

基于改进蝙蝠算法的梯级水电站经济调度

江方利¹, 黄炜斌^{1*}, 李基栋¹, 刘刚², 陈仕军¹, 马光文¹

(1.四川大学 水利水电学院 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065;

2.四川川投田湾河开发有限责任公司, 四川 成都 610000)

摘要:梯级水电站中长期经济调度是一个典型非线性优化问题,通常要求在满足复杂的水力、电力约束条件,兼顾求解效率的同时实现梯级发电量最大。为有效解决这一问题,通过改进标准蝙蝠算法(bat algorithm, BA)更新策略和引入差分进化算法(differential evolution, DE)变异、选择操作,提出一种改进的蝙蝠算法(improved bat algorithm, IBA)。对标准蝙蝠算法更新策略进行以下改进:1)蝙蝠个体脉冲频率不随种群迭代而更新;2)蝙蝠个体脉冲发射率和脉冲音量随种群迭代而更新;3)无条件接受全局搜索产生的新解,有条件接受局部搜索产生的新解;4)改进飞行速度公式,缩小新个体与当前种群最优个体的偏离值。同时,针对蝙蝠算法种群多样性差、易陷入局部最优的缺点,引入差分进化算法中的变异、选择操作,实现动态控制变异概率。建立兼顾梯级最小出力最大化的梯级总发电量最大模型,利用大渡河流域瀑布沟、深溪沟、枕头坝一级梯级水电站经济调度问题实例,从流域长系列径流资料中选取典型年,对IBA的主要控制参数(缩放因子、最大迭代次数)进行测试与分析。采用IBA、BA、逐步优化算法(POA)对同一典型年进行模拟调度。从枯期出力特征、梯级发电量、算法运行时间3项指标综合来看,对于复杂的梯级水电站经济调度问题,改进的蝙蝠算法能够在枯水期给电网提供尽可能大而稳定的出力,同时缩短计算时间,获得更高精度解。

关键词:优化调度;改进蝙蝠算法;差分变异;梯级水电站

中图分类号:TP301.6

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2018)02-0084-07

Improved Bat Algorithm for Economic Dispatch in Cascade Hydropower Stations

JIANG Fangli¹, HUANG Weibin^{1*}, LI Jidong¹, LIU Gang², CHEN Shijun¹, MA Guangwen¹

(1.College of Water Resources and Hydropower, State Key Lab. of Hydraulics and Mountain River Eng., Sichuan Univ., Chengdu 610065, China;

2.Sichuan Chuantou Tianwanhe Development Corp. Ltd., Chengdu 610000, China)

Abstract: The mid-long term economic scheduling of cascade hydropower stations is a typical nonlinear optimization problem. It is usually required to maximize the total power generation giving consideration to efficiency of solution while simultaneously meeting complicated hydraulic and electrical constraints. To solve this problem effectively, an improved bat algorithm (IBA) was proposed by improving the updating strategies in Bat Algorithm and introducing the mutation and selection operation in Differential Evolution algorithm. The following improvements were made to the updating strategies in BA: 1) The pulse frequency of each bat was not updated with the population iteration. 2) The impulse emission rate and the pulse volume of each bat were updated with the population iteration. 3) New individuals generated by global search were accepted unconditionally in IBA, but individuals generated by local search were accepted conditionally. 4) The flight velocity formula was improved to reduce the deviation between the new individual and the optimal individual of the current population. In order to increase the diversity of the population and to avoid local optimum, the mutation and selection operation in DE was introduced, and the mutation probability was thus dynamic. A model was established to maximize the annual energy output and maximize the minimal output of cascaded hydropower stations. Based on the economic dispatch problem of cascade hydropower stations of Dadu River, the main control parameters (zoom factor and maximum iterations) of IBA were tested and analyzed. IBA, BA and POA were used to simulate the scheduling at the same year. Taking account to the characteristics of

收稿日期:2017-04-06

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFC0402208);国家重点基础研究发展计划资助项目(2013CB036406-4);中国清洁发展机制基金赠款资助项目(2013114)

作者简介:江方利(1993—),女,硕士生.研究方向:水利电力经济管理. E-mail: 313858765@qq.com

*通信联系人 E-mail: xhuang2002@163.com

output in the dry season, the total power generation and the running time, we can conclude that compared with the other two algorithms, the simulation results obtained by using IBA verified its superiority in both efficiency and precision.

