

针对新一代能源系统运行调度的优化算法研究*

李笑竹, 王维庆[†]

(新疆大学 可再生能源发电与并网技术教育部工程研究中心, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要: 新一代能源互联网系统复杂调度模型的优化求解技术是制约其发展的关键技术之一. 我们针对复杂调度模型具有多目标、非线性、非凸、强耦合、强约束、含有大规模决策变量以及具有不规则Pareto前沿面形状等特点, 提出求解大规模具有不规则前沿面的多目标优化问题的算法. 该算法利用分治思想处理不同类型的决策变量与约束条件, 旨在大幅度缩小大规模多目标优化问题的搜索空间, 保证解的可行性、提高算法有效性. 最后利用3个常用测试集中的26个测试问题验证所提算法的竞争力, 并通过10机系统的动态环境经济调度问题、IEEE33节点配电网与热电联产系统耦合集成的大规模可再生能源多能源系统优化调度问题验证了所提算法的有效性与可行性.

关键词: 能源互联网; 发电调度; 大规模优化; 多目标优化; 不规则Pareto前沿面

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2020.11.04.0002

中图分类号: TM73 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2021)06-0739-014

引文格式: 李笑竹, 王维庆. 针对新一代能源系统运行调度的优化算法研究[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文), 2021, 38(6): 739-752.

英文引文格式: LI X Z, WANG W Q. Research on optimization algorithm for operation dispatching of new generation energy system integration[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2021, 38(6): 739-752.

Research on Optimization Algorithm for Operation Dispatching of New Generation Energy System Integration

LI Xiaozhu, WANG Weiqing

(Engineering Research Center of Ministry of Education for Renewable Energy Generation and Grid Connection Technology, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830047, China)

Abstract: The optimization technology of the complex dispatching model for the new generation Energy Internet system is one of the key technologies restricting its development. In view of the characteristics of complex dispatching model, such as multi-objective, nonlinear, nonconvex, strong coupling, strong constraint, large-scale decision variables and irregular Pareto front shape, we propose an algorithm for solving large-scale multi-objective optimization problems with irregular front. The algorithm uses the idea of divide and conquer to deal with different types of decision variables and constraints, aiming to reduce the search space of large-scale multi-objective optimization problems, ensure the feasibility of solutions and improve the effectiveness of the algorithm. Finally, the competitiveness of proposed algorithm is verified by 26 test problems in 3 common sets, and the feasibility is verified by the optimal dispatching problem of multi energy system with large-scale renewable energy integrated by the coupling of IEEE33 node distribution network and CCHP system.

Key words: energy internet; power generation dispatching; large-scale optimization; many-objective optimization; irregular Pareto front

0 引言

电力系统优化调度是常见的高纬度、非线性和强耦合的多目标优化问题. 价格惩罚因子^[1-2]、加权半正定规划^[3]、加权求和^[4]、大M线性化^[5]等, 将多目标问题转化为单目标的传统求解方法虽然效率高、速度快, 但对目标函数要求过高, 若是不可微的非凸形式则无法得到有效解, 且解对初值的选取较为灵敏易陷入局部最优.

* 收稿日期: 2020-11-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(52067020; 51667020).

作者简介: 李笑竹(1990-), 女, 博士生, 主要从事电力系统能量管理及经济调度等方面的研究, E-mail: 272268272@qq.com.

[†] 通讯作者: 王维庆(1959-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事大型风力发电机组关键部件研制、整机智能控制及检测、继电保护和并网送出技术的研究, E-mail: wq59@xju.edu.cn.

