

控制与决策

Control and Decision

基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度和经济排放联合调度问题

李斌, 刘文胜, 王介生, 郭莎莎

引用本文:

李斌, 刘文胜, 王介生, 郭莎莎. 基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度和经济排放联合调度问题[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1819–1826.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0079>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题](#)

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181–1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

[基于双种群模糊引力搜索算法的舰载机甲板作业调度](#)

Flight deck operations scheduling based on dual population fuzzy gravitational search algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2751–2759 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0523>

[区间数可重入混合流水车间调度与预维护协同优化](#)

Collaborative optimization of interval number reentrant hybrid flow shop scheduling and preventive maintenance

控制与决策. 2021, 36(11): 2599–2608 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0973>

[基于预防维护的单机调度问题](#)

Single-machine scheduling problem with preventative maintenance activities

控制与决策. 2021, 36(2): 395–402 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0626>

[工序加工时间不确定的可重入调度问题的求解](#)

Solution of reentrant scheduling problem with uncertain processing time

控制与决策. 2021, 36(5): 1127–1136 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1036>

基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度和经济排放联合调度问题

李 斌^{1†}, 刘文胜¹, 王介生², 郭莎莎²

(1. 东北财经大学 工商管理学院, 辽宁 大连 116012; 2. 辽宁科技大学 电子与信息工程学院, 辽宁 鞍山 114051)

摘 要: 电力生产装置运行中各种燃料的成本逐步增加, 需要最小化成本函数以求解此类复杂经济负荷调度问题. 鉴于此, 提出一种基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度 (economic load dispatch, ELD) 问题和经济排放联合调度 (combined economic emission dispatch, CEED) 问题. 为了提高蚱蜢算法 (grasshopper optimization algorithm, GOA) 性能, 提出一种改进的混合蚱蜢算法 (hybrid grasshopper optimization algorithm, HGOA), 将重力搜索算子和鸽群搜索算子-地标算子加入 GOA 中, 增强算法的搜索能力, 平衡算法的勘探和开发. 同时, 为了更好地解决 ELD 和 CEED 问题中的约束问题, 提出 6 个惩罚函数, 包括 2 个 V 型函数、反正切函数、反正弦函数、线性函数和二次函数, 并使用动态惩罚策略代替传统的固定值惩罚策略. 选取 3 个 ELD 问题案例和 4 个 CEED 问题案例验证所提出方法的有效性, 实验结果表明, HGOA 相较于其他元启发式算法在求解质量上表现更好, 且动态惩罚策略比固定值惩罚策略效果更好.

关键词: 经济负荷调度; 经济排放联合调度; 蚱蜢算法; 动态惩罚策略; 约束问题; 电力生产

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0079

引用格式: 李斌, 刘文胜, 王介生, 等. 基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法求解经济负荷调度和经济排放联合调度问题[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1819-1826.

Improved grasshopper optimization algorithm based on dynamic penalty factors to solve economic load dispatch and combined economic emission dispatch problem

LI Bin^{1†}, LIU Wen-sheng¹, WANG Jie-sheng², GUO Sha-sha²

(1. College of Industrial and Commercial Management, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116012, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, China)

Abstract: The cost of various fuels is increasing gradually in the operation of the electric power production unit, so it is necessary to minimize the cost function to solve this kind of complex economic load dispatch problem. An improved grasshopper optimization algorithm (GOA) based on dynamic penalty factors is proposed to solve the economic load dispatch (ELD) problem and the combined economic emission dispatch (CEED) problem. In order to improve the performance of the GOA, an improved hybrid grasshopper optimization algorithm (HGOA) is proposed. The gravity search operator and pigeon landmark operator are added into the GOA to enhance the search ability of the algorithm, and balance the exploration and development of the algorithm. At the same time, in order to solve the constraints in the ELD and CEED problems, six penalty functions are proposed, including two V-shaped functions, arc tangent functions, arc sine functions, linear functions and the quadratic function, and the dynamic penalty strategy is used to replace the traditional fixed value penalty strategy. Three cases of the ELD problem and four cases of the CEED problem are presented to verify the effectiveness of the proposed method. Experimental results show that the HGOA performs better in terms of the solving quality than other meta-heuristic algorithms, and the dynamic penalty strategy performs better than the fixed value penalty strategy.

Keywords: economic load dispatch; combined economic emission dispatch; grasshopper optimization algorithm; dynamic penalty factor; constraint problem; generation of electricity

收稿日期: 2022-01-11; 录用日期: 2022-03-14.

责任编辑: 阳春华.

[†]通讯作者. E-mail: 48226792@qq.com.

0 引言

经济负荷调度(economic load dispatch, ELD)是电力系统中的一个重要问题,其主要目标是在满足供电需求和运行约束的同时,使发电机组的燃料成本最小^[1]. ELD中存在很多问题和约束,如阀点效应、禁止操作区和传输损耗等,使其成为一个非凸优化问题,很难使用传统的数学方法解决. 因此,很多智能优化算法被用来求解ELD问题,并得到了很好的效果. Fesanghary等^[2]提出一种和声搜索(harmony search, HS)算法解决ELD问题,并验证了所提出方法的有效性. Reddy等^[3]提出了一种萤火虫算法(firefly algorithm, FA)解决ELD问题,与其他优化算法相比,FA具有较高的鲁棒性和效率. Nischal等^[4]提出了一种求解最优负荷分配问题的蚁狮优化技术,该方法在求解质量上相较已有文献报道的其他算法效果更好. 从以上文献可以看出,智能优化算法在解决经济调度问题时有很好的表现,然而这些方法容易陷入局部最优,很难找到最优解.

