

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdkj.2019.0051

谢海华,孙辉,龚文引.多策略人工蜂群算法在梯级水电站优化调度中的应用[J].南水北调与水利科技,2019,17(2):196-201,88. XIE H H, SUN H, GONG W Y. Application of multi-strategy artificial bee colony algorithm on optimal operation of cascade hydropower stations[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2019, 17(2): 196-201, 88. (in Chinese)

多策略人工蜂群算法在梯级水电站优化调度中的应用

谢海华¹, 孙辉^{1,2,3}, 龚文引⁴

(1. 南昌工程学院 信息工程学院, 南昌 330000; 2. 鄱阳湖流域水工程安全与资源高效利用国家地方联合工程实验室, 南昌 330000; 3. 江西省水信息协同感知与智能处理重点实验室, 南昌 330000; 4. 中国地质大学(武汉) 计算机学院, 武汉 430070)

摘要:梯级水电站优化调度问题的准确、快速求解,是水利学科领域需解决的基本问题。针对该问题,提出了一种新的多策略人工蜂群算法。为更好地平衡算法的全局搜索与局部搜索能力,新算法在两个具有代表性的解搜索策略基础上,对其融合构成新的搜索策略,同时保留了原有的两个解搜索策略。新算法的三个候选解搜索策略,增强了对各类优化问题求解的适应性。为验证新算法的适应性及可行性,不仅在经典的基准测试函数中对其进行测试,并且将其应用于梯级水电站优化调度问题。实验结果表明,新算法具有适应性强、收敛速度快等优点。

关键词:梯级水电站;优化调度;人工蜂群算法;收敛速度;多策略

中图分类号:TV11 文献标志码:A 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Application of multi-strategy artificial bee colony algorithm on optimal operation of cascade hydropower stations

XIE Haihua¹, SUN Hui^{1,2,3}, GONG Wenyin⁴

(1. School of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330000, China; 2. National-Local Engineering Laboratory of Water Engineering Safety and Effective Utilization of Resources in Poyang Lake Area, Nanchang 330000, China; 3. Jiangxi Province Key Laboratory of Water Information Cooperative Sensing and Intelligent Processing, Nanchang 330000, China; 4. School of computer science, China University of Geosciences, Wuhan 430070, China)

Abstract: To accurately and quickly solve the optimal operation problem of cascade hydro-power stations is a challenge in the field of water conservancy. A new multi-strategy artificial bee colony algorithm was proposed in this study. In order to better balance the global search and local search capabilities of the algorithms, two representative solution search strategies were used in this new algorithm, and they were combined to form a new search strategy while retaining the original two solution search strategies. Therefore, the new algorithm contained three candidate solution search strategies in the process of searching new solutions, which was convenient to strengthen the adaptability to various optimization problems. The adaptability and feasibility of the new algorithm were tested in the classic benchmark function and applied to the optimal operation of cascade hydro-power stations. Experimental results showed that the new algorithm had the advantages of stronger adaptability and faster convergence speed.

Key words: cascade hydro-power stations; optimal dispatch; artificial bee colony algorithm; rate of convergence; multi-strategy

收稿日期:2018-10-08 修回日期:2018-12-19 网络出版时间:2019-01-22

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20190118.2139.006.html>

基金项目:国家自然科学基金(61261039;51669014);江西省教育厅落地计划资助项目(KJLD13096)

作者简介:谢海华(1994—),男,江西萍乡人,主要从事群智能优化算法研究。E-mail:1332729941@qq.com

通信作者:孙辉(1959—),男,江西九江人,教授,主要从事群智能算法及应用研究、Rough集与粒计算、变分不等原理与变分不等式方面研究。E-mail:sun_hui2006@163.com

梯级水电站的优化调度,是一个高维、多约束、非线性问题。解决该问题的核心是建立准确反应实际优化调度问题的模型和采用适当的求解方法^[1]。目前,优化调度的数学模型相对成熟,但对于多约束条件下,快速及准确求解是该问题的难点所在。传统方法和群智能方法是解决优化调度问题的主要方法^[2-3],其中传统方法包括:线性规划(linear programming, LP)^[4]、非线性规划(nonlinear programming, NLP)^[5]、动态规划(dynamic programming, DP)^[6]和大系统法(large-scale system, LS)^[7];群智能方法包括:人工蜂群(artificial bee colony, ABC)算法^[8]、蚁群算法(ant colony optimization, ACO)^[9]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[10]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[11]等。传统方法能有效解决单库水电站调度问题,但对于梯级水电站的优化调度问题,不仅方法复杂且存在“维数灾”、易陷入局部最优等缺点。相比传统方法,群智能算法具有实现简单、求解速度快等优点^[12]。