因此越来越多的学者将电力系统优化调度问题作为一个真正的多目标优化问题进行求解,基于非支配序列的遗传算法^[6](non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)、模拟退火算法^[7]、多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)^[8]、基于分解多目标进化算法(decomposition based multi-objective evolutionary algorithms, MOEA/D)^[9],这些方法在处理复杂问题时具有很好效果,且已成功应用于电力系统优化调度问题.随着大规模可再生能源并网,能源互联网^[10]和各种多能源系统相继提出.发电功率的随机性和波动性给传统调度带来挑战,调度模型变得越来越复杂.一些求解多目标非线性、非凸、强耦合和复杂约束模型的算法得到了广泛的应用,如:多目标检测算法^[11]、交互式多目标文化算法^[12]、改进蜻蜓算法^[13]、多目标克隆算法^[14].数以百计的优化算法已经被证明能够有效地解决电力系统实际应用中的许多多目标优化问题,但对求解新一代能源系统发电优化调度的一些较为复杂的多目标优化问题时仍有所不足.例如在多能转换技术的支撑下对多能源网络进行集成优化调度,是具有高纬度决策空间的大规模多目标优化问题;还有考虑整个电力、热力、天然气等系统中的各装置,以及用户侧电动汽车、储能装置等新型负荷大量接入电网,在这些装置的强运行约束下使得实际问题具有不规则的Pareto前沿面形状.大规模多目标优化问题难点在于获得一组接近前沿面的解,而具有不规则前沿面的多目标优化问题难点在于获得一组分布均匀的解,如何保证可行域范围内最优解集的收敛性和分布性是求解新一代能源系统运行调度问题的关键.

基于上述分析,本文提出一种用于求解新一代能源系统优化调度问题的大规模具有不规则前沿面的多目标优化算法(large-scale multi-objective optimization algorithm with irregular front, LMOA-IF).主要创新点如下:

(1) LMOA-IF采用分治思想将大规模的决策变量聚类分组分别进行优化,在收敛性相关变量优化时采用寻优性能好、收敛速度快的鲸鱼算法作为产生子代解的方式;在分布性相关变量优化时采用IGD-NS(inverted generational distance enhanced)指标与拥挤熵策略作为主要的环境选择策略;

(2) 为证明LMOA-IF的通用性,本研究在3个测试函数集中26个测试问题上说明了LMOA-IF在求解大规模具有不规则前沿面的多目标优化问题时较其它现有算法有明显优势;

(3) 将LMOA-IF用于求解10机系统动态环境经济调度问题和IEEE33节点配电网与CCHP系统耦合形成的含大规模可再生能源集成多能源系统的优化调度问题,验证了所提出算法在实际电力系统优化调度问题中的有效性.

1 LMOA-IF提出

1.1 LMOA-IF的框架

LMOA-IF采用分治思想将决策变量聚类为收敛性相关变量与分布性相关变量分别进行优化^[15],在收敛性相关变量优化时采用寻优性能好、收敛速度快的鲸鱼算法作为产生子代解的方式;在分布性相关变量优化时采用增强型的IGD指标作为主要的环境选择策略,该方法已被证明能在具有规则与不规则前沿面的多目标优化问题上取得较好的结果^[16].在寻优过程中收敛性相关变量与分布性相关变量交替优化直至算法结束,LMOA-IF的整体框架见如下伪代码(算法1).LMOA-IF借鉴文献^[15]中聚类的方法实现决策变量分类,不同类型决策变量的优化策略将在以下几个小节分别介绍.

Algorithm 1 Main Framework of LMOA-IF

Input: N (population size), $npop$ (No. of selected solution for decision variable clustering), $niter$ (No. of perturbations for decision variable clustering), N_R (No. of reference point).

Output: Pop (final population).

1. $Pop \leftarrow$ Randomly initialize N solutions;
 2. $[CV, DV] \leftarrow$ Variable Clustering($Pop, npop$);
 3. $Lambda \leftarrow$ Uniformly generate N_R points on unit simplex;
 4. $A \leftarrow Pop$;
 5. **while** termination criterion not fulfilled **Do**
 6. $Pop \leftarrow$ Convergence Variables Optimization(Pop, CV);
 7. $\triangleright [LambdaR, A, Pop] \leftarrow$ Diversity Variables Optimization($Pop, DV, LambdaR, Lambda, A$);
 8. **Return** Pop ;
-

1.2 收敛性相关变量优化策略

在收敛性相关变量优化时, LMOA-IF利用同NSGA-II^[17]中相同的非支配序列排序的方式获得每个解在种群中的前沿面编号; 计算每个解对应的目标函数值与原点的欧氏距离作为能够提升种群收敛性的参考指标; 采用基于非支配排序的二元联赛选择方法作为父代解集合选择策略; 利用鲸鱼算法更新子代, 此子代解只有收敛性相关变量的值与父代解不同; 如果子代解的前沿面编号小于父代解, 或在前沿面编号相同的情况下子代解具有更好的参考指标, 则孩子代解替代父代解. LMOA-IF的收敛性相关变量的优化策略见如下伪代码(算法2).