随着环境问题越来越严重,电力生产中注重燃料成本的同时,还应考虑控制污染物的排放,减小对环境的污染. 研究发现,可以采用高阶函数代表发电系统的实际响应,改进求解方法,但是高阶函数会使求解经济排放联合调度(combined economic emission dispatch, CEED)问题更加复杂. Parvez等^[5]提出了一个量子激发的粒子群优化算法(quantum particle swarm optimization, QPSO)解决了许多客观的环境经济调度问题. 文献[6]提出了一种基于量子计算思想的蝙蝠算法(quantum-behaved bat algorithm, QBA)解决CEED问题,仿真实验结果表明,利用QBA解决CEED问题在求解质量、鲁棒性和计算性能方面均优于其他方法. Houari等^[7]提出了一种具有动态变化带宽的改进和声搜索算法,称为改进的动态和声搜索算法(improved dynamic harmony search algorithm, IDHSA),用于具有较高成本函数的ELD问题. 上述文献采用的策略对智能优化算法进行改进可以增强算法的搜索能力,提高收敛速度和搜索精度. 但是,这些方法只是对算法进行了改进,并没有对ELD问题中的约束处理提出更好的解决方法.

在对算法进行改进的同时还应该考虑对约束问题的处理. 通常采用惩罚函数对约束问题进行处理,其大小的选择对于处理约束问题非常重要. 文献[8]选择了一个固定的惩罚参数,并从相应的惩罚函数中推导出适应度函数,该方法需要反复实验才能找到合适的惩罚参数. 鉴于此,本文提出基于动态惩罚因子

的改进蚱蜢算法解决ELD和CEED问题,将重力搜索算子和鸽群搜索算子-地标算子引入GOA的优化过程,提高算法的全局探索能力,避免陷入局部最优,并且平衡算法的勘探和开发. 同时提出动态惩罚策略代替传统的固定值惩罚策略,最后通过仿真实验验证所提出惩罚策略和改进蚱蜢算法的有效性.

1 经济负荷调度和经济排放联合调度问题

1.1 经济负荷调度问题

ELD问题的目标是在满足负荷需求和约束条件的情况下,使燃料成本最小化. 采用二次函数表示,发电机组燃油成本函数为

$$\text{Min } F_t = \min \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2 \right). \quad (1)$$

其中: F_t 为燃料总成本, P_i 为第*i*台发电机组的输出功率, n 为发电机组的数量, α_i 、 β_i 和 γ_i 为第*i*台发电机组的成本系数.

1.2 经济排放联合调度问题

CEED通常是指在满足总负荷需求以及约束条件下,使燃料成本和污染物排放量都达到最小化^[6]. 本文污染物排放主要考虑SO₂、NO_x和CO₂,因此,CEED问题有4个优化目标. 燃料成本函数用三次准则函数表示,总燃料成本可以表示为

$$F_t(P) = \sum_{i=1}^n a_i P_i^3 + b_i P_i^2 + c_i P_i + d_i. \quad (2)$$

其中: P_i 为第*i*台发电机组的输出功率, n 为发电机组的数量, a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 为第*i*台发电机组的燃料成本系数. SO₂、NO_x和CO₂排放量函数为

$$\begin{aligned} E_{\text{SO}_2}(P) &= \sum_{i=1}^n e_{\text{SO}_2 i} P_i^3 + f_{\text{SO}_2 i} P_i^2 + \\ &g_{\text{SO}_2 i} P_i + h_{\text{SO}_2 i}, \\ E_{\text{NO}_x}(P) &= \sum_{i=1}^n e_{\text{NO}_x i} P_i^3 + f_{\text{NO}_x i} P_i^2 + \\ &g_{\text{NO}_x i} P_i + h_{\text{NO}_x i}, \\ E_{\text{CO}_2}(P) &= \sum_{i=1}^n e_{\text{CO}_2 i} P_i^3 + f_{\text{CO}_2 i} P_i^2 + \\ &g_{\text{CO}_2 i} P_i + h_{\text{CO}_2 i}. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $E_{\text{SO}_2}(P)$ 、 $E_{\text{NO}_x}(P)$ 和 $E_{\text{CO}_2}(P)$ 分别为SO₂、NO_x和CO₂的排放函数; $e_{\text{SO}_2 i}$ 、 $f_{\text{SO}_2 i}$ 、 $g_{\text{SO}_2 i}$ 、 $h_{\text{SO}_2 i}$ 、 $e_{\text{NO}_x i}$ 、 $f_{\text{NO}_x i}$ 、 $g_{\text{NO}_x i}$ 、 $h_{\text{NO}_x i}$ 、 $e_{\text{CO}_2 i}$ 、 $f_{\text{CO}_2 i}$ 、 $g_{\text{CO}_2 i}$ 和 $h_{\text{CO}_2 i}$ 分别为第*i*台发电机组的SO₂、NO_x和CO₂排放系数.

