

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20222126

# 基于改进智能水滴算法的梯级水库群调峰调度研究

王 奇, 邢 龙, 简铁柱, 赵明亮, 李 帅

(中国长江三峡集团有限公司流域枢纽运行管理中心, 湖北 宜昌 443133)

**摘要:** 针对智能水滴算法(IWD算法)存在种群多样性不足、易陷入局部最优、初期求解速度慢等缺陷,提出了改进的智能水滴算法(IIWD算法),该算法引入了 Logistic 混沌初始化方式及差分进化算法(DE算法)的差分变异算子,同时改进了自组织映射算法(SOM算法)的神经元更新方式并将其引入到 IWD 算法最优个体的次更新过程中,并将 IIWD 算法应用于梯级水库群调峰调度中,同时与 IWD 与 DE 算法进行对比,验证了该算法的高效性。

**关键词:** 智能水滴算法; 自组织映射算法; 调峰调度; 梯级水库群

**中图分类号:** TV697.1

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2023)04-0097-05

## 1 引言

梯级水库群调峰调度是一个多阶段、高维度、多约束的非线性优化问题,因各级电站的调峰能力和特性差异较大,如何使用更优的调度方法实现调峰效益的最大化成为当前水库优化调度领域的研究热点之一。张世钦<sup>[1]</sup>通过惯性因子和种群结构两方面改进了粒子群算法并将其运用于风光水联合调峰调度中,为调峰调度方法研究提供了参考;孟庆喜<sup>[2]</sup>通过将变步长搜索策略引入到传统邻域搜索算法并将其运用于实例中,提升了算法的寻优性能;LIU S 等<sup>[3]</sup>引入精英策略、高斯局部搜索策略及随机变异算子改进了混合正余弦算法,为调峰调度提供了新的方法。作为一种新型群体智能优化算法,IWD 算法具有自组织能力强、鲁棒性强等诸多优点,但其存在种群初始化多样性不够高、易陷入局部最优、初期求解速度缓慢等缺陷,与此同时,目前在水库优化调度领域针对 IWD 算法进行改进的案例较少。为此,本文提出了一种改进的智能水滴算法(IIWD 算法),并将其运用于金沙江下游—三峡梯级水库群调峰调度中,验证了该算法的高效性。

## 2 改进智能水滴算法

### 2.1 智能水滴算法

IWD 算法是一种智能群体算法,设计思路来源于水流对河床冲刷过程中的路径选择原理<sup>[4]</sup>。IWD 算法主要包括初始化过程、路径选择过程、局部变量更新过程、全局变量更新过程等四个主要步骤。

(1)初始化过程。初始化水滴初始速度  $v_{ini}$ 、速度更新参数  $a_v$ 、 $b_v$ 、 $c_v$ 、水滴泥沙含量更新参数  $a_s$ 、 $b_s$ 、 $c_s$ 、局部变量更新参数  $\alpha$ 、全局变量更新参数  $\beta$ ,各条路径泥沙含量的集合记为  $W$ 。

(2)路径选择过程。水滴将分若干步移动至目的地,记某一个水滴的当前位置为  $i$ ,下一位置为  $j$ ,水滴选择路径  $(i, j)$  的概率记为  $p(i, j)$ ,路径  $(i, j)$  的泥沙含量记为  $s(i, j)$ ,  $p(i, j)$  与  $s(i, j)$  呈反比,表达式为:

$$p(i, j) = \frac{f(s(i, j))}{\sum f(s(i, j))} \quad (1)$$

其中  $f(s(i, j)) = 1/[\epsilon + g(s(i, k))]$   
 $\epsilon > 0$  且  $\epsilon \ll g(s(i, k))$  (2)

$$g(s(i, k)) = \begin{cases} s(i, k) & \min(s(i, k)) \geq 0 \\ s(i, k) - \min(s(i, k)) & \min(s(i, k)) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

(3)局部变量更新过程。在完成路径选择后,水滴将移动至下一位置  $j$ ,  $s(i, j)$ 、水滴速度  $v_{IWD}$  等变量将更新,假设水滴在时刻  $t$  至时刻  $t+1$  从

收稿日期: 2022-09-14, 修回日期: 2022-11-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(52109024); 中国长江三峡集团自主科研项目(NBYG20220167)

