

混合储能微电网并网调度多目标灰熵烟花算法^①



黄 敏¹, 贺利军²

¹(国网湖南省电力有限公司 常德供电公司, 常德 415000)

²(武汉理工大学物流工程学院, 湖北 武汉 430063)

通讯作者: 贺利军, E-mail: helj@whut.edu.cn

摘要: 针对混合储能微电网调度优化问题, 建立并网状态下经济收益、污染处理费用的混合储能微电网多目标优化模型。以基本烟花算法为框架, 结合灰熵并行分析理论, 提出一种多目标灰熵烟花算法。所提算法通过分配给模型的两个目标不同的熵值权重, 有效处理不同目标间的冲突性。以灰熵并行关联度作为烟花算法的适应度选择优秀烟花个体, 引导其向更优区域进化搜索。仿真结果表明, 所提多目标灰熵烟花算法的性能要优于基于随机权重和基于 Pareto 支配的烟花算法, 且优于经典的 NSGA-II 多目标算法, 验证了所建多目标模型及所提多目标算法的有效性。

关键词: 混合储能微电网; 多目标优化; 烟花算法; 灰熵并行分析; 熵值权重

引用格式: 黄敏, 贺利军. 混合储能微电网并网调度多目标灰熵烟花算法. 计算机系统应用, 2019, 28(8): 176–182. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7031.html>

Multi-Objective Grey Entropy Fireworks Algorithm for Grid-Connected Scheduling of Hybrid Energy Storage Microgrid

HUANG Min¹, HE Li-Jun²

¹(Changde Power Supply Company, State Grid Hunan Electric Power Co. Ltd., Changde 415000, China)

²(School of Logistics Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: Aiming at the scheduling optimization problem of hybrid energy storage microgrid, a multi-objective optimization model with economic benefit and pollution treatment cost under grid-connected state is established. Based on the basic fireworks algorithm and the grey entropy parallel analysis theory, a multi-objective grey entropy fireworks algorithm is proposed. The proposed algorithm can effectively handle the conflict relationship between different objectives by assigning different entropy weights to the two studied objectives. The grey entropy parallel correlation degree is adopted as the fitness of fireworks algorithm to select excellent individuals and guide the algorithm to better search region. Simulation results show that the performance of the proposed multi-objective grey entropy fireworks algorithm is significantly better than that of the random weight-based and Pareto-based fireworks algorithm, and better than that of the classical NSGA-II algorithm, which verifies the effectiveness of the established multi-objective model and proposed multi-objective algorithm.

Key words: hybrid energy storage microgrid; multi-objective optimization; fireworks algorithm; grey entropy parallel analysis; entropy weight

混合储能微电网是微电网的一个重要技术扩展, 采用蓄电池和超级电容储能方式, 可有效弥补单一储

能方式的缺陷^[1,2]。在全球能源危机和环境问题日益凸显的形势下, 混合储能微电网调度已由仅考虑发电成

① 基金项目: 河南省科技厅项目 (172102210081)

Foundation item: Project of Science and Technology Bureau, Henan Province (172102210081)

收稿时间: 2019-01-30; 修改时间: 2019-02-26; 采用时间: 2019-03-18; csa 在线出版时间: 2019-08-08

本的单一指标向同时考虑发电成本、污染排放等多个目标发展。混合储能微电网调度具有多目标特性，其实质是一个多目标优化问题。当前针对微电网多目标调度的研究成果较多^[3-7]，而混合储能微电网的多目标调度研究相对较少^[1,8]。

混合储能微电网多目标调度是一类多约束多变量的复杂多目标优化问题，需要使用有效的多目标算法。常见的多目标算法有基于目标权重及基于 Pareto 支配的算法两大类。其中基于 Pareto 支配的算法，如 NSGA-II^[9]，是当前多目标优化领域最流行的多目标算法。然而以上两类多目标算法在处理多约束多变量的复杂多目标优化问题时效果不明显。灰熵并行分析^[10]是近年来新提出的一种新颖多目标处理方法，对复杂多目标问题表现出了良好的处理效果。目前鲜有文献将该方法应用在混合储能微电网多目标调度的研究中。