使用价格惩罚因子将燃料成本目标函数和污染物排放量目标函数转换为一个单目标优化问题,最终

得到的目标函数即为总成本 F_T , 其数学表达式为

$$\begin{aligned}
 \text{OF} &= \min(F_T); \\
 F_T &= \sum_{i=1}^n F(P_i) + h_{S_i} E_{\text{SO}_2}(P_i) + h_{N_i} E_{\text{NO}_x}(P_i) + \\
 &\quad h_{C_i} E_{\text{CO}_2}(P_i), \\
 h_{S_i} &= \sum_{i=1}^n \frac{F(P_{i,\max})}{E_{\text{SO}_2}(P_{i,\max})}, \\
 h_{N_i} &= \sum_{i=1}^n \frac{F(P_{i,\max})}{E_{\text{NO}_x}(P_{i,\max})}, \\
 h_{C_i} &= \sum_{i=1}^n \frac{F(P_{i,\max})}{E_{\text{CO}_2}(P_{i,\max})}. \tag{4}
 \end{aligned}$$

其中: F_T 为发电系统总成本; $F(P_i)$ 为发电机组 i 的燃料成本; $F(P_{i,\max})$, $E_{\text{SO}_2}(P_{i,\max})$, $E_{\text{NO}_x}(P_{i,\max})$ 和 $E_{\text{CO}_2}(P_{i,\max})$ 分别为发电机组 i 最大输出功率对应的燃料总成本 SO_2 、 NO_x 和 CO_2 的排放量; h_{S_i} 、 h_{N_i} 、 h_{C_i} 分别为发电机组 i 排放的 SO_2 、 NO_x 和 CO_2 的最大惩罚因子。

1.3 约束处理

本文对于 ELD 和 CEED 问题都考虑了一个等式约束和一个不等式约束, 即功率平衡约束和发电机功率限制约束。

1.3.1 功率平衡约束

发电机组的发电量总和必须等于负载需求和传输损耗的和。功率平衡约束的数学表达式为

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_D + P_L. \tag{5}$$

其中: n 为发电机台数; P_D 为总的实际功率需求; P_L 为总传输损耗, 有

$$P_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^n B_{0i} P_i + B_{00}, \tag{6}$$

B_{ij} 为第 ij 个元素的损耗系数对称矩阵, B_{0i} 为 i 元素的损耗系数向量, B_{00} 为损耗系数常数。

1.3.2 发电机功率约束

每个发电机组的输出功率必须在其最大功率与最小功率之间, 其数学表达式为

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max}. \tag{7}$$

其中: P_i 为第 i 台发电机的输出功率, P_i^{\min} 和 P_i^{\max} 分别为第 i 台发电机允许输出的最小功率和最大功率。

1.3.3 固定值惩罚策略

对于发电机功率约束, 采用以下方式对约束进行处理^[9]:

$$P_i = \begin{cases} P_i, & P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max}; \\ P_i^{\min}, & P_i < P_i^{\min}; \\ P_i^{\max}, & P_i > P_i^{\max}. \end{cases} \tag{8}$$

对于功率平衡约束, 首先由式(5)整理出

$$\Delta P_D = P_D + P_L - \sum_{i=1}^n P_i. \tag{9}$$

其中: ΔP_D 为供电需求加上传输损耗与实际总发电量间的差值。当 $\Delta P_D = 0$ 时, 满足约束条件, 不进行惩罚; 当 $\Delta P_D \neq 0$ 时, 不满足约束条件, 需要进行惩罚。传统上, 一般采用固定值惩罚因子对 ELD 问题中的约束进行处理^[8], 其数学表达式为

$$\min F_t = \min F_t + Q \Delta P_D, \tag{10}$$

其中 Q 为固定惩罚值。

1.3.4 动态惩罚策略

固定值惩罚策略对于违反约束程度大和程度小的解采取同样的惩罚力度, 这样设置是不合理的。本文提出 6 种动态惩罚函数, 分别为两个 V 型函数 (V_1 和 V_2)、反正切函数 (Atan)、反正弦函数 (Asin)、线性函数 (linear function, Lf)、二次函数 (quadratic function, Qf), 其表达式如表 1 所示, 函数图像如图 1 所示, 其中对 Atan、Asin、Lf 和 Qf 进行了归一化处理。将其应用到固定值惩罚力度上, 改进后的惩罚因子变为

$$\text{QQ} = Q \cdot V. \tag{11}$$

表 1 动态惩罚函数

| 算法名称 | 函数名称 | 表达式 |
|-------|-------|--|
| HGOA1 | V_1 | $T_1(x) = \left \text{erf} \left[\frac{\sqrt{\pi}}{2} x \right] \right $ |
| HGOA2 | V_2 | $T_2(x) = \left \frac{x}{\sqrt{1+x^2}} \right $ |
| HGOA3 | Atan | $T_3(x) = \arctan(x) $ |
| HGOA4 | Asin | $T_4(x) = \arcsin(x) $ |
| HGOA5 | Lf | $T_5(x) = x $ |
| HGOA6 | Qf | $T_6(x) = x^2$ |

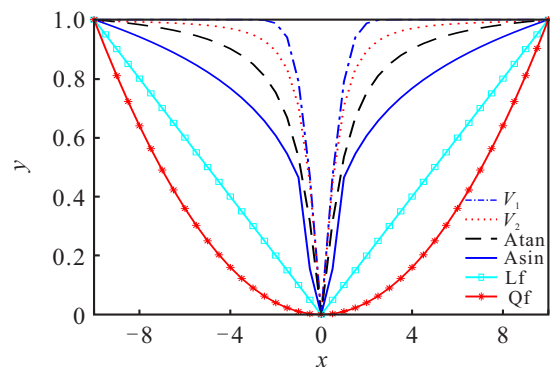


图 1 6种惩罚函数图像

其中: Q 为固定惩罚值, V 为动态惩罚函数. 动态惩罚因子的惩罚力度大小会随违反程度的变化而变化. 当 ΔP_D 越小时惩罚力度越小, 当 ΔP_D 越大时惩罚力度越大, 当 $\Delta P_D = 0$ 时表明刚好满足约束条件, 不进行惩罚.