作者简介: 王奇(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水库调度, E-mail: wang\_qi14@ctg.com.cn

位置  $i$  移动至位置  $j$ , 则  $v_{IWD}$  及  $s(i, j)$  的更新公式为:

$$v_{IWD}(t+1) = v_{IWD}(t) + \frac{a_v}{b_v + c_v s^2(i, j)} \quad (4)$$

$$s(i, j) = (1 - \alpha)s(i, j) - \alpha \Delta s(i, j) \quad (5)$$

$$s_{IWD} = s_{IWD} + \Delta s(i, j) \quad (6)$$

$$\Delta s(i, j) = a_s / [b_s + c_s t(i, j)] \quad (7)$$

式中,  $\Delta s(i, j)$  为路径  $(i, j)$  泥沙含量的变化量;  $t(i, j)$  为水滴在路径  $(i, j)$  上的运动时间且  $t(i, j) = 1$ 。

(4) 全局变量更新过程。计算每一代种群每个可行解的适应度值, 选择适应度值最优的解作为该种群的最优解, 将最优解对应的泥沙含量组成的集合  $W$  作为下一轮迭代的初始路径泥沙含量, 则全局路径泥沙含量  $s(i, j)$  的更新公式为:

$$s(i, j) = (1 - \beta)s(i, j) + \beta \frac{2\beta s_{IWD}}{N_{IWD}(N_{IWD} - 1)} \quad (8)$$

## 2.2 改进的智能水滴算法

考虑到水滴首次移动将随机选取路径, 而每次移动均会对后续的路径选择产生影响, 在后续迭代中将会出现路径依赖现象<sup>[5]</sup>, 因此考虑引入 Logistic 映射进行种群初始化; 考虑到智能水滴算法极易陷入局部最优, 考虑引入差分变异算子; 为进一步避免算法陷入局部最优并加快求解速度, 考虑将 SOM 算法的神经元更新方式改进并将其引入到 IWD 算法的最优个体更新过程中。

(1) Logistic 混沌初始化过程。采用 Logistic 混沌映射进行种群初始化, 其表达式为:

$$\begin{cases} i(t+1) = \mu i(t)[1 - i(t)] & 0 < i(t) < 1 \\ 0 < \mu \leq 4 & i = 0, 1, 2, \dots \end{cases} \quad (9)$$

式中,  $\mu$  为控制参数, 当  $\mu = 4$  时群体处于完全混沌状态。

(2) 差分变异算子。引入标准差分进化算法中的差分变异算子对每次迭代后的局部最优解进行差分变异, 其表达式为:

$$\begin{aligned} v'_{q,G}(t) &= v_{best,G} + m(v_{q,G} - v_{q+1,G}) + \\ &\quad m(v_{q+2,G} - v_{q+3,G}) \quad (10) \\ s'_{q,G}(i, j) &= s_{best,G}(i, j) + m[s_{q,G}(i, j) - \\ &\quad s_{q+1,G}(i, j)] + n[s_{q+2,G}(i, j) - s_{q+3,G}(i, j)] \quad (11) \end{aligned}$$

式中,  $v'_{q,G}(t)$  为第  $G$  代种群第  $q$  个个体的速度;  $v_{best,G}$  为第  $G$  代种群最优个体的速度;  $s'_{q,G}(i, j)$  为第  $G$  代种群第  $q$  个个体从  $i$  移动到  $j$  之后路径  $(i, j)$  的泥沙含量;  $s_{best,G}(i, j)$  为第  $G$  代种群的最优个体从  $i$  移动到  $j$  之后路径  $(i, j)$  的泥沙含

量;  $m$  为变异操作缩放因子。

(3) 基于 SOM 算法改进后的神经元更新方式。改进 SOM 算法的神经元更新方式, 以此进行 IWD 算法的最优个体的次更新过程, 具体步骤如下: ① 路径泥沙含量视为神经元, 如记路径  $(i, j)$  的泥沙含量  $s(i, j)$  为  $Q_{i,j}$ , 记  $X_{i,j}$  为对应神经元的权重向量; ② 第  $n+1$  迭代过程所得路径泥沙含量  $s_{n+1}(i, j)$  作为输入, 计算其之前所有迭代所得路径泥沙含量的距离, 选取距离最近的神经元  $s^*(i, j)$  作为最匹配神经元; ③  $s^*(i, j)$  为中心计算其邻域半径  $r_G$  并更新此邻域范围内的所有神经元, 表达式为:

$$\begin{cases} r_G = r_0 e^{-G/\lambda} \\ \lambda = N / \lg r_0 \end{cases} \quad (12)$$

$$s_{G+1}(i, j) = s_G(i, j) + V(G)\theta_s^*(G) \cdot [s^*(i, j) - s_{G-1}(i, j)] \quad (13)$$

$$V(G) = V_0 e^{-G/N} \quad G = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

$$\theta_s^*(G) = e^{-\|p^{s^*} - p^s\|^2 / [2r^2(G)]} \quad (15)$$

式中,  $r_G$  为第  $G$  代种群对应的邻域半径;  $r_0$  为种群的初始邻域半径;  $\lambda$  为时间常量;  $V(G)$  为第  $G$  代种群对应的速度学习因子;  $V_0$  为初始速度学习因子;  $N$  为种群的最大迭代次数;  $\|p^{s^*} - p^s\|$  为最匹配神经元  $s^*(i, j)$  与  $s(i, j)$  之间的欧氏距离。④ 对全局变量进行更新, 更新的表达式为:

$$s(i, j) = \omega(s^*(i, j)) + \sum_{t=1}^G a_t^* U_t^* + M(0, r_G I) \quad (16)$$

式中,  $\omega(s^*(i, j))$  为  $s^*(i, j)$  构成种群的中心点;  $a_t^*, U_t^*$  分别为相邻神经元之间的欧氏距离;  $M(0, r_G I)$  为一个正态分布的噪声向量。

IWD 算法的求解流程见图 1。

## 3 梯级水库群调峰优化调度模型

### 3.1 目标函数

以经水电站调峰后电网余荷均方差最小为目标函数, 表达式<sup>[6]</sup>为:

$$\begin{cases} F = \min \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (D_t - \bar{D})^2} \\ D_t = L_t - N_{i,t} r \\ \bar{D} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T D_t \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $F$  为目标函数;  $T$  为调度总时段数;  $t$  为时段编号;  $i$  为水电站对应编号, 水电站自上游向下游依次编号  $1, 2, 3, \dots$ ;  $D_t$  为时段  $t$  的电网余荷值;

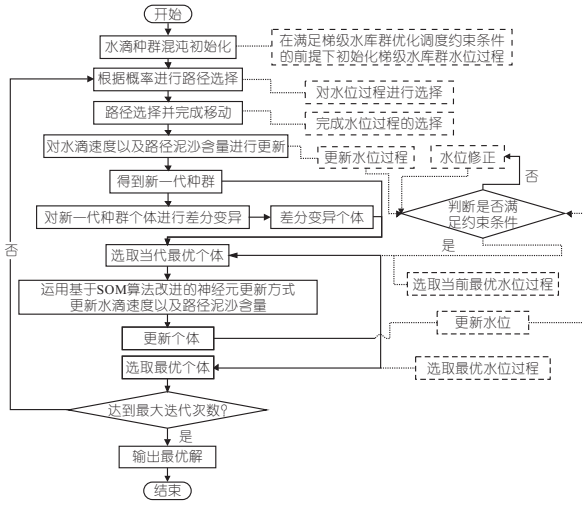


图 1 IWWD 算法求解流程图

Fig. 1 Flowchart of the IWWD algorithm solution

$\bar{D}$  为电网余荷均值;  $L_t$  为时段  $t$  电网负荷值;  $N_{i,t}$  为水电站  $i$  在时段  $t$  的出力;  $r$  为向电网的送电比例。

### 3.2 约束条件

(1) 水位约束。即:

$$Z_{i,t}^{\min} \leq Z_{i,t} \leq Z_{i,t}^{\max} \quad (18)$$

式中,  $Z_{i,t}$  为水电站  $i$  在时段  $t$  的水位;  $Z_{i,t}^{\max}$ 、 $Z_{i,t}^{\min}$  分别为相应水位上、下限。

(2) 出力约束。即:

$$N_{i,t}^{\min} \leq N_{i,t} \leq N_{i,t}^{\max} \quad (19)$$

式中,  $N_{i,t}$  为水电站  $i$  在时段  $t$  的出力;  $N_{i,t}^{\max}$ 、 $N_{i,t}^{\min}$  分别为相应出力上、下限。