Algorithm 2 Convergence Variables Optimization (Pop, CV)

Input: *Pop* (current population), *CV* (set of convergence-related variables).

Output: *Pop* (next population).

1. $P_{Front} \leftarrow$ Do non-dominated sorting on *Pop*;
 2. $PDis \leftarrow$ Calculate the Euclidean distance between *Pop* and the origin in objective space;
 3. $SonCV \leftarrow \emptyset$; $FathCV \leftarrow \emptyset$;
 4. **for** $i=1$ to $|Pop|$ **do**
 5. $[p_1, p_2] \leftarrow$ Randomly select two solutions from *Pop*;
 6. $F \leftarrow$ The one with better P_{Front} between p_1 and p_2 ;
 7. $FathCV \leftarrow FathCV \cup \{F\}$; **end for**
 8. **for** $i=1$ to $|FathCV|$ **do**
 9. $BestP \leftarrow \text{argmin}_{Pop} P_{Front} \& \& \text{argmin}_{Pop} PDis$;
 10. $RandP_{(1-5)} \leftarrow$ Randomly in *Pop*;
 11. $son \leftarrow IWOA(FathCV, iter, MaxG, BestP, RandP_{(1-5)})$;
 12. $SonCV \leftarrow SonCV \cup \{son\}$; **end for**
 13. **while** $|P_{Front_1} \cup \dots \cup P_{Front_k}| > |Pop|$ **do**
 14. $x \leftarrow \text{argmax}_{x \in P_{Front_k}} PDis$;
 15. $P_{Front_k} \leftarrow P_{Front_k} \setminus \{x\}$; **end while**
 16. $Pop \leftarrow P_{Front_1} \cup \dots \cup P_{Front_k}$;
-

鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)有原理简单、参数设置少、寻优性能强等特点, 在求解精度和收敛速度上均优于粒子群算法PSO、遗传算法GA等, 已成功应用于大规模优化问题上^[18]. 标准WOA仍存在不能有效平衡全局与局部搜索能力, 导致在迭代后期算法的多样性丧失, 收敛能力不足, 如在文献[18]的F2和F21中算法在迭代最终才收敛. 对此我们提出相关改进策略, 改进的鲸鱼算法(improve WOA, IWOA)寻优策略见如下伪代码(算法3).

Algorithm 3 WOA(*FathCV*, *iter*, G_{Max} , *BestP*)

Input: x (one search agent), *BestP* (current best search agent), $RandP_{(1-5)}$ (random search agent),

iter (current iterations), $MaxG$ (maximum No. of iteration).

Output: *son* (offspring search agent).

1. Update A , C , l by Eq.(1)-(3);
 2. **if** $|A| \geq A_constant$
 3. \downarrow $son \leftarrow$ Update by (4);
 4. **elseif** $|A| < A_constant$
 5. \rightarrow $son \leftarrow$ Update by (5); **end if**
 6. Check if any search agent goes beyond the search space and amend it.
 7. **Return** *son*;
-

$$a = 2 * \left[1 - \left(\frac{iter}{G_{max}} \right)^{\left(\frac{1}{1.5} \right)} \right] \quad (1)$$

$$A = 2 \cdot a \cdot r - a \quad (2)$$

$$C = 2 \cdot r \quad (2)$$

$$l = 1 - \left(\frac{iter + G_{max}}{G_{max}} - 1 \right) \times \text{rand} \quad (3)$$

式中: $Iter$, G_{max} 分别表示当前迭代次数与最大迭代次数, r 为 $(0, 1)$ 之间的随机数, 向量系数 A , C 均由收敛因子 a 计算, 随迭代次数由 2 减小到 0, l 为螺旋系数. 设置探索固定值 $A_constant$, 当 $A \geq A_constant$ 时执行全局搜索, 反之为局部. 借助差分进化算法中个体的合作与竞争指导优化搜索, 分别进行螺旋运动和直线运动, 更新方式见(4)(5).

