

1-2-2019

An Improved CS Algorithm and Its Application in Micro Grid Optimization

Changliang Liu

1.State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China; ;

Pengfei Wang

2.North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Liu Shuai

1.State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China; ;2.North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Luo Lei

2.North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

An Improved CS Algorithm and Its Application in Micro Grid Optimization

Abstract

Abstract: In order to solve the shortcomings in cuckoo search algorithm, such as slow convergence, low accuracy and easy to fall into the local optimal solution, an improved cuckoo search algorithm is proposed: CS-EO search algorithm. In this search algorithm, *the fast convergence speed and global searching advantage of CS algorithm and the strong local search ability of EO algorithm are combined organically. Under the premise of guaranteeing the solving speed, the accuracy of the solution is improved.* The results of optimization test functions show that CS- EO algorithm has better optimization performance compared with CS algorithm and PSO algorithm. The algorithm is applied to the load optimal dispatch of micro grid, and the result is satisfying.

Keywords

cuckoo search algorithm, EO algorithm, micro grid, operation optimization

Authors

Changliang Liu, Pengfei Wang, Liu Shuai, Luo Lei, and Zhenqiao Hui

Recommended Citation

Liu Changliang, Wang Pengfei, Liu Shuai, Luo Lei, Hui Zhenqiao. An Improved CS Algorithm and Its Application in Micro Grid Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(3): 930-936.

一种改进的CS算法及其在微电网优化中的应用

刘长良¹, 王鹏飞², 刘帅^{1,2}, 罗磊², 回振桥²

(1.华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 100085; 2.华北电力大学控制与计算机学院, 保定 071003)

摘要:为解决布谷鸟搜索算法存在的后期收敛速度慢, 求解精度低以及容易陷入局部最优点等问题, 提出了一种改进的布谷鸟搜索算法: CS-EO 搜索算法。在该搜索算法中, 通过将布谷鸟算法收敛速度快和全局搜索的优点与极值动力学优化算法强大的局部搜索能力进行有机的结合, 在保证布谷鸟算法求解速度的前提下, 提高了布谷鸟算法的求解精度。函数寻优测试的仿真结果表明改进的布谷鸟搜索算法相较于布谷鸟搜索算法以及粒子群算法都具有更好的寻优性能。最后将此算法应用于微电网的负荷优化调度中, 取得了较为令人满意的结果。

关键词: 布谷鸟算法; 极值动力学优化算法; 微网; 优化调度

中图分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 03-0930-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201803020

An Improved CS Algorithm and Its Application in Micro Grid Optimization

Liu Changliang¹, Wang Pengfei², Liu Shuai^{1,2}, Luo Lei², Hui Zhenqiao²

(1.State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Changping District, Beijing 102206, China; 2.North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: In order to solve the shortcomings in cuckoo search algorithm, such as slow convergence, low accuracy and easy to fall into the local optimal solution, an improved cuckoo search algorithm is proposed: CS-EO search algorithm. In this search algorithm, the fast convergence speed and global searching advantage of CS algorithm and the strong local search ability of EO algorithm are combined organically. Under the premise of guaranteeing the solving speed, the accuracy of the solution is improved. The results of optimization test functions show that CS-EO algorithm has better optimization performance compared with CS algorithm and PSO algorithm. The algorithm is applied to the load optimal dispatch of micro grid, and the result is satisfying.

Keywords: cuckoo search algorithm; EO algorithm; micro grid; operation optimization

引言

Yang 等提出了一种新型智能优化算法: 布谷鸟算法(Cuckoo Search Algorithm, CSA)^[1], 该算法具有参数设置少、收敛速度快、全局搜索性能强等

优点, 一些研究结果也证明它比遗传算法、粒子群算法、萤火虫算法具有更高寻优性能^[2]。这使得 CSA 一经提出就被广泛应用到诸多领域, 如多目标优化^[3]、工程设计^[4]、神经网络训练^[5]以及计算机网络^[6]等。然而, CSA 作为一种新型的智能优化算法, 研究尚处于初始阶段, 全局搜索性能与局部寻优精度还需不断改善^[7]。文献[8]通过对莱维飞行搜索机制的步长进行改进, 来提高算法的搜索性能。文献[9]将布谷鸟算法和 Powell 搜索算法有机结合, 提出了一种基于 Powell 局部搜索策略的全



