Qiang, ZHAO Menglong, LI Ying. Advancements in studies on reservoir ecological operation [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2017, 36(3): 1-11. (in Chinese)
- [3] Ming B, Chang J X, Huang Q, et al. Optimal operation of multi-reservoir system based-on cuckoo search algorithm [J]. Water Resources Management, 2015, 29: 5671-5687.
- [4] 郭生练, 陈炯宏, 刘攀, 等. 水库群联合优化调度研究进展与展望[J]. 水科学进展, 2010, 21(4): 496-503.
- [4] GUO Shenglian, CHEN Jionghong, LIU Pan, et al. State-of-the-art review of joint operation for multi-reservoir systems [J]. Advances in Water Science, 2010, 21(4): 496-503. (in Chinese)
- [5] 万新宇, 王光谦. 基于并行动态规划的水库发电优化 [J]. 水力发电学报, 2011, 30(6): 166-170.
- [5] WAN Xinyu, WANG Guangqian. Parallel dynamic programming for hydropower generation optimization [J]. Journal of Hydroelectric engineering, 2011, 30(6): 166-170. (in Chinese)
- [6] Zhao T T G, Zhao J S, Yang D W. Improved dynamic programming for hydropower reservoir operation [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2014, 140(3): 360-374.
- [7] 周佳, 马光文, 张志刚. 基于改进 POA 算法的雅砻江梯级水电站群中长期优化调度研究[J]. 水力发电学报, 2010, 29(3): 18-22.
- [7] ZHOU Jia, MA Guangwen, ZHANG Zhigang. Study on the mid-long term optimal dispatching of cascade hydropower stations on Yalong River based on POA

- modified adaptive algorithm [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2010, 29(3): 18-22. (in Chinese)
- [8] 张诚, 周建中, 王超, 等. 梯级水电站优化调度的变阶段逐步优化算法[J]. 水力发电学报, 2016, 35(4): 12-21. ZHANG Cheng, ZHOU Jianzhong, WANG Chao, et al. Variable period progressive optimality algorithm for optimal dispatch of cascade reservoirs [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35(4): 12-21. (in Chinese)
- [9] Li C G, Ji C M, Wang B Q, et al. The hydropower station output function and its application in reservoir operation [J]. Water Resources Management, 2017, 31(1): 159-172.
- [10] 王森, 程春田, 武新宇, 等. 自适应混沌整体退火遗传算法在水电站群优化调度中的应用[J]. 水力发电学报, 2014, 33(5): 63-71. WANG Sen, CHENG Chuntian, WU Xinyu, et al. Application of self-adaptive chaos whole annealing genetic algorithm to optimal operation of hydropower station groups [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014, 33(5): 63-71. (in Chinese)
- [11] 纪昌明, 李继伟, 张新明. 梯级水电站短期发电优化调度的免疫蛙跳算法应用研究[J]. 水力发电学报, 2015, 34(1): 29-36. JI Changming, LI Jiwei, ZHANG Xinming. Application of immune-shuffled frog-leaping algorithm to optimized operation of cascade hydropower stations for short-term power generation [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015, 34(1): 29-36. (in Chinese)
- [12] 李文莉, 李郁侠, 任平安. 基于云变异人工蜂群算法的梯级水库群优化调度[J]. 水力发电学报, 2014, 33(1): 38-42. LI Wenli, LI Yuxia, REN Ping'an. Optimal operation of cascade reservoirs based on cloud variation-artificial bee colony algorithm [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014, 33(1): 38-42. (in Chinese)
- [13] 王森, 武新宇, 程春田, 等. 自适应混合粒子群算法在梯级水电站群优化调度中的应用[J]. 水力发电学报, 2012, 31(1): 38-44. WANG Sen, WU Xinyu, CHENG Chuntian, et al. Application of self-adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm to optimal operation of cascade reservoirs [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2012, 31(1): 38-44. (in Chinese)
- [14] 万芳, 邱林, 黄强. 水库群供水优化调度的免疫蚁群算法应用研究[J]. 水力发电学报, 2011, 30(5): 234-239. WAN Fang, QIU Lin, HUANG Qiang. Application of ant colony operation based on immune evolutionary algorithm to optimal reservoir water supply dispatching [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2011, 30(5): 234-239. (in Chinese)
- [15] 王文川, 雷冠军, 邱林, 等. 群居蜘蛛优化算法在水电站优化调度中的应用及其效能分析[J]. 水力发电学报, 2015, 34(10): 80-87. WANG Wenchuan, LEI Guanjin, QIU Lin, et al. Optimal operation of hydropower stations using social spider optimization algorithm and its performance analysis [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015, 34(10): 80-87. (in Chinese)
- [16] Sun J, Fang W, Wang D, et al. Solving the economic dispatch problem with a modified quantum-behaved particle swarm optimization method [J]. Energy Conversion and Management, 2009, 50(12): 2967-2975.
- [17] 王道军, 孙俊, 须文波. 量子粒子群算法在电力系统经济调度中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(19): 5019-5021. WANG Daojun, SUN Jun, XU Wenbo. Quantum-behaved particle swarm optimization for economic dispatch [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(19): 5019-5021. (in Chinese)
- [18] 王兰彬. 量子粒子群优化算法在结构参数识别中的应用[J]. 防灾减灾工程学报, 2013, 33(1): 91-96. WANG Lanbin. Application of quantum particle swarm optimization algorithm in structural parameter estimation [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2013, 33(1): 91-96. (in Chinese)
- [19] 范秋枫, 王涛, 张智峰. 量子粒子群智能算法在国际布伦特原油价格预测中的应用[J]. 模糊系统与数学, 2017, 31(4): 84-90. FAN Qiufeng, WANG Tao, ZHANG Zhifeng. Quantum particle swarm intelligence algorithm in the international Brent crude oil price forecast [J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2017, 31(4): 84-90. (in Chinese)
- [20] Xi M L, Qi Z M, Zou Y, et al. Calibrating RZWQM2 model using quantum-behaved particle swarm optimization algorithm [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 113: 72-80.