$$son = \begin{cases} x_{r1}(t) - A \cdot D_1 \\ D_1 \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x_{r1}(t) \end{cases}; D_1 = |C \cdot (x_{r2}(t) + x_{r3}(t) - x_{r4}(t) - x_{r5}(t))| \quad (4)$$

$$son = \begin{cases} x^*(t) - A \cdot D_2 \\ D_2 \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + x^*(t) \end{cases}; D_2 = |C \cdot ((x^*(t) + x(t)) + x_{r1}(t) - x_{r2}(t))| \quad (5)$$

以文献[18]中表现欠佳的F8和F21验证改进鲸鱼算法较标准鲸鱼算法的竞争力, 对比收敛曲线见图1. 由图1可看出IWOA的寻优能力明显优于WOA, IWOA能更好地平衡开发与探索.

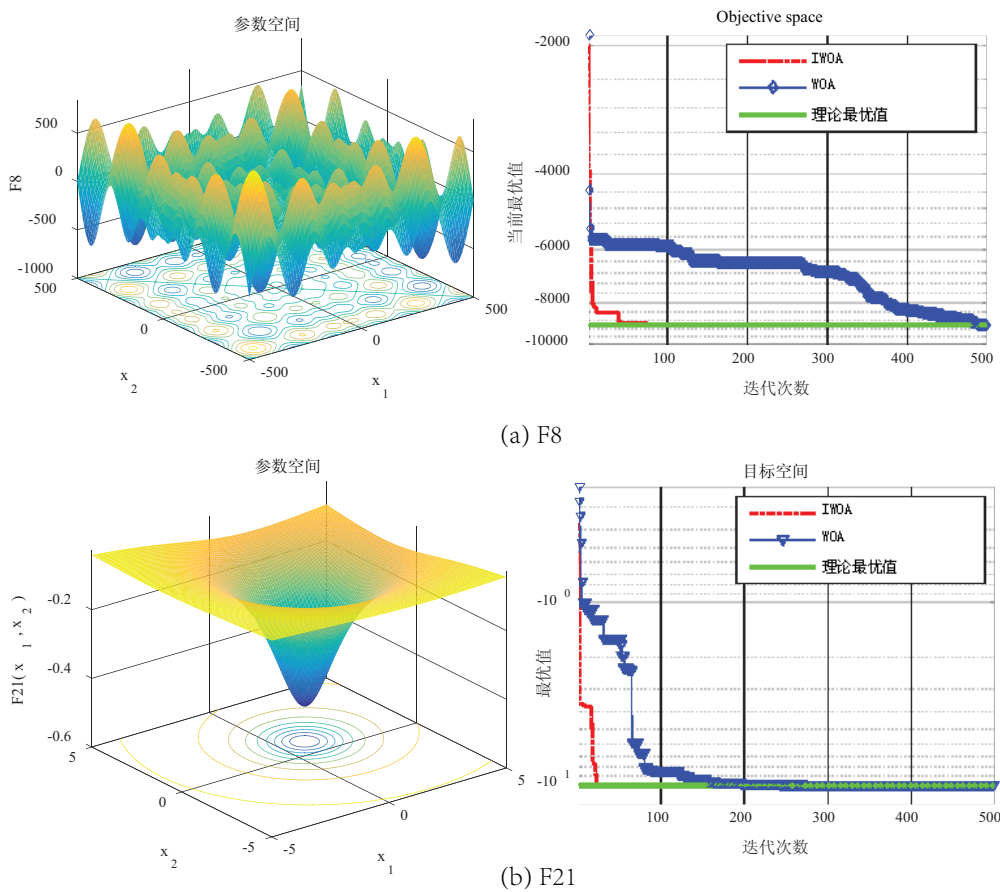


图 1 WOA与IWOA收敛曲线对比

Fig 1 Comparison of convergence curves between WOA and IWOA

1.3 分布性相关变量优化策略

基于性能指标的多目标进化算法能够在具有不规则前沿面的多目标优化问题上得到分布性能较好的种群^[19]. 由此本文利用文献[17]中增强型的IGD_NS指标作为LMOA-IF算法的主要环境选择策略, IGD_NS指标相关概念及计算方式见文献[17]. 在分布性相关变量优化时, LMOA-IF采用一组单纯形上均匀分布的点作为初始参考点集, 为了使参考点能够近似不同形状的不规则前沿面, 需要在优化过程中动态自适应调整参考点集的位置及其分布. LMOA-IF与大多数多目标算法具有相同的框架, 利用外部存档A保存优化过程中已经发现的非占优解; 采用基于IGD_NS指标的多元联赛选择方法选择父代解集合, 并且利用每次迭代时产生的子代种群更新外部存档A和自适应参考点集 λ ; 最后利用基于IGD选择策略得到下一代种群. LMOA-IF的分布性相关变量的优化策略见算法4.