收稿日期: 2016-02-29 修回日期: 2016-06-10;
基金项目: 华能集团科技项目(HNKJ15-H16), 中央
高校基本科研业务费专项资金(9163116001);
作者简介: 刘长良(1966-), 男, 河北, 博士, 教
授, 博导, 研究方向为节能优化理论、控制仿真与
建模、现代控制理论及应用等。

<http://www.china-simulation.com>

局优化布谷鸟算法。文献[10]通过自适应调整步长因子, 来提高布谷鸟搜索算法的局部与全局搜索能力和收敛速度。

上述改进方法在一定程度上提高了算法的搜索性能, 但也不同程度的增加了算法的复杂性, 使得算法的运行时间增加。针对一些复杂的优化问题及高维空间搜索, 往往存在寻优率不高的缺陷。

微电网含有多种类型的分布式电源, 其负荷优化调度是一个典型的多变量、多约束的多目标优化问题, 应用常规的数学优化方法很难精确快速的求解。如何建立合理的微电网优化运行模型并精确、快速的求解一直是许多学者致力于解决的问题之一。文献[11]综合考虑经济成本、环境效益后建立了优化调度模型, 并提出了一种改进的万有引力优化算法进行寻优, 取得了不错的效果。文献[12]综合考虑了微网各电源的运行维护费用、燃料费用以及购售电费用后建立了冷热电联供型微电网数学模型, 并采用改进粒子群算法对微电网进行了优化调度。文献[13]建立了微网数学模型, 将一种改进自适应萤火虫算法用于其优化运行, 取得了不错的效果。文献[14]在同时考虑有功出力, 无功出力以及制热收益的基础上构造了热电联产型微网多目标经济调度模型, 运用最大模糊满意度法将多目标问题转化为单目标优化问题, 并采用改进遗传算法对其进行了求解。

针对 CSA 存在的缺陷, 提出了一种改进的布谷鸟算法:CS-EO 算法, 在 CSA 搜索算法的框架上, 融入 EO 搜索算法来提高其求解精度和收敛速度, 并通过大量的数值仿真实验验证了其有效性。针对并网型微网, 综合考虑经济成本和环境效益两个优化指标的基础上建立了微电网数学模型, 利用 CS-EO 进行负荷调度优化, 取得了令人满意的效果。

1 CSA 及 EO 搜索算法

1.1 布谷鸟搜索算法

布谷鸟搜索算法是受布谷鸟寄生孵育雏鸟的生物现象启发而设计出的一种基于莱维飞行搜索

机制的优化算法, 鸟巢位置按如下搜索方式进行更新:

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \alpha \oplus Levy(\lambda) \quad (1)$$

$$\alpha = \alpha_0 (X_i^t - X_{best}) \quad (2)$$

$$Levy(\lambda) = \frac{u}{|v|} \quad (3)$$

$$u \sim N(0, \delta_u^2) \quad (4)$$

$$v \sim N(0, 1) \quad (5)$$

$$\delta_u = \left\{ \frac{\Gamma(\lambda) \sin(\pi(\lambda-1)/2)}{\Gamma[\lambda]/2(\lambda-1)2^{(\lambda-2)/2}} \right\}^{1/(\lambda-1)} \quad (6)$$

式中: $X_i^t = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, ($i=1, 2, \dots, m$), 表示第 i 个鸟巢在第 t 代的位置; n 为优化问题的维数; m 为每一代的鸟巢个数; α 为步长因子, 用于控制随机搜索的范围, α_0 为常数, 通常取 0.01, X_{best} 表示当前最优解; 符号 \oplus 表示点对点乘法; $Levy(\lambda)$ 为服从参数 $\lambda(1 < \lambda \leq 3)$ 的莱维飞行产生的一个随机搜索向量。