(3) 水量平衡约束。即:

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + (I_{i,t} - Q_{i,t} - S_{i,t})\Delta t \quad (20)$$

式中,  $V_{i,t}$ 、 $V_{i,t+1}$  分别为水电站  $i$  在时段  $t$  的始、末库容;  $I_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 、 $S_{i,t}$  分别为相应时段内的入库流量、发电流量和弃水流量;  $\Delta t$  为时段长。

(4) 水力约束。即:

$$I_{i,t} = Q_{i-1,t-\tau} + q_{i,t} \quad (21)$$

式中,  $I_{i,t}$ 、 $q_{i,t}$  分别为水电站  $i$  在时段  $t$  的入库流量和区间入流;  $Q_{i-1,t-\tau}$  为水电站  $i-1$  在时段  $t-\tau$  的出库流量;  $\tau$  为水流滞时。

(5) 下泄流量约束。即:

$$Q_{i,t}^{\min} \leq Q_{i,t} + S_{i,t} \leq Q_{i,t}^{\max} \quad (22)$$

式中,  $Q_{i,t}^{\max}$ 、 $Q_{i,t}^{\min}$  分别为水电站  $i$  在第  $t$  个时段下

泄流量的上、下限。

(6) 水位变幅约束。即:

$$Z_{i,t}^{\downarrow} \leq \Delta Z_{i,t} \leq Z_{i,t}^{\uparrow} \quad (23)$$

式中,  $\Delta Z_{i,t}$  为水电站  $i$  在时段  $t$  的水位变化值,  $Z_{i,t}^{\uparrow}$ 、 $Z_{i,t}^{\downarrow}$  分别为其对应上、下限。

(7) 始末水位控制。即:

$$Z_{i,0} = Z_{i,start} \quad (24)$$

$$Z_{i,T} = Z_{i,end} \quad (25)$$

式中,  $Z_{i,start}$ 、 $Z_{i,end}$  分别为水电站  $i$  在调度期的始、末水位。

## 4 实例分析

### 4.1 调度模型求解

以溪洛渡、向家坝、三峡梯级水库为例,选取 2020、2015、2016 年分别作为丰平枯三个典型年,以 9 月 1 日~10 月 31 日(包含三峡水库的蓄水期)为调度期,将三峡作为调峰电站,同时考虑溪洛渡、向家坝的蓄水要求和水力联系,在三个典型年来水的情况下,分别运用 IIWD 算法、IWD 算法、DE 算法求解梯级水库调峰调度模型 500 次,统计求解结果并对比分析。设置三种算法种群大小  $N=50$ ,迭代次数  $i=500$ 。其中,IIWD 算法和 IWD 算法水滴初始速度  $v_{ini}=0.5$ ,水滴初始泥沙含量  $s_{IWD}=0$ ,DE 算法采用“DE/best/1”变异和二项式交叉,取交叉概率  $C_R=0.5$ 。分别选取三种算法 500 次求解结果中接近平均值的调峰后电网余荷过程绘制对比图,见图 2,选取其中接近平均值的调峰后三峡出力过程绘制对比图,见图 3;分别绘制溪洛渡、向家坝、三峡水位过程见图 4;绘制三种算法的进化过程见图 5;统计调峰前后电网余荷峰谷差和均方差的平均值及其相应的削减幅度见表 1。

### 4.2 求解方案可行性分析

求解方案的可行性是检验算法寻优性能的前提,对水库蓄水期调峰调度而言,调度方案可行性分析主要考虑满足电网负荷需求和水库蓄水要求两方面。由图 3(a)可知,在丰水年,从电网负荷需求来看,在 9 月中下旬,电网负荷处于高峰期且