2 改进蚱蜢算法

2.1 蚱蜢算法

蚱蜢优化算法的灵感来自于蚱蜢的觅食行为^[10]. 蚱蜢算法在探索阶段大范围快速移动, 而在开发阶段小步幅慢速移动. 第 i 只蚱蜢的位置 X_i 可以表示为

$$X_i = S_i + G_i + A_i. \quad (12)$$

其中: S_i 为社会互动, G_i 为引力, A_i 为风平流. S_i 可由 $S_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N s(d_{ij}) \hat{d}_{ij}$ 计算得到, 其中 d_{ij} 为第 i 只蚱蜢与第 j 只蚱蜢间的距离, s 为社会力量的强度, 由 $s(r) = fe^{r/l} - e^{-r}$ 计算得到, f 和 l 为吸引强度和吸引长度. G 分量由 $G_i = -g\hat{e}_g$ 计算得到, g 为引力常数. A 分量由 $A_i = u\hat{e}_w$ 计算得到, $A_i = u\hat{e}_w$ 为单位向量指向地球的中心, u 为恒定漂移, \hat{e}_w 为风的单位矢量方向.

式(12)不能直接用于求解优化问题, 文献[10]将该方程重新表述为

$$X_i^d = c_1 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N c_2 \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} \right) + \hat{T}_d. \quad (13)$$

其中: ub_d 和 lb_d 分别为搜索空间的上界和下界, \hat{T}_d 为最优位置, c_1 、 c_2 为收缩舒适区、排斥区的吸引力系数. 文献[10]将参数(c_1 、 c_2)视为单个参数, 表示为

$$c = c_{\max} - t \frac{c_{\max} - c_{\min}}{T}. \quad (14)$$

其中: c_{\max} 和 c_{\min} 分别为 c 的最大值和最小值, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数.

2.2 改进蚱蜢算法

为了提高GOA的性能, 引入重力搜索算子^[11]增强全局搜索能力^[12], 有

$$X_i^d = c_1 \left(\sum_{j=1, j \neq i}^N c_2 \frac{ub_d - lb_d}{2} s(|x_j^d - x_i^d|) \frac{x_j - x_i}{d_{ij}} + a_i^d \right) + \hat{T}_d. \quad (15)$$

其中 a_i^d 为重力搜索加速度, 能够增加蚱蜢运动的随机性, 提高GOA的全局探索能力, 避免陷入局部最优,

表示为

$$a_i^k(t) = \frac{F_i^k(t)}{\text{Mass}_i(t)}. \quad (16)$$

这里: F_i^k 为第 i 只蚱蜢在第 k 维上受到的合力, $F_i^k(t) = \sum_{j \in K_{\text{best}, i \neq j}} \text{rand} F_{ij}^k(t)$, F_{ij}^k 为第 i 只与第 j 只蚱蜢之间在第 k 维上的引力, 计算为

$$F_{ij}^k(t) = G(t) \frac{\text{Mass}_i(t) - \text{Mass}_j(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^k(t) - x_i^k(t)),$$

$R_{ij}(t)$ 为第 i 只与第 j 只蚱蜢间的欧氏距离, $G(t)$ 为万有引力常数, 随着宇宙年龄的增长而减小, $\text{Mass}_i(t)$ 和 $\text{Mass}_j(t)$ 分别为第 i 和第 j 只蚱蜢的惯性质量, 计算为

$$\begin{cases} m_i(t) = \frac{\text{fit}_i(t) - \text{worst}(t)}{\text{best}(t) - \text{worst}(t)}, \\ \text{Mass}_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)}. \end{cases} \quad (17)$$

假设 $X_i^d = c_1 \text{Sol}_i^d + \hat{T}_d$, Sol_i^d 为蚱蜢在力作用下所形成的新位置, 可简化为

$$X_i^d = c_1 \text{Sol}_i^d + \hat{T}_d. \quad (18)$$

为了提高算法的收敛速度, 引入搜索算子^[13], 描述为

$$X_i^d = c_1 \text{Sol}_i^d + e^{-Rt} (X_i^d - \hat{T}_d), \quad (19)$$

其中 R 为地图和引导因子. 文献[14]研究结果表明, R 越小搜索能力越强, 发展潜力越大. 为解决均衡发展问题, 采用线性变分策略, 其计算公式为

$$R = \left(R_{\min} + R_{\max} \frac{t}{T} \right) (1 + p_r (\text{rand} - 1)). \quad (20)$$

其中: R_{\max} 和 R_{\min} 分别为地图罗盘系数的最大值和最小值, p_r 为变异的概率.