2005年,土耳其学者 karaboga 为解决多变量函数问题,提出了 ABC 算法,其具有收敛速度快、参数少、鲁棒性强等优点,并广泛应用至各行业,如机器人路径优化^[13-14]和图像处理^[15]等。相比其他群智能算法,ABC 算法对维度不敏感(问题维度的高低不影响 ABC 算法性能)是它的一个显著特点。故本文采用 ABC 算法求解高维的梯级水库优化调度问题。遵循着“算法没有最好”的理念,ABC 算法亦存在缺点,如全局搜索与局部搜索之间的平衡性较差。针对该问题,众多的研究者提出了许多改进方案。较经典的有 Zhu^[16]等人提出的 GABC、Gao^[17]等人提出的 MABC、Kiran^[18]等人提出的 ABCVSS,其中,Zhu 等人针对 ABC 算法局部搜索能力弱的缺点,将全局最优引入到解搜索策略中;Gao 等人针对 ABC 算法全局搜索与局部搜索能力平衡性差的缺点,通过引入控制参数,以达到目的;Kiran 等人为丰富解搜索策略,构成了解搜索策略池,以适应多种类型优化问题。

目前的研究表明,更好地平衡 ABC 算法的全局搜索与局部搜索能力,可有效改善算法的总体性能。为此本文提出了一种新的多策略人工蜂群算法(multi-strategy artificial bee colony, MsABC)算法。

1 标准人工蜂群算法

自然界的蜜蜂存在劳动分工、信息共享等行为。同样地,ABC 算法保留了这种行为,得以这种行为,ABC 算法能有效求解实际优化问题。在标准 ABC

算法中,由三种人工蜂组成,分别为雇佣蜂、观察蜂、侦查蜂。值得注意的是,侦查蜂本身不存在种群中,而由雇佣蜂转变而来,另外雇佣蜂的数量等同于观察蜂的数量且分别占种群数量的一半。对于 ABC 算法求解实际优化问题 $f(X)$,蜜源对应优化问题的可行解,蜜源的含蜜量对应优化问题的函数值。作为启发式算法,ABC 算法在初始化阶段通过式(1)产生 SN 个初始蜜源(可行解) $X_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}\}, i \in \{1, 2, \dots, SN\}, D$ 为维度数。

$$x_{i,j} = L_j + \gamma_{i,j} \times (U_j - L_j) \quad (1)$$

式中: i 为蜜源标号; j 为维度标号; $j \in \{1, 2, \dots, D\}, U, L$ 分别为问题维度的上下限值; $\gamma \in [0, 1]$ 。

在寻优的迭代过程中,前期较差的解,后期也有可能成为最优解,雇佣蜂则起着较差解不被淘汰的作用,避免潜在的最优解被淘汰。雇佣蜂的寻优策略为

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \varphi_{i,j} \times (x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (2)$$

式中: $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$ 且 $k \neq i; \varphi \in [-1, 1]$ 。

不同于雇佣蜂,观察蜂更多的是对较优解进行开发,以加快寻优的速度,其中寻优策略依旧为式(2)对较优解开发的概率为

$$fit(X_i) = \begin{cases} \frac{1}{1+f(X_i)}, & f(X_i) \geq 0 \\ 1+fabs(f(X_i)), & f(X_i) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

$$prob_i = \frac{fit(X_i)}{\sum_j fit(X_j)} \quad (4)$$

式中: $f(X)$ 对应蜜源的适应值; $fit(X)$ 对应蜜源的适应度; $fabs(\cdot)$ 为绝对值函数。

在限制次数 $limit$ 内,若某蜜源一直未更新,相应的雇佣蜂则视该蜜源为枯竭蜜源。同时,雇佣蜂将角色转变成侦查蜂,丢弃该蜜源,并以式(1)的方式重新寻找蜜源。

2 多策略人工蜂群算法

2.1 新型搜索策略

Zhu 等人在文献^[16]中指出,式(2)的局部搜索能力较弱,为克服该问题提出了解搜索策略式(5)。

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \varphi_{i,j} \times (x_{i,j} - x_{k,j}) + \phi_{i,j} \times (x_{gbest,j} - x_{i,j}) \quad (5)$$

式中: $i, k, gbest \in [1, SN]$ 的整数,且 $i \neq k \neq gbest$; $gbest$ 为当前最优蜜源; $\varphi_{i,j}$ 为服从 $[-1, 1]$ 的均匀分布, $\phi_{i,j}$ 为服从 $[0, 1.5]$ 的均匀分布。