Algorithm 4 Diversity Variables Optimization ($Pop, DV, Lamda, LamdaR, A$)

Input: Pop (current population), DV (set of diversity-related variables), $Lamda$ (set of initial reference point), $LamdaR$ (set of adapted reference point), A (archive).

Output: Pop (next population), A (new archive), $LamdaR$ (updated set of adapted point).

```

1.  $FathDV \leftarrow \emptyset$ ;  $SonDV \leftarrow \emptyset$ ;
2. for 1  $i=1$  to  $|Pop|$  do
3.    $[p_1, p_2] \leftarrow$  Randomly select two solutions from  $Pop$ ;
4.    $F \leftarrow$  The one with larger IGD_NS contribution between  $p_1$  and  $p_2$ ;
5.    $\rightarrow FathDV \leftarrow FathDV \cup \{F\}$ ; end for 1
6. for 2  $i=1$  to  $|FathDV|$  do
7.    $son \leftarrow$  generate offspring by genetic operators;
8.    $\rightarrow SonDV \leftarrow SonDV \cup \{son\}$ ; end for 2
9.  $Pop \leftarrow Pop \cup SonDV$ ;  $A \leftarrow A \cup SonDV$ ;
10.  $[A, LamdaR] \leftarrow$  Update the archive  $A$  and adapted reference point  $LamdaR$ ;
11.  $Pop \leftarrow$  Select  $N$  solutions from  $Pop$  by environmental selection;
12. Return  $Pop$ ;

```

与文献[16]中LMOA-IF算法不同的是, LMOA-IF在更新外部存档 A 和自适应参考点集 $LamdaR$ 时, 将拥挤距离与分布熵结合成拥挤熵对解之间的拥挤程度进行评价, 除保留所有的有贡献解之外, 选择最不拥挤的解直至满足集合规模的要求. 目标空间中分布熵的定义如下:

$$E_{ij} = -[P_{l,ij} \log_2(P_{l,ij}) + P_{u,ij} \log_2(P_{u,ij})]; P_{l,ij} = \frac{D_{l,ij}}{c_{ij}}, p_{u,ij} = \frac{D_{u,ij}}{c_{ij}}, c_{ij} = D_{l,ij} + D_{u,ij} \quad (6)$$

式中: $D_{l,ij}$ 、 $D_{u,ij}$ 为第 i 个解与其相邻两个解在第 j 个目标函数上的距离, 拥挤熵的计算如下:

$$CE_i = \sum_{j=1}^M \frac{c_{ij} E_{ij}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} = - \sum_{j=1}^M \frac{D_{l,ij} \log_2(P_{l,ij}) + D_{u,ij} \log_2(P_{u,ij})}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \quad (7)$$

式中: f_j^{\max} 、 f_j^{\min} 为第 j 个目标函数的上下界限, M 是目标函数的总数. 分布熵越大说明解之间的拥挤度更大.

2 LMOA-IF测试

2.1 性能指标

测试中选取IGD指标用来量化算法所得到的解集的好坏, 区别传统指标GD(generational distance)与Spacing仅能评价种群的收敛性与分布性, IGD指标则能够同时评价种群的收敛性与分布性. IGD的计算公式如下:

$$IGD(P, R) = \frac{\sum_{r \in R} \min_{p \in P} \|p - r\|}{|R|} \quad (8)$$

式中: P 表示待评价的种群, R 表示真实Pareto前沿面上的参考点集合, $\|p - r\|$ 表示种群 P 中的个体 p 到参考点集合 R 中某个参考点 r 的欧式距离. IGD计算了每个参考点到与其最近点之间的距离, 当种群 P 与真实前沿面相似程度越高, IGD越小, 同时也说明种群 P 具有较好的收敛性与分布性.