2.3 HGOA 解决ELD和CEED问题

选择一个6机组的小规模案例, 以改进蚱蜢算法求解ELD问题为例进行说明, 算法流程如下所示.

step 1: 初始化. 设置每台发电机的成本曲线系数、 B 矩阵以及每台发电机的输出功率限制. 设置IGOA的初始参数、种群数量和最大迭代次数. 根据发电机的功率限制随机生成初始群体并采用实数编码, 群体中每个个体代表一个候选解, 个体的维度为发电机的数量, 本案例为6台发电机. 群体中的个体可以表示为 $P_k = [P_{k1}, P_{k2}, P_{k3}, P_{k4}, P_{k5}, P_{k6}]$, 其中 P_{ki} 为第 i 台发电机的功率.

step 2: 检查生成的解决方案是否满足功率平衡约束和发电机功率限制约束(式(5)~(7)), 并对约束问题进行处理(式(8)~(10)). 使用燃料成本函数如式(1)所示, 计算群体中每个蚱蜢的适应度值(即燃料成

本), 并保存其中最优的适应度值.

step 3: 如果达到最大迭代次数, 则输出当前得到的最优个体的位置和最优解, 即每台发电机的输出功率以及得到的最小燃料成本, 程序结束; 否则, 转至 step 4.

step 4: 由式(14)更新 c .

step 5: 将蚱蜢之间的距离归一化到 [1, 4].

step 6: 由式(18)和(19)更新蚱蜢的位置, 即调整每台发电机的输出功率. 采用与 step 2 相同的操作, 检查是否满足约束条件, 并对约束进行处理, 计算更新位置后每个个体的适应度值, 并与保存的最佳适应度值进行比较. 如果适应度值优于保存的最佳适应度值, 则更新最佳适应度值; 否则, 不更新最佳适应度值.

step 7: 更新迭代次数, 转至 step 3.

3 仿真实验及结果分析

为了更好地验证所提出基于动态惩罚因子的改进蚱蜢算法的有效性, 选取 3 个 ELD 问题案例(总需求分别为 1 263 MW、800 MW 和 2 500 MW) 以及 4 个 CEED 问题案例(总需求分别为 150 MW、175 MW、200 MW 和 225 MW) 进行仿真实验. 实验分别对改进蚱蜢算法和动态惩罚策略进行验证, 所有实验均运行 20 次, 得到的结果求平均值, 种群数为 30, 最大迭代次数为 200.

3.1 HGOA 性能测试

3.1.1 HGOA 解决 ELD 问题

选择 3 个不同规模的经济调度案例进行仿真实验, 以检验 HGOA 解决 ELD 问题的有效性, 分别是 6 机组 1 263 MW、6 机组 800 MW 和 20 机组 2 500 MW. 将所提出 HGOA 的仿真结果与其他智能优化算法进行比较, 3 个案例中的发电机燃料成本系数和功率限制等参数见文献[15].

例 1 案例共 6 台发电机组, 总功率需求为 1 263 MW. 每种方法的总输出功率、传输损耗以及燃料成本见表 2. 将 HGOA 与 HS^[2]、GOA^[15]、改进蚱蜢算法(improved GOA, IGOA)^[15]、遗传算法(GA)^[16]、混合和声搜索(hybrid HS, HHS)^[2]、收缩高斯分布量子粒子群优化算法(shrink Gaussian distribution quantum-behaved optimization, SG-QPSO)^[17]、正弦余弦算法和 β -爬山优化混合算法(hybrid of sine cosine algorithm with β -hill climbing optimizer, SCA-HC)^[18] 进行对比. 表 2 数据显示, HGOA 在解决该案例时得到的燃料成本最小, 为 15 386.6 \$, 较其他算法至少减少了 0.098 %.

例 2 案例共 6 台发电机组, 总功率需求为 800 MW. 发电机组的总输出功率、传输损耗以及燃

料成本如表 3 所示. 将 HGOA 与 GOA^[15]、IGOA^[15]、PSO^[2]、FA^[3] 和 ALO^[4] 进行比较. 表 3 数据显示, HGOA 求解该案例得到的燃料成本相较于其他算法至少减少了 0.24 %, 效果最好.

表 2 不同算法求解 1 263 MW 总需求问题的结果比较

| method | total generation/MW | power loss | generation cost/\$ |
|---------------------------------|---------------------|-------------|--------------------|
| GA ^[16] | 1 276.03 | 13.02 | 15 469.0 |
| HS ^[2] | 1 276.01 | 13.08 | 14 449.0 |
| HHS ^[2] | 1 275.91 | 12.95 | 15 450.0 |
| GOA ^[15] | 1 271.00 | 8.00 | 15 406.5 |
| IGOA ^[15] | 1 271.61 | 8.61 | 15 401.4 |
| SG-QPSO ^[17] | 1 276.41 | 12.41 | 15 445.0 |
| SCA- β HC ^[18] | 1 275.41 | 12.407 2 | 15 444.7 |
| HGOA | 1 269.33 | 6.32 | 15 386.6 |

表 3 不同算法求解 800 MW 总需求问题的结果比较

| method | total generation/MW | power loss | generation cost/\$ |
|----------------------|---------------------|--------------|--------------------|
| PSO ^[2] | 824.328 | 25.330 6 | 41 896.66 |
| FA ^[3] | 825.337 | 25.331 2 | 41 896.90 |
| ALO ^[4] | 825.331 | 25.330 7 | 41 896.63 |
| GOA ^[15] | 820.475 | 20.476 | 41 868.00 |
| IGOA ^[15] | 818.440 | 18.43 | 41 865.00 |
| HGOA | 823.536 | 23.536 | 41 763.98 |

例 3 案例由 20 台发电机组组成, 总功率需求为 2 500 MW. 表 4 为不同算法求解该案例的比较结果, 将 HGOA 与 GOA^[15]、IGOA^[15]、生物地理优化算法(BBO)^[19] 和 ALO^[4] 进行比较. 表 4 数据显示, HGOA 得到的燃料成本为 62 025.238 3 \$, 相较于其他算法至少减少了 0.18 %, 效果最好.