1.2 EO 搜索算法

极值动力学优化算法(Extremal Optimization, EO)是由 Boettcher 在国际遗传与进化计算会议上提出的一种自组织优化算法, 具有收敛速度快, 局部搜索能力强等优点, 并且仅有一个变异操作算子, 无任何可调参数^[15]。在 EO 算法中, 每个组元的适应度大小是根据各内部组元对个体目标函数值的贡献大小来赋予的, 适应度最小的组元则为最差组元。EO 算法可以看作是对个体的自我完善, 通过强制改变个体内适应度最差的组元, 使得个体朝着最优的方向演化, 大大加快了收敛的速度。

对于一个极小化问题, EO 算法的流程如下:

(1) 对于个体 $X_i^t = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, 设目前为止搜索到的最优解为 X_{best} , 其目标函数值为 $C(X_{best})$ 。

(2) 对当前个体 X_i^t 进行以下操作: (a) 计算每个组元 x_{ij} 的适应度 λ_{ij} , $j \in \{1, 2, \dots, n\}$; (b) 对 n 个适应度进行排序, 找出适应度最小的组元 $x_{i \min}$, 即 $\lambda_{i \min} \leq \lambda_{ij}$, $j=1, 2, \dots, n$, 则 $x_{i \min}$ 就是最差组元;

(c) 在当前个体 X_i^t 的邻域中找一个邻居 X_i^t' , 强制

使最差组元 $x_{i\min}$ 发生改变; (d) 无条件地接受 $X'_i = X_i'$; (e) 如果当前的目标函数值 $C(X)$ 小于目前为止找到的最优目标函数值 $C(\mathbf{X}_{\text{best}})$, 则令 $X_{\text{best}} = X'_i$, $C(\mathbf{X}_{\text{best}}) = C(X'_i)$ 。

(3) 重复执行步骤(2), 直到满足终止条件。

(4) 得到最优解 X_{best} 和目标函数最优值 $C(\mathbf{X}_{\text{best}})$ 。

2 改进的布谷鸟算法

在 CSA 中, 由于采用基于莱维飞行的搜索策略, 使得搜索新鸟巢的路径长短和方向具有较大的随机性, 有利于算法在优化前期进行全局搜索, 但这也使得布谷鸟算法的局部寻优能力较弱, 在优化后期存在收敛速度慢, 求解精度低以及容易陷入局部最优等问题。为了提高 CS 算法的求解精度以及防止 CS 算法陷入局部最优, 本文将 EO 算法引入到 CSA 中, 每迭代一定次数后进行一次局部搜索, 来加强局部优化, 有效提高了算法的寻优性能。

改进布谷鸟算法(CS-EO)利用了 EO 算法强大的局部搜索能力, 协助 CSA 跳出局部极值点, 提高了算法的求解精度和速度。CS-EO 算法每隔 Neo 代才进行一次 EO 搜索, 而当使用 EO 算法进行搜索时, 不再使用 CSA 进行搜索, 并没有因加入了 EO 算法而导致原算法的复杂性增加。间隔代数 Neo 可根据函数的复杂性来适当选择。这样既能保持 CSA 原有的快速收敛能力, 又能借助 EO 算法来提高寻优精度。对于一个 D 维的无约束最小化问题, CS-EO 算法流程如下:

(1) 初始化宿主鸟巢数目 N , 发现概率 P , 最大迭代次数 T_{Max} , 置迭代次数 $T=0$, 初始化 Neo, 初始化 m 个宿主鸟巢的位置 $X_i^0 (1, 2, \dots, m)$, 计算各鸟巢的适应度。

(2) 判断 Neo 是否等于 0, 若 Neo=0, 则转向 EO 子程序进行鸟巢位置的更新, 并且置 Neo 为初始值, 执行完成后转(5); 否则, 令 Neo=Neo-1, 继续下一步。

(3) 对每个鸟巢按照莱维飞行生成一个新的位置, 并计算其适应度, 如果新解优于旧解, 则替

换旧解。

(4) 对于每个鸟巢, 随机产生一个数 $r \in [0, 1]$, 如果 $r > P$, 宿主将遗弃自己的巢, 重新建一个新巢, 否则接受更新位置后的鸟巢。