式(5)在式(2)的基础上引入了 $\phi_{i,j} \times (x_{gbest,j} - x_{i,j})$ 项,然而若前后两项的方向信息 $\phi_{i,j}$ 与 $\varphi_{i,j}$ 同向时,则易造成步长过长,在解靠近理论最优值时不易

捕捉到有效的信息;若前后两项的方向信息 $\phi_{i,j}$ 与 $\varphi_{i,j}$ 反向时,两项步长易产生“对消”,造成步长过短,降低搜索效率。尽管式(5)存在一定缺陷,但实验表明, g_{best} 的引入有效地提升解搜索策略的局部搜索能力,能更好平衡解搜索策略的全局搜索与局部搜索能力,为研究者提供了重要参考。

同样地,文献[19]中指出,式(5)的两项步长易产生“对消”的现象。为克服这个缺点,Cui^[20]等人提出了如下策略

$$v_{i,j} = \begin{cases} x_{i,j} + \varphi_{i,j} \times (x_{i,j} - x_{k,j}), & rand(0,1) < P \\ x_{i,j} + \phi_{i,j} \times (x_{g_{best},j} - x_{i,j}), & rand(0,1) \geq P \end{cases} \quad (6)$$

式中: P 为控制参数,以控制上下两式的使用频率。

以上可看出,式(6)由式(5)拆分而来。该做法虽克服了“对消”现象,但丢失了式(5)在寻优前期快速收敛速度的优点。为克服“对消”现象和保留前期快速收敛的优点,本文分别以文献[19]和文献[21]的解搜索策略式(7)、式(8)为基础,提出了解搜索策略式(9)

$$v_{i,j} = x_{g_{best},j} + \varphi_{i,j} \times (x_{g_{best},j} - x_{k,j}) \quad (7)$$

$$v_{i,j} = x_{r_1,j} + \varphi'_{i,j} \times (x_{r_1,j} - x_{r_2,j}) \quad (8)$$

式(7)中: g_{best} 为当前最优蜜源, $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$

且 $k \neq g_{best}$ 。式(8)中: $r_1, r_2 \in \{1, 2, \dots, SN\}$ 且 $r_1 \neq r_2 \neq i$ 。

$$v_{i,j} = \begin{cases} \frac{x_{g_{best},j} + x_{r_1,j}}{2} + \varphi_{i,j} \times (x_{g_{best},j} - x_{k,j}) + \\ \varphi'_{i,j} \times (x_{r_1,j} - x_{r_2,j}), & M=0; \\ x_{g_{best},j} + \varphi_{i,j} \times (x_{g_{best},j} - x_{k,j}), & M=1; \\ x_{r_1,j} + \varphi'_{i,j} \times (x_{r_1,j} - x_{r_2,j}), & M=2 \end{cases} \quad (9)$$

式中: M 为策略分层参数,由 M 的值选择相应的解搜索策略;当 $M=1$ 时,式中的 $g_{best} \neq k$; $M=2$ 时, $r_1 \neq r_2 \neq i$; $M=0$ 时, $\varphi_{i,j}, \varphi'_{i,j}$ 为两个相互独立变量,均服从 $[-1, 1]$ 的均匀分布,但 $\varphi_{i,j} \neq \varphi'_{i,j}$ 。

式(9)中,上式由下面两式组合而来。本文构造式(9)出于两方面考虑:①式(7)、式(8)分别有较强的局部搜索和全局搜索能力,将两式融合在式(9)中可平衡 ABC 算法的局部搜索和全局搜索。②式(7)、式(8)组合目的是保证寻优前期的收敛速度。同时式(9)包含三个候选解搜索策略,增加了解搜索策略的多样性,以便解决更多类型的优化问题。MsABC 算法流程见图 1。

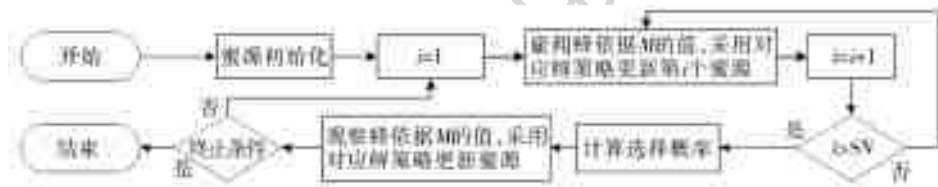


图 1 MsABC 算法流程

Fig. 1 Flow chart of MsABC algorithm

2.2 经典基准函数测试及分析

为对 MsABC 算法的可行性进行分析,本文采用 8 个经典基准测试函数进行测试,并同 5 个算法 (ABC^[8]、GABC^[16]、qABC^[22]、MABC^[17]、ABCVSS^[18])进行了结果对比。为保证各算法在相同条件下测试,各算法独立运行 25 次,蜜源数 $SN=50$,问题维度 $D=30$,限制次数 $limit=SN \times D$,函数评估次数为 $FEs=5000 \times D$ 。各函数信息见表 1,其中 f_1 至 f_5 为单峰函数,测试算法的收敛速度, f_6 至 f_8 为多峰函数,测试算法跳出局部最优的能力。