表 4 不同算法求解 2 500 MW 总需求问题的结果比较

| method | total generation/MW | power loss | generation cost/\$ |
|----------------------|---------------------|--------------|---------------------|
| BBO ^[19] | 2 592.101 1 | 92.101 1 | 62 456.779 26 |
| ALO ^[4] | 2 591.967 | 91.966 2 | 62 456.633 09 |
| GOA ^[15] | 2 591.88 | 91.88 | 62 441.000 0 |
| IGOA ^[15] | 2 590.3 | 90.30 | 62 137.000 0 |
| HGOA | 2 572.01 | 72.01 | 62 025.238 3 |

3.1.2 HGOA 解决 CEED 问题

实验选择 6 机组在 4 种不同供电需求情况下求解 CEED 问题, 以检验 HGOA 解决 CEED 问题的有效性, 总供电需求分别为 150 MW、175 MW、200 MW、225 MW, 发电机燃料成本系数以及污染物排放系数见文献[13]. 将 HGOA 与 GOA、正弦余弦算法(sine

cosine algorithm, SCA)^[20]、QBA^[6]和QPSO^[5]进行对比分析.表5给出了4种不同负荷需求下使用HGOA求解CEED问题得到的发电机输出功率、燃料成本、污染物排放量以及总成本.表6对比了HGOA与其他算法求解4种不同负荷需求的CEED问题得到的总成本.

由表6可见,HGOA在4种不同负荷需求下求解CEED问题,相较于其他算法在求解质量上均有很大提升.同时由表5中std值可见,在150 MW情况下,HGOA的std值为2.492 033,而在225 MW的情况下std值为23.157 41,表明了HGOA的稳定性有待提高.

表5 不同负荷需求下使用HGOA求解CEED的结果

| | 150 MW | 175 MW | 200 MW | 225 MW |
|-------------------------------------|---------------|------------------|------------------|------------------|
| P_1 /MW | 50.00 | 50.00 | 50.00 | 50.00 |
| P_2 /MW | 20.00 | 20.40 | 21.18 | 25.04 |
| P_3 /MW | 15.00 | 16.73 | 17.32 | 26.24 |
| P_4 /MW | 24.13 | 28.05 | 36.08 | 41.83 |
| P_5 /MW | 17.49 | 28.04 | 36.08 | 41.83 |
| P_6 /MW | 23.38 | 31.79 | 39.35 | 40.00 |
| fuel cost/(\$/h) | 2 579.12 | 3 036.47 | 3 545.88 | 4 137.94 |
| emission of SO ₂ /(kg/h) | 3 137.56 | 3 895.411 | 4 675.61 | 5 312.69 |
| emission of NO _x /(kg/h) | 2 361.13 | 2 774.378 | 3 295.117 | 3 813.16 |
| emission of CO ₂ /(kg/h) | 2 559.86 | 3 027.48 | 3 858.32 | 4 368.65 |
| total cost/(\$/h) | 10 150 | 12 147.08 | 14 359.85 | 16 767.01 |
| std | 2.492 | 14.054 | 5.516 | 23.157 |

表6 不同算法求解不同供电需求问题的结果比较

| load | total cost/(\$/h) | | | | |
|--------|-------------------|------------------|---------------------|--------------------|---------------------|
| | GOA | HGOA | SCA ^[20] | QBA ^[6] | QPSO ^[5] |
| 150 MW | 10 165.35 | 10 150 | 10 255.21 | 10 255.28 | 10 255.25 |
| 175 MW | 12 209.08 | 12 147.08 | 12 241.67 | 12 241.74 | 12 241.71 |
| 200 MW | 14 396.2 | 14 359.85 | 14 413.71 | 14 413.88 | 14 413.77 |
| 225 MW | 16 775.56 | 16 767.01 | 16 783.78 | 16 783.91 | 16 783.86 |

3.2 动态惩罚策略性能测试

为了验证所提出动态惩罚策略的有效性,将其应用于解决ELD和CEED问题中,并使用HGOA方法进行求解.为了方便记录实验数据,将所提出的6种惩罚函数分别记为HGOA₁~HGOA₆,固定值惩罚策略记作HGOA.

3.2.1 HGOA解决CEED问题

本节同样采用与3.1.1节实验中相同的3个ELD问题案例进行实验.表7记录了不同惩罚策略求解3个ELD问题得到的燃料成本比较.由表7可知,使用HGOA₁~HGOA₆这6种动态惩罚策略得到的燃料成本均比HGOA小,表明在解决ELD问题时动态惩罚策略比固定值惩罚策略效果更好.同时,在3个不同案例中HGOA₆得到的燃料成本最小,分别为15 095.88 \$/h、40 484.72 \$/h和61 253.98 \$/h.由实验数据可见,效果最好的是HGOA₆,而其他动态惩罚策略在不同案例中表现出不同的效果,因此对于不同的问题要根据情况选用适当的惩罚策略.