(5) 判断是否达到最大迭代次数或达到精度要求, 若满足其中任一条件, 则终止迭代; 否则, 令 $T=T+1$, 转向(2)继续进行搜索。

为了验证本文提出的 CS - EO 算法的有效性, 在 matlab7.1 软件中进行了大量的数值仿真实验, 选取其中 5 个测试函数来说明比较, 并与 CSA 及 PSO 进行比较。测试函数如表 1 所示, 表 2 和表 3 分别为在固定精度要求下和固定次数下对函数优化 30 次的测试结果, 表中 SR 为寻优成功率, NFES 为成功寻优平均迭代次数, Mean 为寻优平均值。本文算法的实验参数设置同 CSA, 种群规模数为 30, 发现概率 $p=0.25$, 最大评价次数 $T_{\text{Max}}=50\ 000$, Neo 取为 50。PSO 算法的实验参数设置为: 种群规模为 30, 学习因子为 2, 初始惯性权重为 0.2, 终止惯性权重为 1.2。为了了解算法的快速性, 根据上述参数, 对于一个 10 维的优化函数, 借助 matlab7.1 软件进行编程, 分别在相同配置的电脑上运行了 5 000 次, CS 的运算时间为 5.15 s, CS-EO 算法的运算时间为 5.94 s, PSO 算法的运行时间为 4.5 s。3 种算法的运行时间处于相同的数量级。

根据表 2 中的实验结果, 在相同精度要求下, CS-EO 算法迭代次数上和寻优成功率上都要优于 CSA 以及 PSO 算法。从表 3 中可得, 在运行相同次数的条件下, CS-EO 算法的寻优效果更加好。表 2 和表 3 的实验结果表明本文的算法在寻优精度和寻优速度上都要优于 CSA 以及 PSO 算法, 具有较好的寻优能力。

从表 2 中可知, 在相同精度要求下, CS-EO 算法迭代次数少, 寻优成功率明显高于 CSA 以及 PSO 算法。从表 3 中可知, 在同样的迭代次数下, CS-EO 算法的寻优效果明显优于 CSA 以及 PSO 算法。显然, 本文的 CS-EO 算法在寻优精度和速度上要优于 CSA 及 PSO 算法。

表 1 测试函数
Tab. 1 Test function

名称	D	函数	取值范围	最优值
Michalewicz	10	$f(x) = -\sum_{i=2}^{10} \sin(x_i)(\sin(ix_i^2 / \pi))^{20}$	[0, π]	-9.66
Whitley	10	$f(x) = \sum_{k=1}^{10} \sum_{i=1}^{10} (\frac{y_{j,k}}{4000} - \cos(y_{j,k}) + 1), y_{j,k} = 100(x_j - x_k^2)^2 + (1 - x_j)^2$	[-100, 100]	0
Powell	24	$f(x) = \sum_{i=1}^6 [(x_{4i-2} + 10x_{4i-2})^2 + 5(x_{4i-1} - x_{4i})^2 + (x_{4i-2} + 2x_{4i-1})^4 + 10(x_{4i-3} - x_{4i})^4]$	[-4, 5]	0
Rastrigin	30	$f(x) = 300 + \sum_{i=1}^{30} (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	[-5.12, 5.12]	0
NC_Rastrigin	30	$f(x) = 300 + \sum_{i=1}^{30} (y_i^2 - \cos(2\pi y_i)) y_i = \begin{cases} x_i & x_i < 0.5 \\ \text{round}(2x_i) / 2 & x_i > 0.5 \end{cases}$	[-5.12, 5.12]	0

表 2 固定精度下 CSA、CS-EO 算法以及 PSO 算法对 5 个函数的测试结果

Tab. 2 CSA, CS-EO algorithm and PSO algorithm for 5 functions under fixed accuracy

函数名称	CS		CS-EO		PSO		误差
	NFES	SR/%	NFES	SR/%	NFES	SR/%	
Michalewicz	5 828	90	3 544	100	27 335	16.7	$\leq 1e-5$
Whitley	32 700	10	1 139.3	100	22 691	36.7	$\leq 1e-5$
Powell	15 294	73	11 404	90	34 712	43.3	$\leq 1e-5$
Rastrigin	14 900	20	6 652.9	100	-	0	$\leq 1e-5$
NC_Rastrigin	26 989	43	5 375.4	100	-	0	$\leq 1e-5$