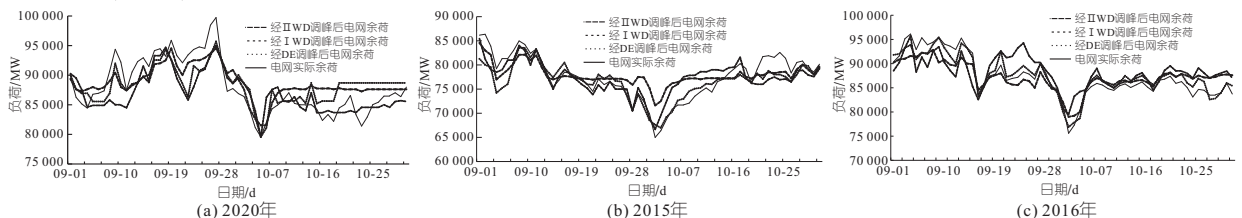


图 2 2020、2015、2016 年调峰后电网余荷过程

Fig. 2 Residual load process of the power grid after peak shaving in 2020, 2015 and 2016

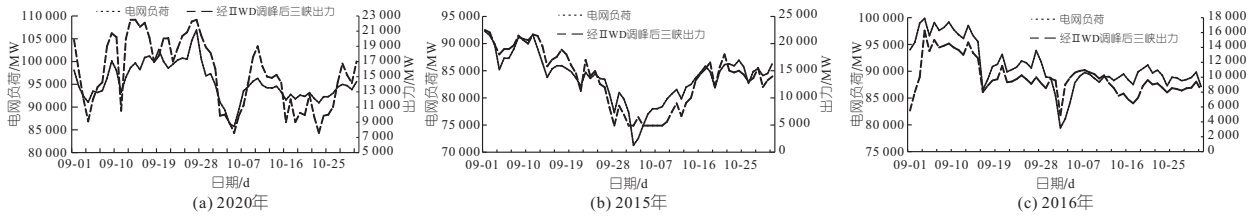


图3 2020、2015、2016年IIWD算法调峰后三峡出力

Fig. 3 The output of the Three Gorges after the peak shaving of the IIWD algorithm in 2020, 2015 and 2016

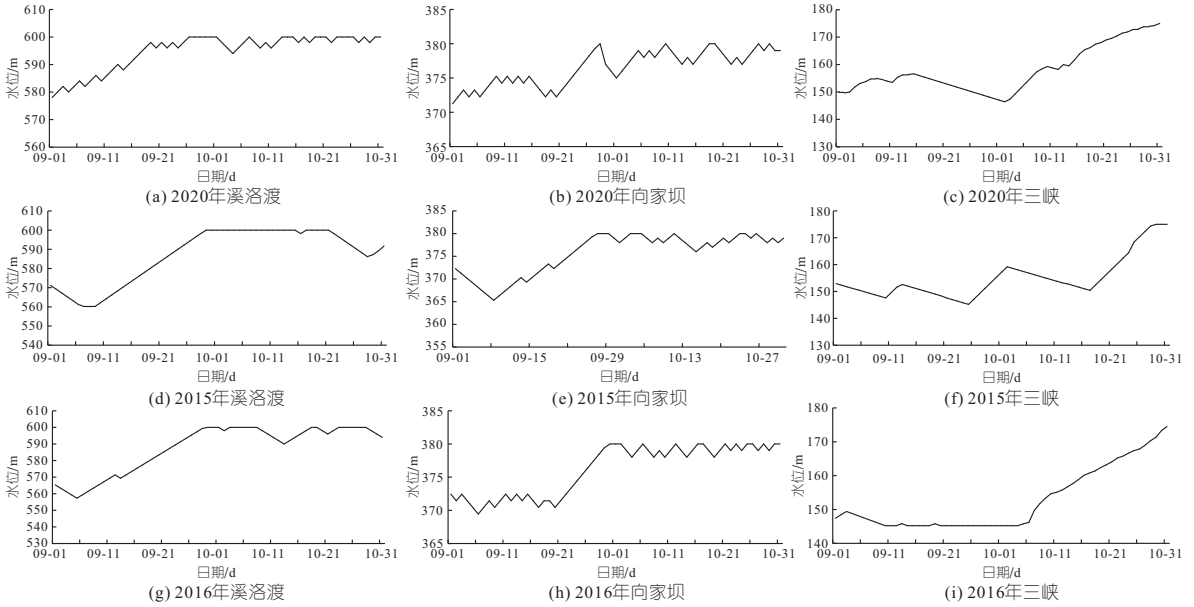


图4 2020、2015、2016年IIWD算法调峰后各水库水位

Fig. 4 Water levels in reservoirs after peak shaving by IIWD algorithm in 2020, 2015 and 2016