Key words: optimal scheduling; improved bat algorithm; differential mutation; cascade hydropower stations

中国在应对气候变化及能源结构转型的过程中,尽可能地利用水能这一可再生能源,对于减轻环境压力和能源可持续发展意义重大。梯级水电站年总发电量主要取决于年径流量与其分布,以及水库调度管理。为提高水能利用率和供电水平,应充分发挥有调节性能水库的容量效益,实行梯级水电站经济调度^[1-3]。由于梯级水库间复杂而密切的水力、电力联系,梯级水电站经济调度呈多维数、动态性、非线性等特点,涉及水库入流、库容、水头、出力等多个变量,求解复杂。

当前,为解决水电站经济调度问题,学者们引进了较多的求解算法。传统的经典算法有非线性规划(NLP)^[4]、拉格朗日松弛法(LR)^[5]、动态规划(DP)^[6]、逐步优化算法(POA)^[7]等,现代启发式随机搜索方法有遗传算法(GA)^[8]、差分进化算法(DE)^[9]、人工蜂群算法(ABC)^[10]、粒子群算法(PSO)^[11]、蝙蝠算法(BA)^[12]等。其中,蝙蝠算法是2010年提出的新兴启发式随机搜索群智能算法,具有并行性、分布式、收敛速度快等特点,目前在科学领域已得到广泛应用^[13],但该算法也存在一些不足。

针对BA中缺乏变异机制而导致的种群多样性较低,全局搜索能力较差,易陷入局部最优、收敛精度不高等缺点,将差分算法变异、选择操作引入蝙蝠算法中,改进种群更新策略,提出一种改进的蝙蝠算法(IBA)。将其运用于梯级水电站经济调度问题中。

1 数学模型

通常梯级水电站群中长期优化调度是根据给定的人流过程和综合利用要求,以发电流量为决策变量,制定并实施水电站中长期最优化运行调度方式,以获得调度周期内总发电量最大或总发电效益最大。随着中国社会经济发展及能源结构转型,电网安全稳定运行需要大容量机组参与调峰运行。尤其是对以水电为主的四川电网而言,在枯水期需提供给电网尽可能大而稳定的出力值,以保证电力系统供电的稳定性。因此,为充分发挥有调节性能水库容量效益,保障电网安全稳定运行,同时替代火力发电,减少碳排放,本文建立了兼顾梯级最小出力最大化的梯级总发电量最大模型。

1.1 目标函数

1) 梯级总发电量最大

$$E = \max \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \cdot M_t \quad (1)$$

2) 梯级电站年内最小出力最大化

$$NP = \max \min_{1 \leq t \leq T} \sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \quad (2)$$

式中: E 为调度周期内梯级总发电量; n 为梯级电站数量; i 为电站编号, $i=1,2,\dots,n$; T 为调度周期时段数(中长期优化调度周期通常为一年,计算时段为月或者旬,本文以月为计算时段,即 $T=12$); t 为计算时段编号, $t=1,2,\dots,T$; $K_{i,t}$ 、 $Q_{i,t}$ 、 $H_{i,t}$ 分别为第 i 个电站 t 时段的综合发电系数、发电流量、净水头; M_t 为 t 时段的时长; NP 为整个调度期内梯级最小出力的最大值。

上述梯级水库调度模型是一个多目标复杂优化决策类问题,模型求解较为复杂,通常采用线性加权法、约束法将其转化为单目标优化问题^[1]。本文采用约束法将整个梯级调度周期内最小出力最大化的目标转化为一个约束条件,转化后有:

$$\min \sum_{1 \leq t \leq T} \sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \geq \varepsilon \quad (3)$$

式中, ε 为假定的最大化后的最小出力,根据整个梯级调度周期内最小出力计算结果动态调整^[14]。

在目标函数1)中加入梯级电站最小出力约束作为惩罚项,最终的目标函数为:

$$E = \max \sum_{t=1}^T \left[\sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} - \sigma_t \cdot \lambda \cdot \left| \varepsilon - \sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \right| \right] \cdot M_t \quad (4)$$

式中, λ 为惩罚因子,为常数。 σ_t 定义为:

$$\sigma_t = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \geq \varepsilon; \\ 1, & \sum_{i=1}^n K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} < \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

1.2 约束条件

1) 水库水量平衡

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + (I_{i,t} - Q_{i,t} - S_{i,t}) \cdot M_t \quad (6)$$