表 3 固定次数下 CSA、CS-EO 算法以及 PSO 算法对 5 个函数的测试结果

Tab. 3 CSA, CS-EO algorithm and PSO algorithm for 5 functions under fixed times

函数名称	CS		CS-EO		PSO		运行次数
	Mean	误差	Mean	误差	Mean	误差	
Michalewicz	-8.828 6	0.831 4	-9.630 7	0.029 3	-8.67	0.99	1 000
Whitley	287.9	287.9	118.0	118.0	447.8	447.8	1 000
Powell	0.002 3	0.002 3	0.001 2	0.001 2	0.032 2	0.032 2	1 000
Rastrigin	76	76	13.6	13.6	33	33	1 000
NC_Rastrigin	77	77	12.6	12.6	39.9	39.9	1 000

3 基于 CS-EO 算法的微电网负荷优化调度

微电网的负荷优化调度是一个多目标, 多约束, 多变量的复杂非线性优化问题, 难以快速得到准确的寻优结果。为此, 采用 CS-EO 算法来解决这一难题。微电网中各微电源单元的特性如表 4 所示, 其中: MT、FC、DE、PV、WT 分别代表微型燃气轮机、燃料电池、柴油发电机、光伏发电以及风力发电。针对微电网并网运行, 选取微网的经济运行成本最小、环保折算成本最小组成目标函

数, 其中, 微电网经济运行成本包括微电网燃料成本、运行维护成本以及电能交互成本。。

表 4 微电源相关参数

Tab. 4 Related parameters of micro-power

微电源	输出功率上下限/kW		爬坡上限/ (MW/MIN)	运行维护成本 系数 k/(元/kW)
	上限	下限		
MT	130	15	3	0.036 40
FC	125	12	2	0.025 98
DE	125	12	2	0.078 99
PV	40	0	-	-
WT	40	0	-	-
电网	50	-50	-	-

微电网的经济运行成本如式(7)所示。

$$F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (C_{i1} + C_{i2}) + C_3 \quad (7)$$

T 为优化调度的时间周期, N 为微电网中含有的微电源数量, C_{i1} 为第 i 个微电源的燃料成本, 其中微燃机与燃料电池的燃料为天然气, 微燃机与燃料电池的燃料成本与功率输出特性表达式如式(8)、式(9)所示^[16]。柴油发电机的燃料成本表达式如式(10)所示^[17]。

$$C_{MT}(t) = C_{H4} \frac{P_{MT}(t)\Delta t}{\eta_{MT}(t) \times L_{HVNG}} \quad (8)$$

$$C_{FC}(t) = C_{H4} \frac{P_{FC}(t)\Delta t}{\eta_{FC}(t) \times L_{HVNG}} \quad (9)$$

$$C_{DE}(t) = aP_{DE}^2(t) + bP_{DE}(t) + c \quad (10)$$

式中: C_{H4} 为天然气单价, 取 2.5 元/m³; $P(t)$ 为微源所发功率, kW; Δt 为单位调度时间, h; L_{HVNG} 为天然气低热值, 取 9.7 kW·h/m³; P_{DE} 为柴油发电机的输出功率, kW; a , b , c 为柴油发电机燃料成本系数。

C_{i2} 为第 i 个微电源的运行维护成本, 其表达式为

$$C_{i2} = K_i P_i(t) \quad (11)$$

K_i 为微电源的运行维护系数, 其值如表 3 所示, P_i 为各微电源发电量。

C_3 为电能交互成本, 其表达式为

$$C_3 = \frac{C_s + C_b}{2} P(t) - \frac{C_s - C_b}{2} |P(t)| \quad (12)$$

在式(6)中 C_s 为往大电网的售电价格, 元/(kW·h); C_b 为从大电网的购电价格, 元/(kW·h); ; 本文电价时段划分为: 峰时段为 10:00-15:00, 18:00-21:00; 平时段为 07:00-10:00, 15:00-18:00 及 21:00-23:00; 谷时段为 00:00-07:00, 23:00-24:00。分时电价如表 5 所示^[16]。