表1 三种算法调峰结果对比

Tab. 1 Comparison of peak shaving results of three algorithms

算法	来水年	电网余荷实际值		峰谷差 平均值	峰谷差 削减幅 度/%	均方差 平均值	均方差 削减幅 度/%	平均计 算时间 /s
		峰谷差	均方差					
经IIWD 算法调 峰后	2020	20 156.71	4 145	13 430.29	33.37	2 731	34.11	699
	2015	21 365.61	4 498	11 401.62	46.64	2 003	55.47	863
	2016	20 527.15	4 367	14 720.22	28.29	3051	30.14	801
经IWD 算法调 峰后	2020	20 156.71	4 145	16 123.35	20.01	3 005	27.50	1 300
	2015	21 365.61	4 498	19 141.45	10.41	3 730	17.07	1 154
	2016	20 527.15	4 367	18 665.34	9.07	4013	8.11	1 209
经DE 算法调 峰后	2020	20 156.71	4 145	1 6131.42	19.97	2 926	29.41	1 260
	2015	21 365.61	4 498	18 991.89	11.11	3741	16.83	1 029
	2016	20 527.15	4 367	18 523.70	9.76	3 958	9.36	1 121

于9月27日达到最大值,期间,三峡及时调整并以较大出力运行且于9月27日以满发出力运行;在9月3~5日及10月2~6日,电网负荷处于低谷期且于10月5日达到最小值,期间,三峡及时调整并以较小出力运行且于10月5日以全时段最小出力运行;从水库蓄水要求来看,溪洛渡于9月26日水位达到600m,向家坝于9月21日水位达到380m,三峡于10月30日达到175m,因此三库均满足蓄水要求。同理,由图3(b)及图4(d)、(e)、(f)可知,在平水年和枯水年,IIWD算法

求解所得方案均满足电网负荷需求和水库蓄水要求。综上所述,IIWD算法求解得到的调度方案合理可行。

### 4.3 算法寻优性能检验

首先分析调峰后电网余荷过程的平稳性。由图2可知,三种算法均在不同程度上平抑了电网余荷过程,且经IIWD算法调峰后余荷过程较IWD、DE算法更加平稳,调峰效果更为显著。然后分析调峰后电网负荷峰谷差、余荷均方差及算法的求解速度。由图5、表1可知,对于三种不同的典型年,IIWD算法对电网余荷峰谷差和余荷均方差的削减幅度均高于IWD和DE算法,同时,IIWD算法平均完成一次完整模型求解所需要的计算时间均低于另外两种算法,且求解速度更快。

本文提出的IIWD算法引入了Logistic混沌初始化方式以及差分进化算法的差分变异算子,增加了种群多样性,有效降低了算法陷入局部最优的可能性,同时本文改进了SOM算法的神经元更新方式并将其运用于IIWD算法的最优个体更新过程中,进一步提升了算法的求解速度。综上可知,IIWD算法的寻优性能更优。

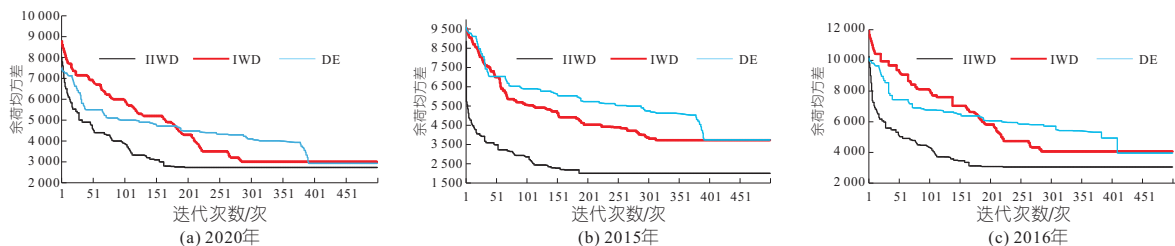


图 5 算法进化过程图

Fig. 5 Process diagram of the three algorithms

## 5 结论

a. 本文提出了 IIWD 算法并建立了以调峰后电网余荷均方差最小为目标的梯级水库群优化调度模型,以溪洛渡、向家坝、三峡水库为例,采用提出的 IIWD 算法求解,同时与 IWD 和 DE 算法进行对比。

b. IIWD 算法能够更好地平抑电网余荷波动,更大程度上降低了电网余荷峰谷差和均方差,更加充分地响应了电网调峰需求,同时也具备更快的求解速度,为梯级水库群优化调度提供了一种新的高效算法。

### 参考文献:

[1] 张世钦. 基于改进粒子群算法的风光水互补发电系

统短期调峰优化调度[J]. 水电能源科学, 2018, 36(4): 208-212.