本文对混合储能微电网并网多目标调度问题展开研究，建立经济收益和环保成本的两目标优化模型；以基本烟花算法^[11]为框架，结合灰熵并行分析理论，发展一种多目标灰熵烟花算法（Multi-objective Grey Entropy Fireworks Algorithm, MOGEFA）；将该算法应用于所建立的多目标模型中，验证所提算法的有效性。

1 混合储能微电网并网多目标优化模型

1.1 目标函数

(1) 经济效益最大化函数

$$f'_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [C_L(P_{L,t}) + C_{sell}(P_{sell,t}) - C_{buy}(P_{buy,t}) - C_{fuel}(P_{i,t}) - C_{OM}(P_{i,t})] \quad (1)$$

$$C_L(P_{L,t}) = c_0 P_{L,t} \quad (2)$$

$$C_{sell}(P_{sell,t}) = c_{sell,t} P_{sell,t} \quad (3)$$

$$C_{buy}(P_{buy,t}) = c_{buy,t} P_{buy,t} \quad (4)$$

$$C_{fuel}(P_{i,t}) = \frac{c_{fuel}}{LHV} \left(\frac{P_{FC,t}}{\eta_{FC,t}} + \frac{P_{MT,t}}{\eta_{MT,t}} \right) \quad (5)$$

$$\eta_{FC,t} = -0.0023 P_{FC,t} + 0.6735 \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \eta_{MT,t} &= 0.0753 \left(\frac{P_{MT,t}}{65} \right)^3 - 0.3095 \left(\frac{P_{MT,t}}{65} \right)^2 \\ &\quad + 0.4174 \frac{P_{MT,t}}{65} + 0.01068 \end{aligned} \quad (7)$$

$$C_{OM}(P_{i,t}) = K_{OM,i} P_{i,t} \quad (8)$$

式(1)中 f'_1 为调度周期内的经济收益， T 为调度周期所包含的时段数， N 为系统中可控分布式电源的数量。式(2)中 C_L 为微电网向负荷供电的收益(元)， c_0 为用户从微电网购电电费(元/kWh)， $P_{L,t}$ 为 t 时段微电网的负荷(kW)。式(3)、式(4)中 C_{sell} 、 C_{buy} 分别为微电网与配电网的售电、购电费用(元)， $P_{sell,t}$ 、 $P_{buy,t}$ 分别为 t 时段内微电网向配电网售电功率(kW)和从配电网购电功率(kW)， $c_{sell,t}$ 、 $c_{buy,t}$ 分别为 t 时段内微电网向配电网售电电价和从配电网购电电价(元/kWh)。式(5)中 C_{fuel} 为单位时间的燃料成本(元)， c_{fuel} 为燃料电池价格(元/m³)， $P_{FC,t}$ 为燃料电池的输出功率(kW)， $P_{MT,t}$ 为微型燃气轮机的输出功率(kW)， $\eta_{FC,t}$ 是燃料电池的效率， $\eta_{MT,t}$ 是微型燃气轮机的效率， LHV 为燃料电池低热热值(kWh/m³)。式(6)和式(7)分别表示燃料电池及微型燃气轮机的发电效率与输出功率的关系函数。式(8)中 C_{OM} 为微电网各分布式电源运行维护成本(元)， $P_{i,t}$ 为第*i*个分布式电源在 t 时段内的输出功率(kW)， $K_{OM,i}$ 为第*i*个分布式电源的运行维护系数(元/kWh)。

(2) 污染物处理费用最小化函数

$$f_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \left[\sum_{i=1}^N (a_{i,k} P_{i,t}) + a_{grid,k} P_{buy,t} \right] b_k \quad (9)$$