2) 梯级水库水力联系

$$I_{i+1,t} = Q_{i,t} + S_{i,t} + R_{i,i+1,t} \quad (7)$$

3) 水库水位约束

$$Z_{i,t}^{\min} \leq Z_{i,t} \leq Z_{i,t}^{\max} \quad (8)$$

4) 过机流量约束

$$Q_{i,t}^{u,\min} \leq Q_{i,t} \leq Q_{i,t}^{u,\max} \quad (9)$$

5) 下泄流量约束

$$Q_{i,t}^{\min} \leq Q_{i,t} + S_{i,t} \leq Q_{i,t}^{\max} \quad (10)$$

6) 单站出力约束

$$N_{i,t}^{\min} \leq K_{i,t} \cdot Q_{i,t} \cdot H_{i,t} \leq N_{i,t}^{\max} \quad (11)$$

7) 调度期末水位限制

$$Z_{i,\text{start}} = Z_{i,\text{end}} \quad (12)$$

8) 所有变量非负约束 (≥ 0)。

其中, $V_{i,t}$ 、 $V_{i,t+1}$ 分别为 t 时段初、末第 i 个水库库容, $I_{i,t}$ 、 $S_{i,t}$ 分别为第 i 个水库 t 时段的入库流量、弃水流量, $R_{i,i+1,t}$ 为第 i 个水库与 $i+1$ 个水库在 t 时段的区间流量, $Z_{i,t}$ 为第 i 个水库 t 时段的水位, $Z_{i,t}^{\min}$ 、 $Z_{i,t}^{\max}$ 分别为第 i 个水库 t 时段允许的最低、最高水位, $Q_{i,t}^{u,\min}$ 、 $Q_{i,t}^{u,\max}$ 分别为第 i 个电站 t 时段水轮机组允许通过的最小、最大流量, $Q_{i,t}^{\min}$ 、 $Q_{i,t}^{\max}$ 分别为第 i 个水库 t 时段允许的最小、最大下泄流量, $N_{i,t}^{\min}$ 、 $N_{i,t}^{\max}$ 分别为第 i 个电站 t 时段允许的最低、最高出力, $Z_{i,\text{start}}$ 、 $Z_{i,\text{end}}$ 分别为水库 i 调度周期始末水位。

2 改进蝙蝠算法

2.1 蝙蝠算法

蝙蝠算法^[15-17]是Yang根据微型蝙蝠回声定位能力于2010年提出的新型元启发式算法。微型蝙蝠通过超声波进行回声定位,探测猎物,且随着自身与目标距离的减小,逐渐增大脉冲发射频率,减小脉冲音量。Yang将其与优化目标功能相联系,提出一种启发式随机搜索的蝙蝠算法。

对于目标函数为 $\max f(\mathbf{X})$, 目标变量为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T$ 的优化问题, BA算法的实施过程如下:

Step1: 参数初始化。模型参数具体包括种群个体数 TN 、脉冲音量最大值 A_0 、脉冲发射率最大值 R_0 、脉冲频率范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 、音量衰减系数 α 、脉冲发射率增强系数 γ 、搜索精度 ε 或最大迭代次数 g_{\max} 。

Step2: 蝙蝠位置初始化。蝙蝠在 d 维空间中随机扩散分布一组可行解, 即随机初始化每只蝙蝠的位置 $\mathbf{X}_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd})^T$, $j = 1, 2, \dots, TN$ 。计算个体适应度值 $f(\mathbf{X}_j)$, 根据其优劣确定当前种群最优蝙蝠个体位置 \mathbf{X}_* 。

Step3: 蝙蝠的搜索脉冲频率、速度、位置更新。种群在每一次迭代过程中, 更新搜索脉冲频率、速度、位置, 称之为全局搜索, 公式如下:

$$f_j = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \cdot \beta \quad (13)$$

$$\mathbf{V}_j^{g+1} = \mathbf{V}_j^g + (\mathbf{X}_j^g - \mathbf{X}_*) \cdot f_j \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_j^{g+1} = \mathbf{X}_j^g + \mathbf{V}_j^{g+1} \quad (15)$$

式中: $\beta \in [0, 1]$ 为均匀分布的随机向量; f_j 为第 j 只蝙蝠的搜索脉冲频率, $f_j \in [f_{\min}, f_{\max}]$; \mathbf{V}_j^g 、 \mathbf{V}_j^{g+1} 分别为第 j 只蝙蝠在第 g 、 $g+1$ 次迭代时的速度; \mathbf{X}_j^g 、 \mathbf{X}_j^{g+1} 分别为第 j 只蝙蝠在第 g 、 $g+1$ 次迭代时的位置; \mathbf{X}_* 为当前种群中最优蝙蝠个体的位置。