[2] 孟庆喜. 多电网调峰负荷分配问题的优化算法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2015.

[3] LIU S, FENG Z K, NIU W J, et al. Peak operation problem solving for hydropower reservoirs by Elite-Guide Sine Cosine algorithm with Gaussian local search and random mutation [J]. Energies, 2019, 12(11):1-24.

[4] 吴中华. 智能汽车避障路径的智能水滴算法规划方法[J]. 自动化技术与应用, 2020, 39(1): 1-5, 8.

[5] 白鹤, 刘紫燕, 唐虎, 等. 改进智能水滴算法的协作通信能效资源分配[J]. 电子测量技术, 2019, 42(22): 129-134.

[6] 肖小刚, 周建中, 张祥, 等. 多级协同模式下华中电网大规模水电站群跨网调峰调度研究[J]. 水电能源科学, 2020, 38(3): 66-70.

## Research on Peak Shaving Scheduling of Cascade Reservoir Groups Based on Improved Intelligent Water Drop Algorithm

WANG Qi, XING Long, JIAN Tie-zhu, ZHAO Ming-liang, LI Shuai

(River Basin Hub Administration Center, China Three Gorges Corporation, Yichang 443133, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of insufficient population diversity, easy to fall into local optimum, and slow initial solution speed of intelligent water drops algorithm (IWD), an improved IWD algorithm (IIWD) was proposed, which introduces the Logistic chaotic initialization method and the differential variation operator of the difference evolution algorithm (DE), and improves the neuronal update mode of the self-organizing mapping algorithm(SOM) and introduces it into the sub-update process of the optimal individual of the IWD algorithm. The IIWD was applied to the peak shaving scheduling of cascade reservoir groups. Compared with IWD and DE, the efficiency of the IIWD was verified.

**Key words:** intelligent water drop algorithm; self-organizing mapping algorithm; peak shaving scheduling; groups of cascade reservoirs

(上接第 117 页)

## Comparison of Water Temperature Simulation Between Gongguoqiao and Jinghong Reservoir Based on CE-QUAL-W2 Model

LAI Hong<sup>1</sup>, YANG Yan-dong<sup>2</sup>, YUAN Yuan<sup>3</sup>, ZHANG Li-mei<sup>3</sup>, YUAN Xu<sup>1</sup>, LU Ying<sup>1</sup>

(1. Institute of International Rivers and Eco-security, Yunnan University, Kunming 650500, China;

2. Huaneng Lancang River Hydropower Co., Ltd., Kunming 650031, China;

3. Kunming Survey Design & Research Institute of China Power Construction Group, Kunming 650051, China)

**Abstract:** In order to explore the influence of geographical location (latitude) differences on the water temperature of the reservoir area, the temperate Gongguoqiao Reservoir and the tropical Jinghong reservoir, which are similar in scale and operation mode, were taken the research objects. Based on the prototype observation data, the CE-QUAL-W2 model was established to compare and analyze the water temperature distribution characteristics of the Gongguoqiao and Jinghong reservoir. The results show that the CE-QUAL-W2 model can be applied to the simulation of temperate and tropical reservoirs, and the difference of water temperature changes in reservoirs in different climatic zones can be clarified. The temperature increase and decrease of the surface water temperature in the Jinghong reservoir area obviously lags behind the surface water temperature in the Gongguoqiao reservoir area. Both Gongguoqiao and Jinghong reservoir are weakly stratified reservoirs. Gongguoqiao Reservoir is weakly stratified in spring and summer, while the stratification in autumn and winter is not obvious. Jinghong Reservoir shows weak stratification in summer and autumn, but not in spring and winter. The results can provide reference for water temperature research of similar-scale power stations on the Lancang River.

**Key words:** water temperature; CE-QUAL-W2 model; Gongguoqiao Reservoir; Jinghong Reservoir; Lancang River