表 2 中,效果最优的值为加粗项。从以上可知,在 8 个函数中,MsABC 算法取得效果最优为 5 个函数,分别为函数 f_1, f_2, f_4, f_6, f_7 ;其中 f_4 为噪声 4 次方函数,求解最优值的过程会产生一个随机噪声,最优解的难度求解较大,MsABC 算法以快速的收敛速度优于其他算法。 f_5 为 Rosenbrock 函数,该函数各维度的独立性较强,不利于以单维更新的蜂群算法,故 5 个改进算法的求解精度均不理想。

表 1 8 个经典测试函数信息

Tab. 1 Information of eight classic test functions

函数	函数名	搜索域	最小值
f_1	Sphere	$[-100, 100]^D$	0
f_2	Schwefel 2. 22	$[-10, 10]^D$	0
f_3	Schwefel 2. 21	$[-100, 100]^D$	0
f_4	Quartic	$[-1. 28, 1. 28]^D$	0
f_5	Rosenbrock	$[-5, 10]^D$	0
f_6	Rastrigin	$[-5. 12, 5. 12]^D$	0
f_7	Schwefel 2. 26	$[-500, 500]^D$	-418. 9829D
f_8	Ackley	$[-50, 50]^D$	0

3 梯级水电站优化调度模拟实验

目前为止,针对梯级水电站优化调度问题的难点。已有部分学者采用改进 ABC 算法求解该问题。如成鹏飞等人^[23]提出了一种指数分布突变策略以提高算法的全局搜索能力。李文莉等^[24]提出了一种结合云模型的改进人工蜂群算法,克服了 ABC 算

表2 D=30 MsABC与各算法的结果比较
Tab.2 Results of MsABC and other algorithms with D=30

算法		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8
ABC	平均值	1.04e-17	7.69e-11	4.39e+00	6.02e-02	5.45e-02	3.50e-14	-12501.4	4.31e-09
	方差	1.20e-17	3.04e-11	1.07e+00	1.09e-02	5.86e-02	1.35e-13	3.96e+02	1.85e-09
GABC	平均值	1.07e-30	8.30e-17	2.47e-01	3.08e-02	4.78e+00	0.00e+00	-12569.2	3.71e-14
	方差	6.09e-31	3.10e-17	5.89e-02	6.44e-03	1.54e+01	0.00e+00	4.97e+00	5.78e-15
qABC	平均值	3.38e-15	1.17e-08	9.87e-02	2.73e-02	5.47e-01	1.33e-10	-12532.3	1.67e-06
	方差	5.42e-15	3.31e-09	2.30e-02	6.83e-03	5.00e-01	2.15e-10	2.69e+02	8.22e-07
MABC	平均值	2.36e-40	1.50e-21	1.93e+00	2.77e-02	1.10e+00	0.00e+00	-12569.5	7.07e-15
	方差	1.85e-40	6.64e-22	1.32e+00	6.36e-03	2.86e+00	0.00e+00	1.86e-11	2.36e-15
ABCVSS	平均值	2.40e-35	7.03e-19	2.56e-01	3.25e-02	1.28e-01	0.00e+00	-12569.5	6.50e-15
	方差	8.54e-35	2.18e-18	9.19e-02	4.58e-02	2.03e-01	0.00e+00	1.81e-11	2.27e-15
MsABC	平均值	4.61e-53	1.58e-28	1.63e+00	2.08e-02	7.69e+00	0.00e+00	-12569.5	2.87e-14
	方差	3.21e-52	6.56e-28	1.43e+00	1.95e-02	9.34e+01	0.00e+00	1.67e-11	1.70e-14

法的“早熟”缺点,保持了后期种群的多样性。李冰等人^[25]在ABC算法中引入了自适应学习,平衡了算法的搜索能力。以上工作本质上均致力于提升算法的收敛速度,忽略了算法的适应性问题。本文从提高算法的适用性能力同时兼顾收敛速度,提出了MsABC算法以求解梯级水电站优化调度问题。