Step4: 生成均匀分布随机数 $rand$, 如果 $rand > r_j$ (第 j 只蝙蝠脉冲发射率), 则对当前种群最优解进行随机扰动, 产生一个新的个体, 对其进行越界处理, 替代Step3产生的第 j 只蝙蝠的位置。这一步称为局部搜索, 随机游走产生新个体的公式为:

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{old}} + [\theta \cdot A^g] \quad (16)$$

式中, $\theta \in [-1, 1]$ 为均匀随机数, \mathbf{X}_{old} 为当前种群最优解, \mathbf{X}_{new} 为局部搜索产生新个体, A^g 为第 g 次迭代种群所有蝙蝠脉冲音量的平均值。

Step5: 计算种群所有个体适应度函数值 $f(\mathbf{X}_j)$, 生成均匀分布随机数 $rand$; 若 $rand < A_j$ (第 j 只蝙蝠脉冲音量) 且 $f(\mathbf{X}_j) > f(\mathbf{X}_*)$, 接受本次迭代更新产生的蝙蝠个体位置, 按照式(17)~(18)对 r_j 、 A_j 进行更新:

$$r_j^{g+1} = R_0 \cdot [1 - \exp(-\gamma \cdot g)] \quad (17)$$

$$A_j^{g+1} = \alpha A_j^g \quad (18)$$

式中, α 、 γ 均为常数。对于任意 $\alpha \in (0, 1)$, $\gamma > 0$, 应有 $A_j^g \rightarrow 0$, $r_j^g \rightarrow R_0$, 当 $g \rightarrow \infty$ 。

Step6: 计算所有蝙蝠的适应度值, 确定当前种群最优解和最优值。

Step7: 重复Step3~6, 直至满足设定的终止条件。

Step8: 输出全局最优解和最优值。

2.2 算法的改进

从2.1节可知, 在蝙蝠算法中, 每只蝙蝠个体脉冲频率随迭代而更新, 操作较复杂、费时。并且, 蝙蝠算法无条件接受局部搜索产生的新解代替全局搜索产生的解, 有条件接受本次迭代更新产生的新解。也即: 当前迭代更新产生的所有个体适应度函数值要与当前种群最优值比较, 只有优于当前种群最优的蝙蝠个体的位置更新才被接受。然而, 对于有多个峰值的目标函数而言, 这一更新策略很容易使函数值陷入局部最优而难以跳出。在蝙蝠算法中, 只有蝙蝠个体的新解被接受, 才更新其脉冲发射率 r_j 和脉冲音量 A_j , 这一更新策略使得蝙蝠个体脉冲发射率 r_j 更新速度缓慢, 降低了局部搜索概率。此外, 蝙蝠算法中脉冲频率通常为正值, 通过式(14)~(15)产生的新个体将与当前种群最优个体产生更大偏离, 容易出现不符合约束的无效个体, 且这一无效个体很可能将一直存在于种群中, 难以被取代, 导致重复计算。因此, 针对以上缺陷, 对蝙蝠算法做了以下改进:

1)在作者提出的改进蝙蝠算法中,每只蝙蝠个体的脉冲频率不随个体迭代而更新,减少计算时间。蝙蝠个体脉冲频率初始化公式为:

$$f_{ji} = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \cdot \beta_{ji} \quad (19)$$

式中, f_{ji} 为第 j 只蝙蝠第 i 维度的搜索脉冲频率分量, $\beta_{ji} \in [0, 1]$ 为均匀分布随机数。

2)更改新解接受条件,即无条件接受全局搜索产生的新解 $X_j(g+1)$; 对于局部搜索产生新解 $X_{1,j}(g+1)$, 只有当 $f(X_{1,j}(g+1)) > f(X_j(g+1))$ 时, 才由 $X_{1,j}(g+1)$ 取代 $X_j(g+1)$ 作为第 j 只蝙蝠的新位置。

3)蝙蝠个体脉冲发射率 r_j 和脉冲音量 A_j 随种群迭代而更新。

4)更改速度更新公式,如式(20)所示,缩小新个体与当前种群最优个体的偏离值,使新个体靠近当前种群最优个体。经实验证明,这一举措可以明显减少计算时间,提高计算精度。

$$V_j^g = V_j^{g-1} - (X_j^{g-1} - X_*) \cdot f_j \quad (20)$$

5)针对蝙蝠算法中缺乏变异机制,种群多样性较低,算法易陷入局部最优的不足,引入DE算法中的变异、选择操作。

2.3 求解步骤

经以上改进,本文的改进蝙蝠算法为:

Step1: 参数初始化。模型参数具体包括种群个体数 TN 、脉冲音量最大值 A_0 、脉冲发射率最大值 R_0 、脉冲频率范围 $[f_{\min}, f_{\max}]$ 及按照式(19)初始化的蝙蝠个体脉冲频率矢量、音量衰减系数 α 、脉冲发射率增强系数 γ 、缩放因子 F 、搜索精度 ε 或最大迭代次数 g_{\max} 。

Step2: 蝙蝠位置初始化。蝙蝠在 d 维空间中随机扩散分布一组可行解,即随机初始化每只蝙蝠的位置 $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd})^T, j = 1, 2, \dots, TN$ 。

Step3: 确定初始化种群最优个体。计算所有个体适应度函数值 $f(X_j)$, 根据其优劣确定当前种群最优蝙蝠个体位置 X_* 。

Step4: 种群全局搜索、更新。种群在每一次迭代

表1 梯级水电站基本参数

Tab.1 Parameters setting for cascade hydropower stations

参数	正常蓄水位/ m	死水位/ m	调节库容/ (10^4 m^3)	防洪限制水位/ m	设计水头损失/ m	装机容量/ MW	设计保证出力/ MW	最大发电引用流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
瀑布沟	850	790	389 400	841	5	3 600	926	2 722
深溪沟	660	655	814	—	2	660	253	2 619
枕头坝一级	624	618	1 230	—	2	720	206	2 724

3.1 算法参数测试与分析

改进蝙蝠算法(IBA)的主要控制参数有种群个体数 TN 、缩放因子 F 和最大迭代次数 g_{\max} 。根据文献[15], 对于常规的优化问题, 15~50个个体即可满足需求。对

过程中,分别按照式(20)、(15)、(17)、(18)更新搜索速度、位置、脉冲发射率、脉冲音量,对蝙蝠位置进行越界处理。

Step5: 种群局部搜索。生成均匀分布随机数 $rand1$ 、 $rand2$, 如果 $rand1 > r_j$, 则按照式(16)对当前种群最优解进行随机扰动,产生一个新的个体 $X_{1,j}$, 对其进行越界处理,计算其适应度函数值。如果 $f(X_{1,j}) > f(X_j)$ 且 $rand2 < A_j$, 局部搜索新解优于全局搜索新解,则由局部搜索新解 $X_{1,j}$ 取代全局搜索新解 X_j 。

Step6: 种群差分变异、选择。生成均匀分布随机数 $rand3$, 如果 $rand3 \leq CR$ (变异概率,式(21)), 则按照式(22)生成一个新的解 $X_{2,j}$, 进行越界处理,计算适应度函数值。如果 $f(X_{2,j}) > f(X_j)$, 则由 $X_{2,j}$ 取代 X_j 成为第 j 只蝙蝠第 g 次更新的位置。

$$CR = 0.6 + g / (2 \cdot g_{\max}) \quad (21)$$

$$X_{2,j}(g) = X_* + F \cdot (X_b(g) - X_c(g)) \quad (22)$$

式中, X_b 、 X_c 为从种群中随机抽取的两个不同个体。

Step7: 计算所有蝙蝠的适应度值,确定当前种群最优解和最优值。

Step8: 重复Step4~7,直至满足设定的终止条件。

Step9: 输出全局最优解和最优值。

在本文的改进蝙蝠算法中,按式(21)动态更新种群变异概率,使得随着算法迭代次数增加,变异概率增加;由于迭代后期个体间差异较小,也增强了算法局部搜索能力。按式(22)产生的新个体继承了当前种群最优个体的特征,同时,吸收了种群其他个体信息,增加了种群多样性,加快收敛速度。

3 实例

将改进蝙蝠算法用于求解瀑布沟、深溪沟、枕头坝一级3个梯级水电站经济调度问题。其中,瀑布沟水电站具不完全年调节性能,深溪沟、枕头坝一级水电站均为径流式电站。3个梯级水电站基本参数如表1所示,其中,瀑布沟水电站月水位变幅不超过30 m。

于控制参数 F 和 g_{\max} , 通过选取典型年进行不同参数测试。可获得该梯级水电站1945—2015年共70个水文年历史径流资料,选取 $P = 50\%$ 水文年作为典型年,径流资料见表2。瀑布沟水电站调度期初水位设为790 m。