2.2 结果分析

通过经典多目标测试函数来验证LMOA-IF在求解大规模具有不规则前沿面的多目标优化问题时的效果. 将LMOA-IF与现有的多目标进化算法进行对比, 它们分别是: MOEA/D^[20]、NSGA-II^[17]、PESA-II^[21]、IBEA^[22]、AR-MOEA^[16]. 在测试中, 共使用3个广泛使用的测试函数集, 即: DTLZ、WFG、UF共26个测试问题, 由于本文所建立的优化调度模型不涉及高维度多目标优化, 因此测试问题目标函数的个数至多不超过3个, 其相关设置见表1. 参与实验的算法采用如下参数设置: MOEA/D中聚集函数采用反转的Tchebycheff函数^[23]、领域范围为 $0.1N$ 、领域选择概率为0.9; IBEA中缩放因子为0.05; AR-MOEA与LMOA-IF中基础参考点个数均为20, 且两种算法对决策变量的分组结果相同, 见表1. 每个算法均在每个测试问题上独立运行30次, 实验记录IGD指标的平均值见表2.

表 1 测试函数及其参数
Tab 1 Settings parameters for each test problems

参测试问题	目标个数	维度	G_{\max}	多样性变量分组	收敛性变量分组
规则前沿面					
UF1-UF7	2	16	500	$\{x_1, x_2\}$	$\{x_3, \dots, x_{16}\}$
UF8	3	16	500		
DTLZ1	3	7	500	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_7\}$
DTLZ2, DTLZ4	3	12	200	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_{12}\}$
DTLZ3	3	12	500	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_{12}\}$
WFG4-WFG9-	3	12	200	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_{12}\}$
不规则前沿面					
DTLZ5, DTLZ6	3	12	200	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_{12}\}$
DTLZ7	3	22	200	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_5, \dots, x_{22}\}$
UF9-UF10	3	16	500	$\{x_1, x_2\}$	$\{x_3, \dots, x_{16}\}$
WFG1-WFG2	3	12	500	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_3, \dots, x_{12}\}$
WFG3	3	12	200	$\{x_1, \dots, x_4\}$	$\{x_3, \dots, x_{12}\}$

表 2 LMOA-IF和5种其它算法的IGD值比较
Tab 2 IGD results obtain by LMOA-IF and five algorithms