3.1 目标函数

本文模型以非汛期为调度周期,以旬为调度时段,在满足水力、电力、航运等约束条件下,建立以梯级水电站全年非汛期发电量最大作为目标函数。目标函数为^[26]

$$E = \max \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \eta_i \times Q_{i,t} \times H_{i,t} \right\} \times \Delta t \quad (10)$$

式中: E 为全年非汛期发电量; T 为调度时段总数; N 为梯级电站数; η 为电站出力系数; Q 为电站发电引用流量; H 为电站发电水头; Δt 为调度时段的小时总数; i 为电站序号; t 为时段序号。

优化调度模型的约束条件分为等式约束与不等式约束。

水量平衡等式约束

$$V(i,t) = V(i,t-1) + (I(i,t) - Q(i,t)) \cdot \Delta t \quad (11)$$

式中: $V(i,t)$ 、 $I(i,t)$ 、 $Q(i,t)$ 分别为第*i*个水电站时段*t*的蓄水量(亿 m^3)、入流量(m^3/s)、损失水量(m^3/s); Δt 为是时段*j*的小时数(h)。

库水位不等式约束:

$$Level_{\min}(i,t) \leq Level(i,t) \leq Level_{\max}(i,t) \quad (13)$$

式中: $Level_{\min}(i,t)$ 、 $Level_{\max}(i,t)$ 分别为第*i*个水电站时段*t*的最低水位与最高水位; $level$ 为水库

水位。

电站出力不等式约束

$$P_{\min}(i,t) \leq P(i,t) \leq P_{\max}(i,t) \quad (14)$$

式中: P_{\min} 为保证出力; P_{\max} 为电站装机容量。

水库泄流量不等式约束

$$Q_{\min}(i,t) \leq Q(i,t) \leq Q_{\max}(i,t) \quad (15)$$

式中: Q_{\min} 和 Q_{\max} 分别为水库的下泄流量的上下限值。

3.2 约束处理及优化调度问题求解步骤

本文采用阶跃罚函数法,以将含约束问题的优化调度问题转换为无约束优化调度问题^[27-28]。针对下泄流量约束和出力约束,分别构造相应的罚函数。具体的表现形式为

$$L_{i,t} = \begin{cases} 1 & P(i,t) \leq P_{\min}(i,t), \\ & P(i,t) \geq P_{\max}(i,t) \\ 0 & else \end{cases} \quad (16)$$

$$L_{i,t} = \begin{cases} 1 & Q(i,t) \leq Q_{\min}(i,t), \\ & Q(i,t) \geq Q_{\max}(i,t) \\ 0 & else \end{cases} \quad (17)$$

式中: L 为第*i*个水库的*t*时段的违约状况。

采用罚函数后,原有的目标函数式(10)转换为

$$E^* = E - M \times \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N L_{i,t} \quad (18)$$

式中: E 为原总发电值; E^* 为惩罚后的总发电值; M 为惩罚因子。

采用改进人工蜂群算法求解梯级水电站优化调度问题,优化目标为调度周期内总发电量最大,调度周期为非汛期,时段周期为旬,决策变量的维数为水电站数量与时段数的乘积。求解步骤如下。

(1) 初始化决策变量:依据各水电站的水位上下限值,依据式(1)获得初始水位。

(2) 计算适应值:根据中间变量的关系,由决策变量水位求得总发电量。

(3) 根据算法搜索过程,寻找最优水位。

(4) 判断是否达到算法终止条件,若是则输出最大发电量与相对应水位,否则转到(3)。

3.3 实例计算

为验证改进人工蜂群算法在水库优化调度中的可行性,本文采用某梯级水电站作为实例计算。表 3 为该梯级水电站的水利特征参数,其中 A 水电站为 B 的上游水库,调度周期为 11 月至次年 5 月。

表 3 某梯级水电站的水利特征参数

Tab. 3 Hydraulic parameters of a cascade hydropower station

水电站	死水位/m	正常蓄水位/m	装机容量/MW	保证出力/MW	最大过机流量/(m ³ ·s ⁻¹)	综合出力系数
A	145	175	2 250 万	499 万	29 000	8.5
B	62	66.5	321 万	104 万	23 600	8.5

采用 6 个算法(ABC^[8]、GABC^[16]、qABC^[22]、MABC^[17]、ABCVSS^[18]、MsABC)分别求解了该梯级水电站非汛期的发电量结果,实验结果见表 4。其中各算法的控制参数均相同,问题维度 $D=42$;种群数 $SN=50$;最大函数评估次数 $MAX_FEs=200\ 000$;更新阈值 $limit=SN \times D$,惩罚因子 $M=10^8$ 。