式中 f_2 为污染物治理总成本(元)， K 为各分布式电源所排放污染物的类型总量，包括CO、CO₂、SO₂及NO_x等。 b_k 为治理第*k*类污染物所需费用(元/kg)。 $a_{i,k}$ 为第*i*个分布式电源的第*k*类污染物的排放系数(g/kWh)。 $a_{grid,k}$ 为第*k*类污染物的排放系数(g/kWh)。

(3) 混合储能微电网并网多目标函数

考虑到微电网系统的经济效益为最大值优化函数，而污染处理费为最小化值优化函数，本文以最小值优化为基准，令 $f_1 = -f'_1$ ，将问题的多目标函数表示为：

$$F = \min \{f_1, f_2\} \quad (10)$$

1.2 约束条件

(1) 微电网功率平衡约束

$$P_{i,t} + P_{WT,t} + P_{PV,t} + P_{Bat,t} + P_{FC,t} + P_{buy,t} - P_{L,t} - P_{sell,t} = 0 \quad (11)$$

式中 $P_{WT,t}$ 、 $P_{PV,t}$ 分别为风机和光伏电池的 t 时段内的输出功率(kW)， $P_{Bat,t}$ 为蓄电池充放电功率。

(2) 分布式电源输出功率约束

$$P_{i,\min} \leq P_{i,t} \leq P_{i,\max} \quad (12)$$

$$R_{id}\Delta t \leq P_{i,t} - P_{i,(t-1)} \leq R_{iu}\Delta t \quad (13)$$

$P_{i\min}$ 及 $P_{i\max}$ 分别为第*i*种分布式电源的最小和最大输出功率(kW), R_{id} 及 R_{iu} 分别为第*i*种分布式电源的向下和向上的爬坡速率(kW/h).

(3) 蓄电池超级电容混合储能系统约束

$$SOC_{Bat\min} \leq SOC_{Bat,t} \leq SOC_{Bat\max} \quad (14)$$

$$E_{Bat}(0) = E_{Bat}(T) \quad (15)$$

$$0 \leq P_{Bch,t} \leq P_{Bch\max,t} \quad (16)$$

$$0 \leq P_{Bdis,t} \leq P_{Bdis\max,t} \quad (17)$$

式(14)中 $SOC_{Bat,t}$ 为蓄电池在*t*时段的荷电状态, $SOC_{Bat\min}$ 和 $SOC_{Bat\max}$ 分别是蓄电池荷电状态的最小和最大值.式(15)中 $E_{Bat}(0)$ 、 $E_{Bat}(T)$ 分别代表蓄电池在单个调度周期的初始储能和最终储能.式(16-17)中 $P_{Bch,t}$ 和 $P_{Bdis,t}$ 分别为蓄电池*t*时段的充电、放电功率(kW), $P_{Bch\max,t}$ 和 $P_{Bdis\max,t}$ 分别为蓄电池*t*时段的最大充电、放电功率(kW).

(4) 微电网与配电网之间的传输功率约束

$$0 \leq P_{sell,t} \leq P_{sell\max} \quad (18)$$

$$0 \leq P_{buy,t} \leq P_{buy\max} \quad (19)$$

$P_{sell\max}$ 为微电网向配电网售电的最大有功功率(kW), $P_{buy\max}$ 为微电网从配电网购电的最大有功功率(kW).

2 面向混合储能微电网并网调度的多目标灰熵烟花算法

2.1 面向混合储能微电网并网调度的灰熵并行分析

灰熵并行分析是在灰关联分析法基础上引入信息熵理论发展而来的一种方法,可并行地对序列数据进行相似性分析.针对本文问题,灰熵并行分析过程如下:

(1) 以单目标FA对 f_1 和 f_2 两个目标函数实现单目标并行优化,得到由两个目标函数优化值组成的参考序列 $F_0 = \{f_0(1), f_0(2)\}$.

(2) 对多目标优化种群的每个可行解 π_i ,以式(1)-(9)计算两个目标值,组成比较序列 $F_i = \{f_i(1), f_i(2)\}$, $i = 1, 2, \dots, N_2$.