表7 不同惩罚策略求解1 263 MW、800 MW和2 500 MW总需求问题的结果比较

| algorithm | 1 263 MW | | 800 MW | | 2 500 MW | |
|-------------------|-------------------|------------------|-------------------|-----------------|-------------------|------------------|
| | total cost/(\$/h) | std | total cost/(\$/h) | std | total cost/(\$/h) | std |
| HGOA | 15 385.19 | 14.201 13 | 41 763.98 | 90.2531 | 62 024.87 | 57.048 17 |
| HGOA ₁ | 15 347.31 | 21.885 31 | 41 431.66 | 466.285 4 | 61 960.43 | 88.755 71 |
| HGOA ₂ | 15 340.49 | 16.000 45 | 41 484.32 | 215.465 | 61 913.01 | 78.385 34 |
| HGOA ₃ | 15 353.78 | 28.011 05 | 41 580.39 | 453.765 9 | 61 956.96 | 84.846 57 |
| HGOA ₄ | 15 339.11 | 23.904 65 | 41 493.88 | 518.468 1 | 61 956.73 | 63.685 51 |
| HGOA ₅ | 15 344.23 | 24.913 47 | 41 604.17 | 418.765 1 | 61 934.49 | 64.991 52 |
| HGOA ₆ | 15 095.88 | 25.675 34 | 40 484.72 | 82.943 5 | 61 253.98 | 67.001 14 |

3.2.2 应用不同惩罚函数求解CEED问题

本节继续采用6机组负荷需求为150 MW、175 MW、200 MW和225 MW的4个案例.不同惩罚策略求解4种不同负荷需求时得到的总成本结果比较数据如表8所示,仿真收敛曲线如图2~图5所示.由表8可见,在175 MW和200 MW总需求下,HGOA₂得到的总成本最小,为12 125.28 \$/h和

14 335.27 \$/h.在150 MW情况下,HGOA₆的表现最好.而在225 MW情况下,HGOA₁得到的总成本最小,为16 756.24 \$/h.实验数据显示,动态惩罚策略比固定值惩罚策略的效果更好.但是,对于不同负荷需求,很难选出一个效果最好的动态惩罚策略.因此,要根据实际情况设定惩罚函数才能得到更好的求解效果.

表8 不同惩罚策略求解150 MW、175 MW、200 MW和225 MW总需求问题的结果比较

| algorithm | 150 MW | | 175 MW | | 200 MW | | 225 MW | |
|-------------------|-------------------|-----------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|-------------------|------------------|
| | total cost/(\$/h) | std | total cost/(\$/h) | std | total cost/(\$/h) | std | total cost/(\$/h) | std |
| HGOA | 10 204.57 | 45.197 24 | 12 162.6 | 54.867 42 | 14 362.39 | 4.563 308 | 16 761.32 | 33.811 14 |
| HGOA ₁ | 10 182.08 | 44.678 51 | 12 148.07 | 36.979 44 | 14 338.72 | 8.718 883 | 16 756.24 | 53.027 98 |
| HGOA ₂ | 10 223.44 | 48.161 18 | 12 125.28 | 9.234 197 | 14 335.27 | 2.321 666 | 16 778.56 | 50.086 48 |
| HGOA ₃ | 10 203.03 | 42.041 92 | 12 181.07 | 34.324 79 | 14 364.97 | 44.294 35 | 16 837.05 | 32.962 93 |
| HGOA ₄ | 10 186.8 | 33.234 1 | 12 225.9 | 54.337 14 | 14 439.93 | 48.394 15 | 16 852 | 27.930 87 |
| HGOA ₅ | 10 194.52 | 33.907 25 | 12 212.09 | 28.788 1 | 14 446.03 | 32.132 61 | 16 867.7 | 33.064 31 |
| HGOA ₆ | 10 178.25 | 34.586 09 | 12 246.27 | 39.674 65 | 14 453.61 | 36.870 43 | 16 856.27 | 39.632 27 |