表 5 各时段购电售电价格

Tab. 5 The Electricity Price in Each Period

时段	购电/(元/(kW·h))	售电/(元/(kW·h))
峰时段	0.83	0.65
平时段	0.49	0.38
谷时段	0.17	0.13

微电网的环保折算成本为

$$F_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda_j \beta_{ij} P_i \quad (13)$$

式中: M 表示污染物的类型; λ_j 表示第 j 中污染物的环保折算系数; β_{ij} 为第 i 个微电源生产单位电量而产生的第 j 种污染物的排放量; P_i 为第 i 个微电源的发电量。各污染物的单位折算成本以及各微电源的污染物排放因子如表 6 所示^[18]。

表 6 污染物折算成本及各微电源排放因子

Tab. 6 Pollutant costs and micro-power emission factor

排放类型	折算成本元/kg	微燃机 kg/kW	柴发 kg/kW	燃料电池 kg/kW
NO _x	26.04	4.4e-4	2.18e-2	4.5e-6
SO ₂	6.138	8e-6	4.54e-4	2.25e-6
CO ₂	0.086 8	1.6e-3	1.40e-3	4.275e-3

综上所述, 所建立的微电网负荷调度优化目标函数为

$$F = F_1 + F_2 \quad (14)$$

图 1 为某地区 24 h 内总负荷的预测曲线、风力发电以及光伏发电功率预测曲线。其中风力发电和光伏发电处于最大功率跟踪, 不在优化的范围。可控微电源运行费用与输出功率关系曲线图见图 2。

在满足功率平衡、微电源输出功率、可控机组爬坡率等约束条件下对微电网中进行调度优化, 单位调度时间为 1 h, 算法基本参数设置如下: 迭代次数为 1 000, 鸟巢个数为 30, Neo=5。

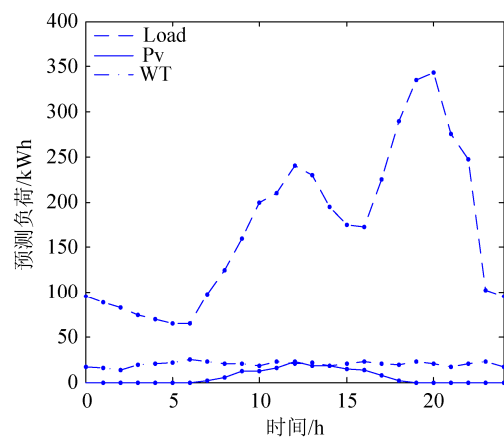


图 1 某地 24 h 内总负荷以及风光发电预测曲线
Fig. 1 The total load in 24 h and the prediction curve of wind and photovoltaic power generation in a certain place

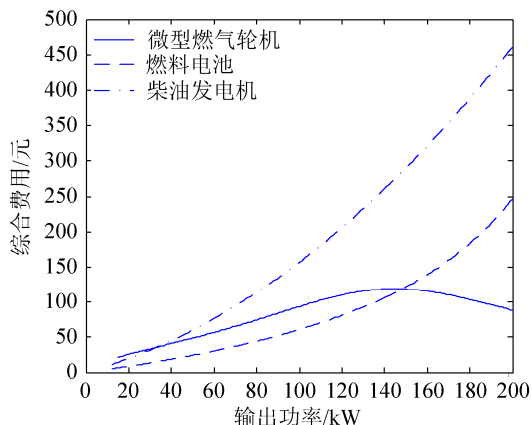


图 2 微电源运行综合费用与输出功率的关系
Fig. 2 The relationship between the overall cost of the operation of the micropower supply and the output power

优化结果如下: 微网在一天的运行中, 运行总成本为 2 572.3 元, 微燃机的发电量为 1 088.2 kW/h, 燃料电池的发电量为 1 387.9 kW/h, 柴油发电机的发电量为 303.2 kW/h, 从大电网购买的电能为 750.7 kW/h。各个时段里的各微电源的输出功率如图 3 所示。