(3) 计算序列 F_i 与 F_0 的灰熵并行关联度 $\rho(F_0, F_i)$. $\rho(F_0, F_i)$ 将作为MOGEFA的适应度值选择优秀的烟花个体,计算过程如下:

Step 1. 均值化

对序列 F_i 与 F_0 实现两子目标的均值化处理,以消除目标数量级和量纲的影响.

$$f'_k(i) = \frac{\max(Y_i) - f_k(i)}{\max(Y_i) - \min(Y_i)} \quad (20)$$

其中 $f'_k(i)$ 为序列的第*k*个目标均值化后的值, $k = 1, 2, i = 1, 2, \dots, N_2$.

Step 2. 计算两级最大差和最小差

$$E = \max_i \max_k (|f'_k(0) - f'_k(i)|) \quad (21)$$

$$e = \min_i \min_k (|f'_k(0) - f'_k(i)|) \quad (22)$$

Step 3. 计算灰关联系数

$$r(f_k(0), f_k(i)) = \frac{\xi E + e}{\xi E + |f'_k(0) - f'_k(i)|} \quad (23)$$

其中, $\xi \in (0, 1)$ 为分辨系数.

Step 4. 计算 F_i 两个子目标的熵值权重

$$P_i(k) = f'_k(i) / \sum_{k=1}^2 f'_k(i) \quad (24)$$

$$e_i(k) = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^2 P_i(k) \ln P_i(k) \quad (25)$$

$$W_i(k) = (1 - e_i(k)) / \sum_{k=1}^2 (1 - e_i(k)) \quad (26)$$

$P_i(k)$ 、 $e_i(k)$ 及 $W_i(k)$ 分别为 F_i 第*k*个目标的比重、信息熵及熵值权重.

Step 5. 计算灰熵并行关联度

$$\rho(F_0, F_i) = \sum_{k=1}^2 [W_i(k) r(f_k(0), f_k(0))] \quad (27)$$

其中, $\rho(F_0, F_i)$ 为 F_i 与 F_0 的灰熵并行关联度. $\rho(F_0, F_i)$ 值越大,表明 F_i 与 F_0 越相似, F_i 的目标函数值越好.

(4) 根据灰熵并行分析理论,定义一种新的解支配方法,以判断多目标优化过程中解的优劣关系.

定义.假定当代种群中两个可行解 X 、 Y ,它们对应的目标函数值序列为 F_X 及 F_Y . F_X 、 F_Y 与参考序列 F_0 之间的灰熵并行关联度分别为 ρ_{0X} 和 ρ_{0Y} .若 $\rho_{0X} > \rho_{0Y}$,则解 X 支配解 Y ;若 $\rho_{0X} < \rho_{0Y}$,则解 Y 支配解 X ;若 $\rho_{0X} = \rho_{0Y}$,则 X 、 Y 互不支配.

上述解的优劣关系中,参考序列由单目标并行优化获得,不涉及多目标之间的冲突性,而多目标优化中比较序列的目标函数相互冲突.故从理论角度来看,参

考序列的目标函数值要优于多目标优化中比较序列的目标函数值。以参考序列为标准,若解对应的目标函数值序列与参考序列的灰熵并行关联度更大,则可断定该解的质量更好,理论上保证了解优劣关系的准确性。在实际应用情形的多目标优化过程,无论参考序列还是比较序列都容易获得,通过灰熵并行关联度定义解的优劣,直观易行,符合实际。

以上可知,灰熵并行分析融合灰色理论和信息熵理论,以灰熵并行关联度衡量目标函数值序列与参考序列之间的相似程度,评价目标函数值序列所对应解的优劣。其特点在于:(1)无需人为赋予多个目标权重,即可将多目标性能优化问题转化单目标性能问题,避免了权重选取的主观性,简单直观,可有效处理目标之间的冲突性;(2)以目标数据为基础,对于数据序列不需要其服从某一特定分布,所研究目标数据离散或数据不充分问题均适用,应用范围广;(3)可将灰熵并行关联度用作多目标优化算法的适应度值,选择优秀解,可快速引导算法向更优区域收敛,提升搜索效率。