表 2 典型年径流资料
Tab.2 Reservoir inflows

月份	瀑布沟入流/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	瀑、深区间流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	深、枕区间流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)
6	2 079	63	55
7	2 512	134	59
8	1 946	100	71
9	1 996	99	52
10	1 516	42	30
11	973	10	22
12	653	10	20
1	475	9	11
2	409	9	10
3	442	10	9
4	674	9	19
5	1 444	10	20

实验测试平台: 操作系统 Windows 10 中文版, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-5200U, 主频为 2.20 GHz, 内存为 4.00 GB; 基于 VS2010 平台, 采用 C# 语言编程。

选取种群个体数 $TN = 30$, 脉冲音量 $A_0 = 1.0$, 脉冲发射率最大值 $R_0 = 1.0$, 脉冲频率范围 $[0, 1]$, 音量衰减系数 $\alpha = 0.99$, 脉冲发射率增强系数 $\gamma = 0.99$ 。设置搜索精度 $\varepsilon = 0.001$ 或最大迭代次数 g_{\max} 两种终止条件, 满足任一个终止条件算法都将结束。参数测试结果如图 1 所示。

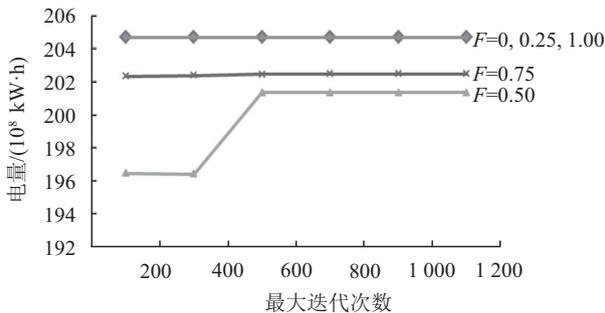


图 1 算法参数测试结果

Fig.1 Test results of the parameters for IBA

由图 1 可看出: 在其他参数相同的情况下, 最大迭代次数 g_{\max} 越大, 算法收敛到全局最优点的可能性越大, 解的精度越高, 但算法运行时间也越长; 如果 g_{\max} 过小, 由于算法搜索时间过短, 易收敛至局部最优点。变异因子 F 主要影响当前种群最优个体变异程度, F 越小, 如 $F = 0.25$ 时, 新个体吸收种群其他个体信息越少, 新个体与当前种群最优个体差异不大, 难以跳出当前局部最优点; 随着 F 增大, 新个体吸收种群其他个体信息逐渐增大, 新个体与当前最优个体差异也逐渐增大, 跳出当前局部最优的可能性也逐渐增大; 但 F 过大, 如 $F = 0.75$ 时, 产生的新个体不再

服从水力发电最优运行水位内在规律, 尽管发电量也较大, 却难以保证梯级最小出力和枯期出力的均匀性, 如表 3 所示, 因而 F 取值不能过大。总的来看, F 取值范围为 $[0, 1]$ 时, 随着 F 取值增大, 解的精度由低变高再变低。

表 3 $g_{\max} = 1\ 000$ 时梯级电站枯期出力特征

F	枯期出力特征		
	最小值/MW	平均值/MW	标准差/MW
0	957.0	1 345.0	204.8
0.25	957.0	1 345.0	204.8
0.50	1 481.0	1 481.0	0
0.75	1 315.0	1 448.8	66.9
1.00	957.0	1 343.4	203.7

3.2 模拟计算结果及分析

采用 IBA 对典型年径流资料进行模拟计算, 其中, $F = 0.5$, $g_{\max} = 1\ 000$, 其余参数同上, 模拟优化调度结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 梯级水电站在丰水期 (6—10 月) 蓄水, 在枯水期 (12 月—次年 4 月) 供水, 没有发生弃水现象, 水位变化及梯级电站出力过程符合调度要求, 改进蝙蝠算法模拟优化调度结果合理。

为分析比较算法的性能, 分别用标准 BA 算法和容易实现且可快速收敛的 POA 算法进行模拟计算。实验中, 蝙蝠算法的种群个体数、脉冲音量最大值、脉冲发射率最大值、脉冲频率范围、搜索精度、最大迭代次数、算法终止条件、初始种群生成方式等均与改进蝙蝠算法相同, POA 算法搜索步长为 0.01 m, 最大迭代次数 $g_{\max} = 10\ 000$ 。利用蝙蝠算法、POA 算法求解问题时, 设定的梯级最小出力值与改进蝙蝠算法调节后最大化的最小出力相同。考虑水力发电丰枯特性, 枯期出力尽可能大而均匀才能保障电网安全稳定运行, 本文将着重分析梯级电站枯期出力情况。表 5 为不同算法模拟计算的结果比较。