- [21] Ch S, Anand N, Panigrahi B K, et al. Streamflow forecasting by SVM with quantum behaved particle swarm optimization [J]. *Neurocomputing*, 2013, 101: 18-23.
- [22] Singh M R, Mahapatra S S. A quantum behaved particle swarm optimization for flexible job shop scheduling [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2016, 93: 36-44.
- [23] 黄宇, 韩璞, 刘长良, 等. 改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(20): 114-120.
- HUANG Yu, HAN Pu, LIU Changliang, et al. Application of improved quantum particle swarm optimization in system identification [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(20): 114-120. (in Chinese)
- [24] Haddar B, Khemakhem M, Wilbaut C. A hybrid quantum particle swarm optimization for the Multidimensional Knapsack problem [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 55: 1-13.
- [25] Hassani K, Lee W S. Multi-objective design of state feedback controllers using reinforced quantum-behaved particle swarm optimization [J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 41: 66-76.
- [26] 冯仲恺, 廖胜利, 牛文静, 等. 改进量子粒子群算法在水电站群优化调度中的应用[J]. *水科学进展*, 2015, 26(3): 413-422.
- FENG Zhongkai, LIAO Shengli, NIU Wenjing, et al. Application of improved quantum particle swarm optimization algorithm in hydropower station group [J]. *Advances in Water Science*, 2015, 26(3): 413-422. (in Chinese)
- [27] 邹强, 王学敏, 李安强, 等. 基于并行混沌量子粒子群算法的梯级水库群防洪优化调度研究[J]. *水利学报*, 2016, 47(8): 967-976.
- ZOU Qiang, WANG Xuemin, LI Anqiang, et al. Optimal operation of flood control for cascade reservoirs based on parallel chaotic quantum particle swarm optimization [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2016, 47(8): 967-976. (in Chinese)
- [28] 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 Yadong, 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)
- [29] 牛文静, 冯仲恺, 程春田. 梯级水电站群优化调度多目标量子粒子群算法[J]. *水力发电学报*, 2017, 36(5): 47-57.
- NIU Wenjing, FENG Zhongkai, CHEN Chuntian. Multi-objective quantum particle swarm optimization of operation cascade hydropower stations [J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2017, 36(5): 47-57. (in Chinese)

(责任编辑: 尚松浩)