2.2 多目标灰熵烟花算法求解步骤

面向混合储能微电网并网调度的多目标灰熵烟花算法具体实现步骤如下,图1为算法流程图。

Step1. 初始化。随机烟花种群 P_1 ,大小为 N_1 ,同时对种群中每个个体进行合法化操作,得到合法种群 P_2 。同时输入混合储能微电网数据参数。

Step2. 灰熵并行分析。以2.1节方法,计算每个烟花个体的函数值序列与参考序列的灰熵并行关联度值。

Step3. 外部档案更新维护。以灰熵并行关联度和拥挤距离来建立和维护外部档案。对每代种群中每个烟花个体,以2.1节定义的解支配关系判断其与当前外部档案中烟花个体的支配关系,将受其支配的个体删除;若外部档案个体数量超过最大容量,以拥挤距离将拥挤度大的个体剔除。

Step4. 爆炸。计算每个烟花个体的爆炸强度 S_i 、爆炸幅度 A_i 及位移操作。

$$S_i = h \frac{\rho_{\min} - \rho(F_0, F_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^{N_2} (\rho_{\min} - \rho(F_0, F_i)) + \varepsilon} \quad (28)$$

$$\hat{S}_i = \begin{cases} \text{round}(ah), & S_i < ah \\ \text{round}(bh), & S_i > bh \\ \text{round}(S_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

$$A_i = A \frac{\rho_{0i} - \rho_{\max} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^{N_2} (\rho_{0i} - \rho_{\max}) + \varepsilon} \quad (30)$$

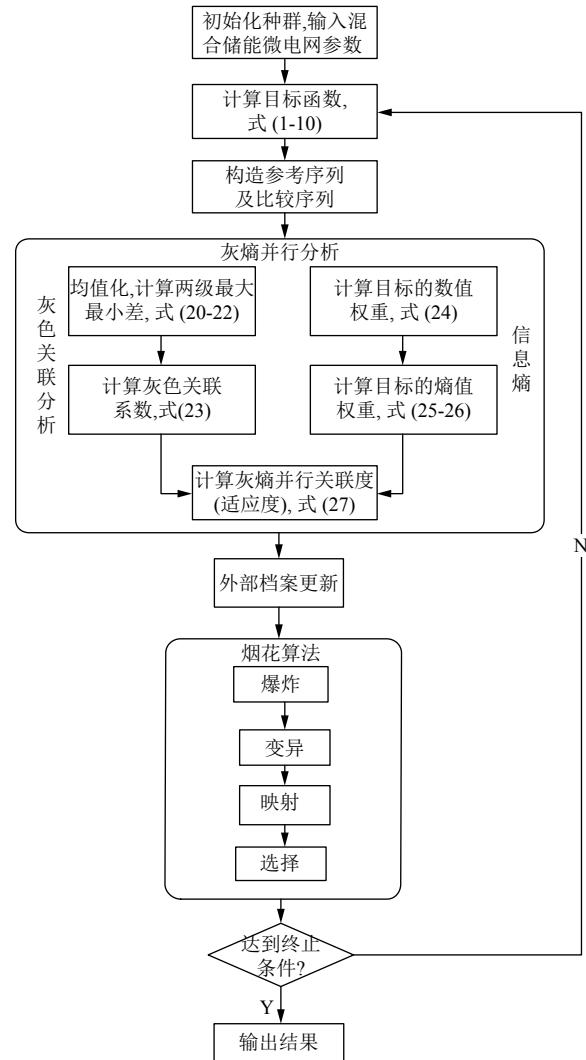


图1 算法流程图

$$\pi_i^d = \pi_i^d + \text{rand}(0, A_i) \quad (31)$$

式(28)中 S_i 为种群中第 i 个烟花产生火花的个数, ρ_{\min} 为所有烟花个体的最小灰熵并行关联度, ε 为一个极小的常数。式(29)为第 i 个烟花产生火花数量的限制公式, \hat{S}_i 代表第 i 个烟花产生火花的数量, h 为火花总数, a 、 b 为给定的常数。式(30) A_i 为第 i 个烟花爆炸的幅度范围, A 为最大的爆炸幅度, ρ_{\max} 为当前种群中烟花个体的最大灰熵并行关联度。式(31)为位移操作公式, π_i^d 为第 i 个烟花的第 d 维位置。