从表 5 中实际梯级最小出力值来看, IBA、BA、POA 算法分别为 1 481、1 051、708 MW, 设定梯级最小出力值为 1 481 MW, BA、POA 算法不满足梯级最小出力约束, 未能实现梯级最小出力最大化目标。此外, IBA 算法得到的梯级最小出力满足梯级电站设计保证出力要求, 超过梯级设计保证出力 96 MW。从梯级电站枯期出力平均值及标准差来看, IBA 算法优化后的枯期出力大而均匀, 明显优于另两种算法。这表明采用 IBA 算法进行梯级电站优化调度, 更能保障电网安全稳定运行, 这对于接入大量风电、光电等出力波动率大的新能源电力系统而言意义重大。从梯级

年发电量和算法运行时间来看,IBA算法获得的发电量较BA算法高出 10^7 kW·h,运行时间略短于后者;尽管POA算法运行时间与年发电量都优于IBA算法,但

其出力值却偏小而波动率大。因此,对于梯级水电站经济调度问题,本文的IBA算法明显优于BA算法,也优于传统的POA算法。

表4 改进蝙蝠算法优化结果

Tab.4 Optimal solution of IBA

月份	瀑布沟			深溪沟			枕头坝一级			梯级出力/ MW	
	月末 水位/m	入库流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	发电流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	弃水流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	入库流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	发电流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	弃水流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	入库流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)	发电流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)		弃水流量/ ($m^3 \cdot s^{-1}$)
6	820.0	2 079	1 457	0	1 520	1 520	0	1 575	1 575	0	2 388
7	836.2	2 512	2 094	0	2 228	2 228	0	2 287	2 287	0	3 835
8	841.0	1 946	1 810	0	1 910	1 910	0	1 981	1 981	0	3 475
9	841.0	1 996	1 996	0	2 095	2 095	0	2 147	2 147	0	3 854
10	850.0	1 516	1 245	0	1 287	1 287	0	1 317	1 317	0	2 454
11	850.0	973	973	0	983	983	0	1 005	1 005	0	1 947
12	847.1	653	742	0	752	752	0	772	772	0	1 481
1	837.2	475	764	0	773	773	0	784	784	0	1 481
2	823.6	409	805	0	814	814	0	824	824	0	1 481
3	804.8	442	869	0	879	879	0	888	888	0	1 481
4	790.0	674	947	0	956	956	0	975	975	0	1 481
5	790.0	1 444	1 444	0	1 454	1 454	0	1 474	1 474	0	2 152

表5 不同算法优化结果比较

Tab.5 Comprision of different methods on economic dispatch

算法	枯期出力特征				梯级发电量/(10^8 kW·h)	运行时间/s
	最小出力/MW	最大出力/MW	平均出力/MW	标准差/MW		
IBA	1 481	1 481	1 481	0	201.3	1.3
BA	1 051	2 241	1 455	416	201.2	1.5
POA	708	2 305	1 366	597	201.7	0.9

4 结 论

为给电网提供尽可能大而稳定的枯期出力,建立了兼顾梯级最小出力最大化的总发电量最大数学模型,研究了基于差分变异、选择因子的改进蝙蝠算法及其在梯级水电站中长期经济调度中的应用,并对算法主要控制参数进行了测试分析。通过工程实例检验,表明本文的改进蝙蝠算法能在给电网提供尽可能大而稳定的枯期出力,同时缩短计算时间,获得更高质量的解。但该算法仍然存在参数选择问题,下一阶段将引入动态控制机制,避免人工试算。

参考文献:

[1] Wang Jinlong, Huang Weibin, Ma Guangwen, et al. An improved partheno genetic algorithm for multi-objective economic dispatch in cascaded hydropower systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2015(67):591-597.
 [2] Fang Rengcun, Li Chaoshun, Pu Guilin. Optimal regulation of cascaded hydropower stations based on ACABC[J]. Yellow River, 2017, 39(2): 102-106. [方仍存, 李超顺, 蒲桂林. 基于自

适应混沌蜂群算法的梯级电站优化调度[J]. 人民黄河, 2017, 39(2): 102-106.]