表 4 各算法所得总发电量

Tab. 4 Total generated power from different algorithms

算法	A 水电站发电量	B 水电站发电量	总发电量
ABCVSS ^[18]	399.011 5	86.757 4	485.768 9
MABC ^[17]	401.110 0	86.428 1	487.538 1
ABC	404.370 2	86.568 9	490.939 1
qABC ^[22]	404.925 3	86.568 5	491.493 8
GABC ^[16]	405.196 6	86.502 5	491.699 1
MsABC	405.313 7	86.506 7	491.820 4

从表 4 的实验结果来看,MsABC 算法所求的总发电量最大。相比于 ABC 算法,算法 ABCVSS 与 MABC 在经典的函数测试集中能取得较好的效果,但在实际的优化调度问题中,所求解却不如 ABC 算法,可知对于不同的优化问题,算法表现的性不同。MsABC 算法比 ABC 算法提高了 8.813×10^7 kW·h,比 GABC 算法提高了 1.213×10^7 kW·h。图 2 为各算法与评估次数的关系,该关系体现了算法收敛性。从图 2 可看出 MsABC 算法在

7 万次评估次数已达到最优值附近,表明了前期具有较快的收敛速度,其中 ABC 算法 1 次迭代次数对应 2 倍蜜源数,即 100 次评估次数,7 万次评估次数对应 700 次迭代次数。

本文所使用的算法所求得发电弃水量均为 0,主要原因是求解非汛期的梯级水库优化调度问题,故不列出各算法的发电弃水量。

4 结论

标准 ABC 算法具有参数少、鲁棒性强、搜索效率高等优点,为求解梯级水电站优化调度问题提供了基础。同样地,标准 ABC 算法存在收敛速度慢、局部搜索能力若等缺点。本文通过对解搜索策略的改进,提出了一种新的改进 ABC 算法,并以经典的基准测试函数和梯级水库优化调度问题为基础进行实验。实验结果表明,新算法性能优于经典的改进 ABC 算法。本文基于 ABC 算法的基础改善解搜索策略。同其他的算法结合,以改善解搜索策略是今后的研究重点。

参考文献(References):

- [1] 明波,黄强,王义民,等.基于改进布谷鸟算法的梯级水库优化调度研究[J].水利学报,2015,46(3):341-349. (MING B, HUANG Q, WANG Y M, et al. Optimal operation of cascade reservoirs based on improved cuckoo search algorithm[J]. Journal of hydraulic engineering, 2015, 46(3): 341-349. (in Chinese)) DOI:10.13243/j.cnki.slxb.2015.03.011.
- [2] 王旭,庞金城,雷晓辉,等.水库调度图优化方法研究评述[J].南水北调与水利科技,2010,8(5):71-75. (WANG X, PANG J C, LEI X H, et al. Overview of reservoir operation chart optimization [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2010, 8(5): 71-75. (in Chinese))
- [3] 蹇德平,缪益平.雅砻江下游梯级水库综合调度规则优化方法[J].南水北调与水利科技,2016,14(4):204-