由式(28)和式(29)可知,爆炸强度让适应度值好的烟花爆炸幅度较小且产生火花的个数较多,利于找到最优解,而适应度值差的烟花爆炸幅度较大且产生火花的个数较少,可适度地对空间做搜索,有助于增强局部寻优能力,避免“早熟”。式(30)表明,每个烟花都

能通过变异产生新火花,有助于算法跳出局部极值,为寻找全局最优解提供保障。通过爆炸操作,算法的全局搜索和局部搜索能力可得到有效平衡。

Step5. 变异。对每个烟花个体的第 d 维执行以下变异操作。

$$\pi_i^d = \pi_i^d g \quad (32)$$

其中 g 为高斯分布随机数, $g \sim N(1, 1)$ 。变异操作可提高种群的多样性,进一步提高算法的局部寻优能力,特别对于最优个体,有助于其跳出局部最优。

Step6. 映射。采取模运算映射规则将非法火花映射为合法火花。

$$\pi_i^k = \pi_{\min}^k + |\pi_i^k| \% (\pi_{\max}^k - \pi_{\min}^k) \quad (33)$$

其中 π_{\max}^k 和 π_{\min}^k 分别为火花的第 k 维位置的上下界, % 为模运算。

Step7. 选择。选择当前种群中较优的烟花或火花个体进入下一代,每个烟花或火花个体被选择的概率为:

$$p(\pi_i) = \frac{\rho_{0i}}{\sum_{j \in K} \rho_{0j}} \quad (34)$$

其中集合 K 是爆炸算子和高斯变异产生的所有火花及当代烟花种群的集合。

Step8. 终止条件判断。以最大迭代代数判断算法是否满足终止条件。若达到最大迭代代数,则算法终止,输出外部档案中的结果;否则,转 Step2。

3 实验与结果分析

3.1 算例及参数设置

分布式电源参数、分时段电价、污染物排放系数及治污成本,以及蓄电池超级电容混合储能系统的参数都参照文献[12]。参考文献,调度周期选为1天,分为24个时段^[13, 14]。天然气价格 c_{fuel} 取2.5元/ m^3 , 天然气低热值 LHV 取9.7 kWh/ m^3 , 用户从微电网购电电费为0.7元/kWh。因光伏电池和风力发电机不需要燃料,发电成本较低,且几乎不排放污染物,故未考虑光伏电池和风力发电机的发电成本和污染排放。经过多次参数调整实验,本文算法的最大迭代代数 $Maxgen=200$, 外部档案容量 $W_{max}=30$, 种群 $P1$ 大小为 $N_1=50$, 火花最大数量 $h=40$, 最大幅度 $A=30$, $a=0.1$, $b=0.8$, 分辨率系数 $\xi=0.7$ 。

3.2 结果分析

为验证本文模型及算法的有效性,将本文烟花算

法先与基于随机权重的烟花算法(Random Weight Fireworks Algorithm, RWFA)及基于 Pareto 的烟花算法(Pareto-Based Fireworks Algorithm, PBFA)对比,再与著名的多目标算法 NSGA-II 进行对比。采用 Hypervolume^[15] 和 Spread^[16] 指标评价算法所得解集的收敛性、多样性和分布宽广性。Hypervolume 指标越大,则算法收敛性越好; Spread 指标越小,则算法多样性及分布宽广性越好。**表1—表4** 中粗体表示算法所得较好结果。