[3] Shi Yajun, Peng Yong, Xu Wei. Optimal operation model of cascade reservoirs based on grey discrete differential dynamic programming[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2016, 35(12): 35-44. [史亚军, 彭勇, 徐炜. 基于灰色离散微分动态规划的梯级水库优化调度[J]. 水力发电学报, 2016, 35(12): 35-44.]
 [4] Yeh W W G. Reservoir management and operations models: A state-of-the-art review[J]. Water Resources Research, 1985, 21(12): 1797-1818.
 [5] Yan Jing, Sun Fan, Yue Chaoyuan. An optimal scheduling of hydro system based on the lagrangian relaxation method[J]. Control Theory and Applications, 2007, 26(7): 13-15. [严婧, 孙帆, 岳超源. 基于拉格朗日松弛法的梯级水电优化调度系统[J]. 自动化技术与应用, 2007, 26(7): 13-15.]
 [6] Mei Yadong, Xiong Ying, Chen Lihua. A dynamic programming method for the multi-purpose operation of cascade reservoirs[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2007, 26(2): 1-4. [梅亚东, 熊莹, 陈立华. 梯级水库综合利用调度

- 的动态规划方法研究[J].水力发电学报,2007,26(2):1-4.]
- [7] Zhou Jia, Ma Guangwen, Zhang Zhigang. Study on the mid-long term optimal dispatching of cascaded hydropower stations on Yalong river based on POA modified adaptive algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2010, 29(3):18-22. [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.]
- [8] Wu Chengguo, Wang Yimin, Huang Qiang, et al. Study on combined optimal operation of cascade hydropower stations based on accelerating genetic algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2011, 30(6):171-177. [吴成国, 王义民, 黄强, 等. 基于加速遗传算法的梯级水电站联合优化调度研究[J]. 水力发电学报, 2011, 30(6):171-177.]
- [9] Wang Liang. Application of differential evolution algorithm to the short-term optimal scheduling of cascaded hydroelectric plants[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2009. [王亮. 差分进化算法在梯级水电站短期优化调度中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.]
- [10] 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):37-42. [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):37-42.]
- [11] Huang Weibin, Ma Guangwen, Wang Hekang, et al. Application of chaos particle swarm optimization algorithm to mid-long term optimal operation of hydropower station[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2010, 29(1):102-105. [黄伟斌, 马光文, 王和康, 等. 混沌粒子群算法在水库中长期优化调度中的应用[J]. 水力发电学报, 2010, 29(1):102-105.]
- [12] Tang Haidong, Rui Jun, Wu Zhengyi. Research on the optimal operation of cascade hydropower station based on the hybrid bat algorithm[J]. Hydropower and Pumped Storage, 2015, 1(4):36-40. [唐海东, 芮钧, 吴正义. 基于混合蝙蝠算法的梯级水电站群优化调度研究[J]. 水电与抽水蓄能, 2015, 1(4):36-40.]
- [13] Xiao Huihui, Duan Yanming. Research and application of improved bat algorithm based on DE algorithm[J]. Computer Simulation, 2014, 31(1):272-277. [肖辉辉, 段艳明. 基于DE算法改进的蝙蝠算法的研究及应用[J]. 计算机仿真, 2014, 31(1):272-277.]
- [14] Zhan Yang, Huang Weibin, Ma Guangwen. The analysis of compensation benefits based on coordinated optimal operation in Dadu river[J]. China Rural Water and Hydropower, 2015(10):197-201. [湛洋, 黄伟斌, 马光文. 大渡河梯级联合优化运行下发电补偿效益分析[J]. 中国农村水利水电, 2015(10):197-201.]
- [15] Yang Xinshe. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[M]// Studies in Computational Intelligence. Berlin: Springer, 2010.
- [16] Yang Xinshe. Bat algorithm for multi-objective optimization[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation, 2011, 3(5):267-274.
- [17] Yang Xinshe, Gandomi A H. Bat algorithm: A novel approach for global engineering optimization[J]. Engineering Computations, 2012, 29(5):464-483.

(编辑 李轶楠)

引用格式: Jiang Fangli, Huang Weibin, Li Jidong, et al. Improved bat algorithm for economic dispatch in cascade hydropower stations[J]. Advanced Engineering Sciences, 2018, 50(2):84-90. [江方利, 黄伟斌, 李基栋, 等. 基于改进蝙蝠算法的梯级水电站经济调度[J]. 工程科学与技术, 2018, 50(2):84-90.]