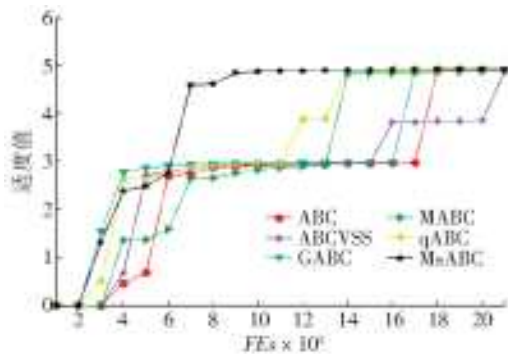


图 2 适度值与评估次数的关系

Fig. 2 Relationship between fitness and number of evaluation

209. (JIAN D P, MIAO Y P. Optimization method of cascade reservoirs comprehensive dispatching rules for the lower reach of Yalong River[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2016, 14(4): 204-209. (in Chinese)). DOI: 10. 13476/j. cnki. nsbdqk. 2016. 04. 034
- [4] G. B. D, 章祥荪, 杜链. 回顾线性规划的起源[J]. 运筹学学报, 1984(1): 71-78. (G. B. D, ZHANG X Sun, DU L. Review the origins of linear programming[J]. Operations Research Transactions, 1984(1): 71-78. (in Chinese))
- [5] BARROS M T L, LOPES J E G, Yang S L, et al. Large-scale hydropower system optimization [J]. IAHS-AISH publication, 2001.
- [6] YOUNG G K. Finding reservoir operating rules[J]. Journal of the Hydraulics Division, 1967, 93(6): 297-322.
- [7] ARVANITIDIS N V, ROSING J. Optimal operation of multireservoir systems using a composite representation[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus & Systems, 1970, PAS-89(2): 327-335.
- [8] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06 [M]. Erciyes University, Kayseri, Turkey, 2005.
- [9] DORIGO M, CARO G D. Ant colony optimization: a new meta-heuristic[J]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, 1999, 2(4): 1470-1477.
- [10] GOLDBERG D E. Genetic algorithm in search[Z]. Addison-Wesley, Reading, 1989.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[A]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. Proceedings[C]. IEEE, 2002, 4: 1942-1948.
- [12] 焦钰, 王建群, 贾洋洋. 基于狼群算法的水电站优化调度模型参数优选[J]. 南水北调与水利科技, 2017, 15(2): 58-64. (JIAO Y, WANG J Q, JIA Y Y. Parameter analysis of wolf pack search algorithm applied to optimal operation of hydropower station[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2017, 15(2): 58-64. (in Chinese)) DOI: 10. 13476/j. cnki. nsbdqk 2017. 02. 009.
- [13] 黎竹娟. 人工蜂群算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2012, 29(12): 247-250. (LI Z J. Application of artificial bee colony algorithm in path planning of mobile robot[J]. Computer Simulation, 2012, 29(12): 247-250. (in Chinese))
- [14] 谭玉新, 杨维, 徐子睿. 面向煤矿井下局部复杂空间的机器人三维路径规划方法[J]. 煤炭学报, 2017, 42(6): 1634-1642. (TAN Y X, YANG W, XU Z R. Three-dimensional path planning method for robot in underground local complex space[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(6): 1634-1642. (in Chinese)) DOI: 10. 13225/j. cnki. jccs. 2016. 1047
- [15] 肖永豪. 蜂群算法及在图像处理中的应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2011. (XIAO Y H. Study on artificial bee colony algorithm and its application in image processing[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011. (in Chinese))
- [16] ZHU G, KWONG S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization[J]. Applied Mathematics & Computation, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [17] GAO W, LIU S. A modified artificial bee colony algorithm[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(3): 687-697.
- [18] KIRAN M S, HAKLI H, GUNDUZ M, et al. Artificial bee colony algorithm with variable search strategy for continuous optimization [J]. Information Sciences, 2015(300): 140-157. DOI: 10. 1016/j. ins. 2014. 12. 043.
- [19] GAO W, LIU S, HUANG L. A novel artificial bee colony algorithm based on modified search equation and orthogonal learning [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(3): 1011.
- [20] CULL, ZHANG K, LI G, et al. Modified Gbest-guided artificial bee colony algorithm with new probability model[J]. Soft Compute. 2018(22): 2217-2243. DOI: 10. 1109/TSMCB. 2012. 2222373.
- [21] 王坤. 改进人工蜂群算法在梯级水库群优化调度中的应用[D]. 南昌: 南昌工程学院, 2017. (WANG K. The application of artificial bee colony algorithm in optimal operation of cascade reservoirs is improved[D]. Nanchang: Nanchang Institute of Technology, 2017. (in Chinese))
- [22] KARABOGA D, GORKEMLI B. A quick artificial bee colony (qABC) algorithm and its performance on optimization problems[J]. Applied Soft Computing, 2014, 23(5): 227-238. DOI: 10. 1016/j. asoc. 2014. 06. 035.
- [23] 成鹏飞, 方国华, 黄显峰. 基于改进人工蜂群算法的水电站水库优化调度研究[J]. 中国农村水利水电, 2013(4): 109-112. (CHENG P F, FANG G H, HUANG X F. Optimal operation of hydropower station reservoir based on improved bee colony algorithm[J]. China Rural Water and Hydropower, 2013(4): 109-112. (in Chinese))
- [24] 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. (LI W L, LI Y X, REN P A. Optimal operation of cascade reservoirs based on cloud variation-artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2014, 33(1): 37-42. (in Chinese))

(上转第 88 页)