(1) 与不同多目标处理方法对比

表1 为基于不同多目标处理方法的烟花算法性能指标结果。表中 MOGEFA 的 Hypervolum 和 Spread 指标都要好于其他两种烟花算法,表明本文 MOGEFA 算法的解集在收敛性、多样性和分布宽广性上都要好于 RWFA 及 PBFA 算法。**表2** 为3种多目标处理方法的烟花算法的最终优化结果。表中本文算法所优选出的经济收益和污染处理费用两个目标结果要明显好于另外两种算法。**图2** 为3种不同多目标处理方法的烟花算法 Pareto 前沿。图中可见,在收敛性、分布均匀性及宽广性指标上,本文算法的 Pareto 前沿都要比其他两种算法更优,这与**表1—表2** 中的结果分析基本一致。上述结果表明,在处理本文的混合储能微电网多目标调度问题上,灰熵并行分析的多目标处理方法要比基于权重及 Pareto 支配的多目标处理方法更有效。

表1 3种多目标处理方法的烟花算法性能指标

指标	RWFA	PBFA	MOGEFA
Hypervolume	0.615	0.836	0.910
Spread	0.773	0.706	0.669

表2 3种多目标处理方法的烟花算法优化结果

算法	经济收益(元)	污染处理费用(元)
RWFA	1322.43	168.80
PBFA	1320.99	162.98
MOGEFA	1324.82	160.38

(2) 与 NSGA-II 算法对比

表3 为两种多目标算法所获得的性能指标结果。表中本文算法的 Hypervolum 和 Spread 指标都要好于 NSGA-II 算法,表明本文算法的解集在收敛性、多样性和分布宽广性上都要好于 NSGA-II 算法。在**表4** 的最终优化结果上,本文算法所选出的经济收益和污染处理费用两个目标结果也要明显好于 NSGA-II 算法。**图3** 给出两种多目标算法的 Pareto 前沿,图中本文算

法的 Pareto 前沿比 NSGA-II 算法更收敛于真实的 Pareto 前沿,且分布均匀性及宽广性都要更好。以上结果表明,本文的多目标烟花算法在解决混合储能微电网多目标调度问题上要优于 NSGA-II 算法。