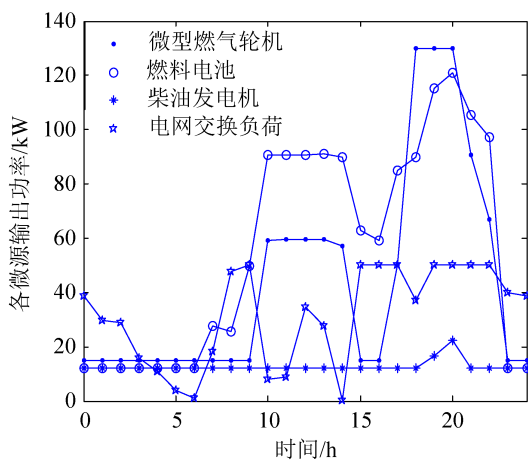


图 3 24 h 中微电网内各微电源发电量
Fig. 3 The power generation of micro power in 24 h

从图 2 我们可以得知, 在输出功率小于 140 kW 时, 燃料电池的发电综合成本最低, 微燃机次之, 而柴油发电机的发电综合成本最高。从图 3 中可以看到, 在微网的一天运行中, 燃料电池发电量最大, 柴油发电机的发电量最小, 而微燃机处于两者之间。当用电负荷增加时, 首先增大燃料电池的发电量, 其次才是微燃机, 而柴油发电机一般保持在最

低的发电量, 只有在燃料电池和微燃机不能满足电量需求时, 才会加大发电量。从大电网的购电则根据用电量与大电网的售购电价格来进行调节, 在用电低谷时段, 从大电网的购电价格低于可控机组的发电价格, 可控机组处于最低发电量, 剩余电量则尽可能从大电网购电。在用电平时段, 燃料电池处于少量发电时, 发电成本低于购电价格, 所以此时燃料电池开始加大发电量, 并且同时从大电网购电, 而微燃机与柴油发电机处于最低发电量。在用电峰时段, 微燃机与燃料电池的发电成本低于从大电网的购电价格, 此时, 微燃机与燃料电池加大发电量, 而减少从大电网购电。而柴油发电机只有在其它机组不能满足电量需求时才加大发电量。

为了进一步说明本文算法在解决微电网运行优化中存在的优势, 分别用 CS-EO 算法、CS 算法以及 PSO 算法在相同的条件下运算 10 次, 运算结果如表 7 所示。

表 7 PSO、CS 以及 CS-EO 算法 10 次运算结果
Tab. 7 Ten operation Results of PSO, CS and CS-EO algorithm

指标	PSO	CS	CS-EO
运行成本/元	2 685.4	2 622.2	2 606.5
运行成本标准差/元	39.883 6	8.470 1	7.138 5

从表 7 中我们可以看出, CS-EO 算法的 10 次运算的平均结果以及标准差都要优于 CS 算法以及 PSO 算法, 随着数据运算量的增大, CS-EO 算法必将表现出更佳的寻优性能。

4 结论

本文针对 CSA 存在的求解精度低以及容易陷入局部最优点等缺点, 提出了一种新的基于 EO 搜索的布谷鸟算法。该算法充分利用了 CSA 全局寻优能力和 EO 算法的局部寻优能力, 通过对大量的测试函数的仿真结果也表明, 本文算法在全局搜索性能, 收敛速度以及求解精度方面相比 CSA 以及 PSO 算法都有较大的优势。最后将本文提出的算法应用到微电网优化运行中, 优化的结果令人满意,

证明了本文算法在求解具有非线性、多目标、多约束的微电网运行优化问题的有效性。

参考文献:

- [1] YANG X S, DEB S. Cuckoo Search via Lévy Flights [C]//NaBic 2009: Proceedings of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. Coimbatore, India, IEEE Publications, 2009: 210-214.
- [2] 刘长平, 叶春明. 求解置换流水车间调度问题的布谷鸟算法[J]. 上海理工大学学报, 2013, 35(1): 17-20.
Liu Changping, Ye Chunming. A cuckoo algorithm for solving displacement flow shop scheduling problem[J]. Journal of Shanghai University of Technology, 2013, 35(1): 17-20.
- [3] YANG X S, DEB S. Multi-Objective Cuckoo Search for Design Optimization [J]. Computers & Operations Research(S0305-0548), 2013, 40(6): 1616-1624.
- [4] 陈乐. 求解工程结构优化问题的改进布谷鸟搜索算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(3): 679-683.
Chen Le. Improved Cuckoo Search Algorithm for Solving Engineering Structure Optimization Problems[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(3): 679-683.
- [5] Valian E. Improved Cuckoo Search Algorithm for Feedforward Neural Network Training [J]. International Journal of Artificial I&A (S0974-0635), 2011, 2(3): 36-43.
- [6] Lai Jinhui. Application of GCS-SVM Model in Network Traffic Prediction [J]. Computer and Application (S1002-8331), 2013, 49(21): 75-78.
- [7] 兰少峰, 刘升. 布谷鸟搜索算法研究综述[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(4): 1603-1607.
Lan Shaofeng, Liu sheng. Research Review of Cuckoo Search Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(4): 1603-1607.
- [8] TUBA M, SUBOTIC M, STANAREVIC N. Modified Cuckoo Search Algorithm for Unconstrained Optimization Problems[C]//Proceedings of the 5th European Conference on Computing. Athens, Greece, 2011: 263-268.
- [9] 马卫, 孙正兴, 李俊楼. 基于Powell局部搜索策略的全局优化布谷鸟算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(6): 1667-1675.
Ma Wei, Sun Zhengxing, Lijunlou. Global Optimization Cuckoo Algorithm Based on Powell Local Search Strategy[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(6): 1667-1675.
- [10] 钱伟懿, 候慧超, 姜守勇. 一种新的自适应布谷鸟搜索算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 279-282.
- [11] 李鹏, 徐伟娜, 周泽远, 等. 基于改进万有引力搜索算法的微网优化运行[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(19): 3073-3079.
Li Peng, Xu Weina, Zhou Zeyuan, et al. Optimized operation of micronet based on improved universal gravitational search algorithm[J]. Chinese Society for Electrical Engineering, 2014, 34(19): 3073-3079.
- [12] 柳川, 王宇拓, 王林川, 等. 含冷热电联供系统微电网优化运行研究[J]. 电测与仪表, 2015, 52(2): 31-37.
Liu Chuan, Wang Yutuo, Wang Linchuan, et al. Research on the economical operation of the micro-grid with CCHP [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(2): 31-37.
- [13] Mohammadi S, Mozafari B, Solimani, et al. An Adaptive Modified Firefly Optimisation Algorithm Based on Hong's Point Estimate Method to Optimal Operation Management in a Microgrid with Consideration of Uncertainties [J]. Energy (S0360-5442), 2013, 51(1): 339-348.
- [14] 陈洁, 杨秀, 朱兰, 等. 微网多目标经济调度优化[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(19): 57-66.
Chen J, Yang X, Zhu L, et al. Multi-objective optimization of micro-grid economic dispatch[J]. Chinese Society for Electrical Engineering, 2013, 33(19): 57-66.
- [15] 陈泯融. 基于极值动力学的优化方法及其应用研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
Chen Minrong. Optimization method based on extreme value dynamics and its application[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2008.
- [16] 李正茂, 张峰, 梁军, 等. 含电热联合系统的微电网运行优化[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3569-3576.
Li Zhengmao, Zhang Feng, Liangjun, et al. Microgrid Operation Optimization with Combined Electric Heating System [J]. Chinese Society for Electrical Engineering, 2015, 35(14): 3569-3576.
- [17] 黄敏. 基于改进粒子群算法的微电网多目标优化运行研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
Huangmin. Research on Multi-objective Optimal Operation of Microgrid Based on Improved Particle Swarm Optimization [D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [18] Mohamed F A, Koivo H N. System Modelling and Online Optimal Management of Microgrid Using Mesh Adaptive Direct Search [J]. International Journal of Electrical Power& Energy Systems(S0142-0615), 2010, 32(5): 398-407.