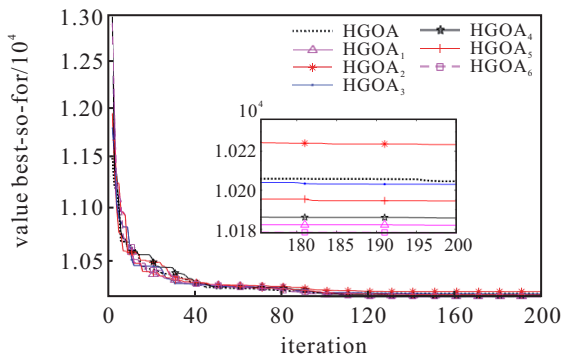


图2 不同惩罚策略求解150 MW总需求问题的结果仿真

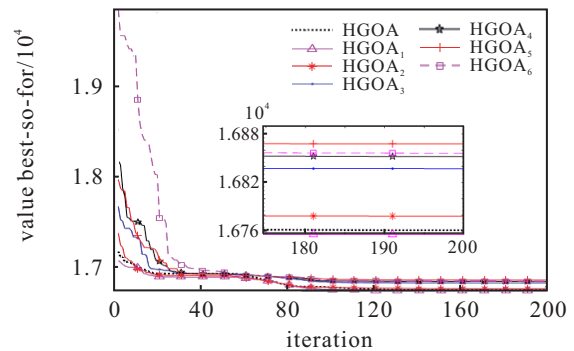


图5 不同惩罚策略求解225 MW总需求问题的结果仿真

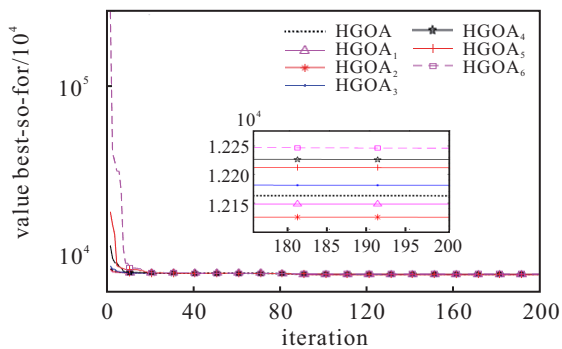


图3 不同惩罚策略求解175 MW总需求问题的结果仿真

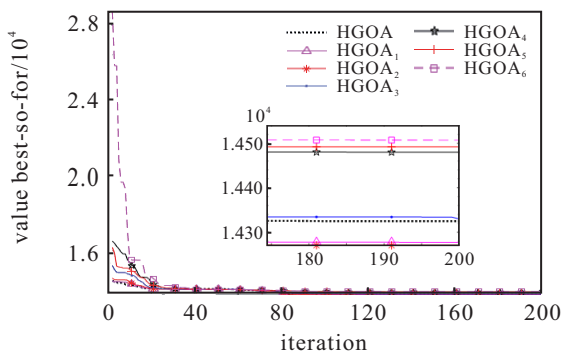


图4 不同惩罚策略求解200 MW总需求问题的结果仿真

4 结论

本文将改进的混合萤火虫算法应用于解决ELD和CEED问题, 选用3个ELD问题和4个CEED问题对HGOA的性能进行测试, 并与其他性能较好的算法进行比较. 由实验数据可以看出, HGOA求解ELD和

CEED问题均有很好的表现, 表明了HGOA是解决电力系统中复杂问题的一种很有前途的方法. 同时, 为了更好地解决约束问题, 提出6种基于不同惩罚函数的动态惩罚策略, 实验表明, 基于动态惩罚因子的策略较固定值惩罚策略具有更好的效果, 并且要实际问题的情况选取适当的惩罚策略.

参考文献(References)

- [1] Parouha R P, Das K N. A novel hybrid optimizer for solving economic Load dispatch problem[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 78: 108-126.
- [2] Fesanghary M, Ardehali M M. A novel meta-heuristic optimization methodology for solving various types of economic dispatch problem[J]. Energy, 2009, 34(6): 757-766.
- [3] Reddy K S, Reddy M D. Economic load dispatch using firefly algorithm[J]. International Journal of Engineering Research and Applications, 2012, 2: 2325-2330.
- [4] Nischal M, Mehta S. Optimal load dispatch using ant lion optimization[J]. Directory of Open Access Journals, 2015, 5(8): 10-19.
- [5] Parvez Mahdi F. Quantum particle swarm optimization for economic dispatch problem using cubic function considering power loss constraint[J]. International Journal of Geomate, 2017, 13(37): 44-50.

- [6] Mahdi F P, Vasant P, Abdullah-Al-Wadud M, et al. Quantum-behaved bat algorithm for many-objective combined economic emission dispatch problem using cubic criterion function[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31(10): 5857-5869.
- [7] Houari B, Mohammed L, Hamid B, et al. Improved dynamic harmony search optimization for economic dispatch problems with higher order cost functions[J]. *Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 2019, 6(5): 303-313.
- [8] Deb K. Optimal design of a welded beam via genetic algorithms[J]. *AIAA Journal*, 1991, 29(11): 2013-2015.
- [9] Kumar M, Dhillon J S. Hybrid artificial algae algorithm for economic load dispatch[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 71: 89-109.
- [10] Saremi S, Mirjalili S, Lewis A. Grasshopper optimisation algorithm: Theory and application[J]. *Advances in Engineering Software*, 2017, 105: 30-47.
- [11] Rashedi E, Nezamabadi-pour H, Saryazdi S. GSA: A gravitational search algorithm[J]. *Information Sciences*, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [12] Guo S S, Wang J S, Xie W, et al. Improved grasshopper algorithm based on gravity search operator and pigeon colony landmark operator[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 22203-22224.
- [13] Duan H B, Qiao P X. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, 2014, 7(1): 24-37.
- [14] Zhu H G, Zheng C W, Hu X H, et al. Path planner for unmanned aerial vehicles based on modified PSO algorithm[C]. *International Conference on Information and Automation*. Changsha, 2008: 541-544.
- [15] Sulaiman M, Masihullah M, Hussain Z, et al. Implementation of improved grasshopper optimization algorithm to solve economic load dispatch problems[J]. *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 2019: 48(5): 1570-1589.
- [16] Yalcinoz T, Altun H, Uzam M. Economic dispatch solution using a genetic algorithm based on arithmetic crossover[C]. *IEEE Porto Power Tech Proceedings*. Porto, 2001: 4.
- [17] Ping L, Sun J, Chen Q D. Solving power economic dispatch problem with a novel quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 2020: 9741595.
- [18] Al-Betar M A, Awadallah M A, Zitar R A, et al. Economic load dispatch using memetic sine cosine algorithm[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022: 1-29.
- [19] Bhattacharya A, Chattopadhyay P K. Biogeography-based optimization for different economic load dispatch problems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(2): 1064-1077.
- [20] Gonidakis D, Vlachos A. A new sine cosine algorithm for economic and emission dispatch problems with price penalty factors[J]. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 2019, 40(3): 679-697.

作者简介

李斌(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事管理科学等研究, E-mail: 48226792@qq.com;

刘文胜(1976—), 男, 高级工程师, 博士生, 从事冶金矿山开采、矿山工程管理的研 究, E-mail: wshengliu@dufe.edu.cn;

王介生(1977—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂过程建模、优化控制等研究, E-mail: wang_jiesheng@126.com;

郭莎莎(1994—), 女, 硕士生, 从事智能优化算法、组合优化的研究, E-mail: gss420924@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)