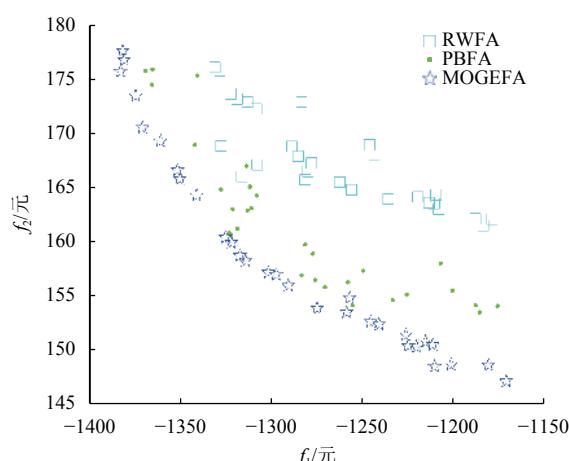


图 2 三种多目标烟花算法的 Pareto 前沿

表 3 两种多目标算法性能指标

指标	NSGA-II	MOGEFA
Hypervolume	0.855	0.915
Spread	0.670	0.677

表 4 两种多目标算法优化结果

算法	经济收益(元)	污染处理费用(元)
NSGA-II	1330.78	166.07
MOGEFA	1349.96	165.74

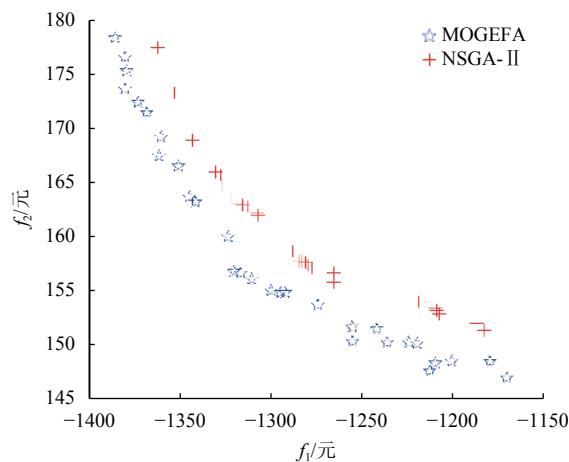


图 3 两种多目标算法的 Pareto 前沿

以上分析表明,灰熵并行分析的多目标处理方法可以和烟花算法有效结合,以解决本文的混合储能微电网多目标调度问题。

4 结论

针对混合储能微电网并网调度问题展开研究,建立了经济收益和污染处理费用的微电网多目标优化模型。以烟花算法为框架,发展了一种多目标灰熵烟花算法。与基于不同多目标处理方法的烟花算法及经典 NSGA-II 算法进行对比,验证了所提多目标优化模型及多目标算法的有效性,表明灰熵并行分析方法可与烟花算法融合以解决本文问题。

参考文献

- 路小娟,郭琦,董海鹰.基于CMOPSO的混合储能微电网多目标优化研究.太阳能学报,2017,38(1): 279–286.
- 宋洪磊,吴俊勇,冀鲁豫,等.风光互补独立供电系统的多目标优化设计.电工技术学报,2011,26(7): 104–111.
- 韩建平,李国宁.基于生物地理学算法的微电网多目标优化调度.济南大学学报(自然科学版),2017,31(3): 220–228.
- Moradi MH, Eskandari M, Mahdi Hosseini S. Operational strategy optimization in an optimal sized smart microgrid. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(3): 1087–1095. [doi: 10.1109/TSG.2014.2349795]
- Rigo-Mariani R, Sareni B, Roboam X, et al. Optimal power dispatching strategies in smart-microgrids with storage. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 40: 649–658. [doi: 10.1016/j.rser.2014.07.138]
- Malysz P, Sirospour S, Emadi A. An optimal energy storage control strategy for grid-connected microgrids. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(4): 1785–1796. [doi: 10.1109/TSG.2014.2302396]
- 杨毅,雷霞,徐贵阳,等.采用PSO-BF算法的微电网多目标电能优化调度.电力系统保护与控制,2014,42(13): 13–20.
- 靳现林,蔡晓宇.考虑低碳效益的混合能源微电网优化调度.分布式能源,2017,2(3): 26–32.
- Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182–197. [doi: 10.1109/4235.996017]
- Zhu GY, He LJ, Ju XW, et al. A fitness assignment strategy based on the grey and entropy parallel analysis and its application to MOEA. European Journal of Operational Research, 2018, 265(3): 813–828. [doi: 10.1016/j.ejor.017.08.022]
- Tan Y, Zhu YC. Fireworks algorithm for optimization. Proceedings of 1st International Conference on Advances in

- Swarm Intelligence. Beijing, China. 2010. 355–364.
- 12 黄敏. 基于改进粒子群算法的微电网多目标优化运行研究 [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2014.
- 13 Katiraei F, Iravani R, Hatzigaryiou N, et al. Microgrids management. IEEE Power and Energy Magazine, 2008, 6(3): 54–65. [doi: [10.1109/MPE.2008.918702](https://doi.org/10.1109/MPE.2008.918702)]
- 14 Tsikalakis AG, Hatzigaryiou ND. Centralized control for optimizing microgrids operation. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(1): 241–248. [doi: [10.1109/TEC.2007.914686](https://doi.org/10.1109/TEC.2007.914686)]
- 15 Ciavotta M, Minella G, Ruiz R. Multi-objective sequence dependent setup times permutation flowshop: A new algorithm and a comprehensive study. European Journal of Operational Research, 2013, 227(2): 301–313. [doi: [10.1016/j.ejor.2012.12.031](https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.12.031)]
- 16 Lu C, Gao L, Li XY, et al. A hybrid multi-objective grey wolf optimizer for dynamic scheduling in a real-world welding industry. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 57: 61–79. [doi: [10.1016/j.engappai.2016.10.013](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.10.013)]