- [12] KELBLE C R ,ORTNER P B ,BOYER J N, et al. Phytoplankton bloom status; Chlorophyll a biomass as an indicator of water quality condition in the southern estuaries of Florida, USA[J]. *Ecological Indicators*, 2009, 9 (6): S56-S67. DOI: 10. 1016/j. ecolind. 2008. 11. 013.
- [13] MOHAMMAD R, MAHSA J R. Artificial neural network approaches to the prediction of eutrophication and algal blooms in Aras Dam, Iran [J]. *Ulūm-i Bihdāshī-i Īrān*, 2015, 3(1): 25-32.
- [14] WANG J, WEN Y, GOU Y , et al. Fractional-order gradient descent learning of BP neural networks with Caputo derivative [J]. *Neural Networks*, 2017, 89 (12): 19-30. DOI: 10. 1016/j. neu-net. 2017. 02. 007.
- [15] CHOI B, LEE J H, KIM D H. Solving local minima problem with large number of hidden nodes on two-layered feed-forward artificial neural networks [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(16): 3640-3643. DOI: 10. 1016/j. neu-com. 2008. 04. 004.
- [16] WANG W X, TANG R C, LI C, et al . A BP neural network model optimized by Mind Evolutionary Algorithm for predicting the ocean wave heights [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 162 (15): 98-107. DOI: 10. 1016/j. oceaneng. 2018. 04. 039.
- [17] ZHAO Y F, REN X H, HU Y, et al. CNC thermal compensation based on mind evolutionary algorithm optimized bp neural network [J]. *World Journal of Engineering and Technology*, 2016, 4(1): 10, 39-44. DOI: 10. 4236/wjet. 2016. 41004.
- [18] DIMOPOULOS Y, BOURRET P, LEK S. Use of some sensitivity criteria for choosing networks with good generalization ability [J]. *Neural Processing Letters*, 1995, 2(6): 1-4. DOI: 10. 1007/BF02309007.
- [19] DIMOPOULOS I, CHRONOPOULOS J, CHRONOPOULOU-SERELI A, et al. Neural network models to study relationships between lead concentration in grasses and permanent urban descriptors in Athens City (Greece) [J]. *Ecological Modelling*, 1999, 120 (2): 157-165. DOI: 10. 1016/S0304-3800(99)00099-X.
- [20] 张亚. 浅水型富营养化水库三维水动力及水质数值模拟研究与应用 [D]. 天津: 天津大学, 2014. (ZHANG Y. Development and application of three-dimensional hydrodynamic and water quality model in a shallow eutrophic reservoir [D]. Tianjin: Tianjin University, 2014. (in Chinese))
- [21] MOHAMMAD Z K . Principal component analysis (PCA) for estimating chlorophyll concentration using forward and generalized regression neural networks [J]. *Applied Artificial Intelligence*, 2014, 28(1): 16-29. DOI: 10. 1080/08839514. 2014. 862771.
- [22] ZHOU L G, MA W C, ZHANG H, et al. Developing a PCA-ANN model for predicting chlorophyll a concentration from field hyperspectral measurements in Dianshan Lake, China [J]. *Water Quality, Exposure and Health*, 2015, 7(4): 591-602. DOI: 10. 1007/s12403-015-0175-5.

.....

(下接第 201 页)

- [25] 李冰, 孙辉, 王坤, 等. 自适应人工蜂群算法在梯级水库优化调度中的应用 [J]. *水电能源科学*, 2016, 34 (8): 59-62, 49. (LI B, SUN H, WANG K, et al. Application of self-adaptive artificial bee colony algorithm in optimal operation of cascade reservoirs [J]. *Water Resources and Power*, 2016, 34 (8): 59-62, 49. (in Chinese))
- [26] 边巴罗布. 三峡—葛洲坝梯级水电站非汛期优化调度研究 [D]. 天津: 天津大学, 2008. (BIANBA L B. The Research of non-flood optimal operation of Three Gorges-Gezhouba cascade hydropower station. [D]. Tianjin: Tianjin University, 2008. (in Chinese))
- [27] 刘宏, 韩亚波, 张时斌, 等. 基于自适应罚函数优化粒子群的 WSN 定位算法 [J]. *传感技术学报*, 2018, 31 (08): 1253-1257, 1265. (LIU H, HAN Y B, ZHANG S B, et al. WSNs localization algorithm based on self-Adaptive Penalty function optimization particle swarm [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2018, 31(08): 1253-1257, 1265. (in Chinese)) DOI: 10. 3969/J. ISSN. 1004-1699. 2018. 08. 019.
- [28] 吴华伟, 陈特放, 胡春凯, 等. 一种改进的约束优化粒子群算法 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(3): 859-861, 864. (WU H W, CHEN T F, HU C K, et al. Improved constrained optimization particle swarm optimization algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29 (3): 859-861, 864. (in Chinese)) DOI: 10. 3969. 1001-3695. 2012. 03. 016.