Pareto 前沿面	问题	MOEA/D ^[21]	NSGA-II	PESA-II	IBEA	AR-MOEA	AR.LMWOA
规则	DTLZ1	$1.897 3 \times 10^{-2}$	$2.677 2 \times 10^{-2}$	$2.459 6 \times 10^{-2}$	$1.561 4 \times 10^{-1}$	$1.897 2 \times 10^{-2}$	$2.002 4 \times 10^{-2}$
	DTLZ2	$5.130 3 \times 10^{-2}$	$6.759 9 \times 10^{-2}$	$6.508 9 \times 10^{-2}$	$7.849 9 \times 10^{-2}$	$5.024 4 \times 10^{-2}$	$4.813 4 \times 10^{-2}$
	DTLZ3	$5.428 1 \times 10^{-2}$	$1.024 7 \times 10^{-1}$	$7.356 2 \times 10^{-2}$	$4.766 1 \times 10^{-1}$	$5.283 9 \times 10^{-2}$	$5.183 9 \times 10^{-2}$
	DTLZ4	$4.120 4 \times 10^{-1}$	$1.248 1 \times 10^{-1}$	$9.206 5 \times 10^{-2}$	$7.804 7 \times 10^{-2}$	$1.646 6 \times 10^{-1}$	$9.189 0 \times 10^{-2}$
	WFG4	$2.366 6 \times 10^{-1}$	$2.662 6 \times 10^{-1}$	$2.812 6 \times 10^{-1}$	$3.120 4 \times 10^{-1}$	$2.054 5 \times 10^{-1}$	$1.956 7 \times 10^{-1}$
	WFG5	$2.336 2 \times 10^{-1}$	$2.735 7 \times 10^{-1}$	$2.787 2 \times 10^{-1}$	$3.175 0 \times 10^{-1}$	$2.145 5 \times 10^{-1}$	$2.079 5 \times 10^{-1}$
	WFG6	$2.770 2 \times 10^{-1}$	$3.125 6 \times 10^{-1}$	$3.225 0 \times 10^{-1}$	$3.258 4 \times 10^{-1}$	$2.301 1 \times 10^{-1}$	$2.056 8 \times 10^{-1}$
	WFG7	$2.908 6 \times 10^{-1}$	$2.775 8 \times 10^{-1}$	$2.824 4 \times 10^{-1}$	$3.152 2 \times 10^{-1}$	$2.070 9 \times 10^{-1}$	$2.450 9 \times 10^{-1}$
	WFG8	$3.102 7 \times 10^{-1}$	$3.623 7 \times 10^{-1}$	$3.746 4 \times 10^{-1}$	$3.382 1 \times 10^{-1}$	$2.815 3 \times 10^{-1}$	$3.017 4 \times 10^{-1}$
不规则	WFG9	$2.979 6 \times 10^{-1}$	$2.785 7 \times 10^{-1}$	$2.725 9 \times 10^{-1}$	$2.886 5 \times 10^{-1}$	$2.087 5 \times 10^{-1}$	$2.175 0 \times 10^{-1}$
	DTLZ5	$3.091 2 \times 10^{-2}$	$5.429 9 \times 10^{-3}$	$1.131 0 \times 10^{-2}$	$1.539 6 \times 10^{-2}$	$4.609 1 \times 10^{-3}$	$3.877 0 \times 10^{-3}$
	DTLZ6	$3.093 8 \times 10^{-2}$	$4.964 8 \times 10^{-3}$	$1.098 7 \times 10^{-2}$	$2.681 0 \times 10^{-2}$	$4.265 1 \times 10^{-3}$	$4.284 2 \times 10^{-3}$
	DTLZ7	$1.274 6 \times 10^{-1}$	$7.489 7 \times 10^{-2}$	$1.355 5 \times 10^{-1}$	$1.042 9 \times 10^{-1}$	$6.201 0 \times 10^{-2}$	$5.745 0 \times 10^{-2}$
	WFG1	$3.631 5 \times 10^{-1}$	$2.533 3 \times 10^{-1}$	$2.372 9 \times 10^{-1}$	$2.075 1 \times 10^{-1}$	$1.590 6 \times 10^{-1}$	$1.423 5 \times 10^{-1}$
	WFG2	$9.532 9 \times 10^{-1}$	$1.906 3 \times 10^{-1}$	$1.938 0 \times 10^{-1}$	$2.520 7 \times 10^{-1}$	$1.723 8 \times 10^{-1}$	$1.542 3 \times 10^{-1}$
+/-	0/16	0/16	0/16	2/14	3/13	0/16	

从表2可得,就10个具有规则前沿面的测试问题来看,LMOA-IF得到了其中5个问题的最好效果;DTLZ1、DTLZ4、WFG7-WFG9问题虽未得到最好效果,但差距较小,总体来看LMOA-IF较AR-MOEA在规则前沿面问题的优化上有一定优势,但相对不明显,说明基于群体元启发式算法在非线性和不可求导的连续优化问题上,其收敛能力与遗传操作相比未有明显提高.但就6个具有不规则前沿面的测试问题来看,AR.LMWOA对分布性能的改善是显著的,得到了除DTLZ6、WFG3以外4个问题的最好效果,说明基于拥挤熵的多样性保持策略能够更准确地反映非占优解之间的拥挤关系,从而提高解的多样性.

为更加直观地对比LMOA-IF的算法性能,图2为利用LMOA-IF得到的Pareto前沿面与经典多目标算法MOEA/D、NSGA-II得到前沿面的对比情况.从图2可以看出,基于分解多目标进化算法在保证解的多样性方面与NSGA-II相比更有优势,对于较容易的测试问题(UF3、DTLZ2、DTLZ4)MOEA/D可以获得较好的结果;但由于它们没有针对求解大规模多目标优化问题的策略,随着决策变量维度的不断增加,解的搜索空间大小呈指数上升,MOEA/D在UF1、UF2、DTLZ3等测试问题上的分布性表现不佳;对于不规则前沿面的测试问题DTLZ5,MOEA/D无法获得有效的前沿面.而LMOA-IF则获得了三种算法中最接近真实前沿面的Pareto最优解集,由此本实验可以证明,LMOA-IF在求解大规模具有不规则前沿面的多目标优化问题时有明显优势.

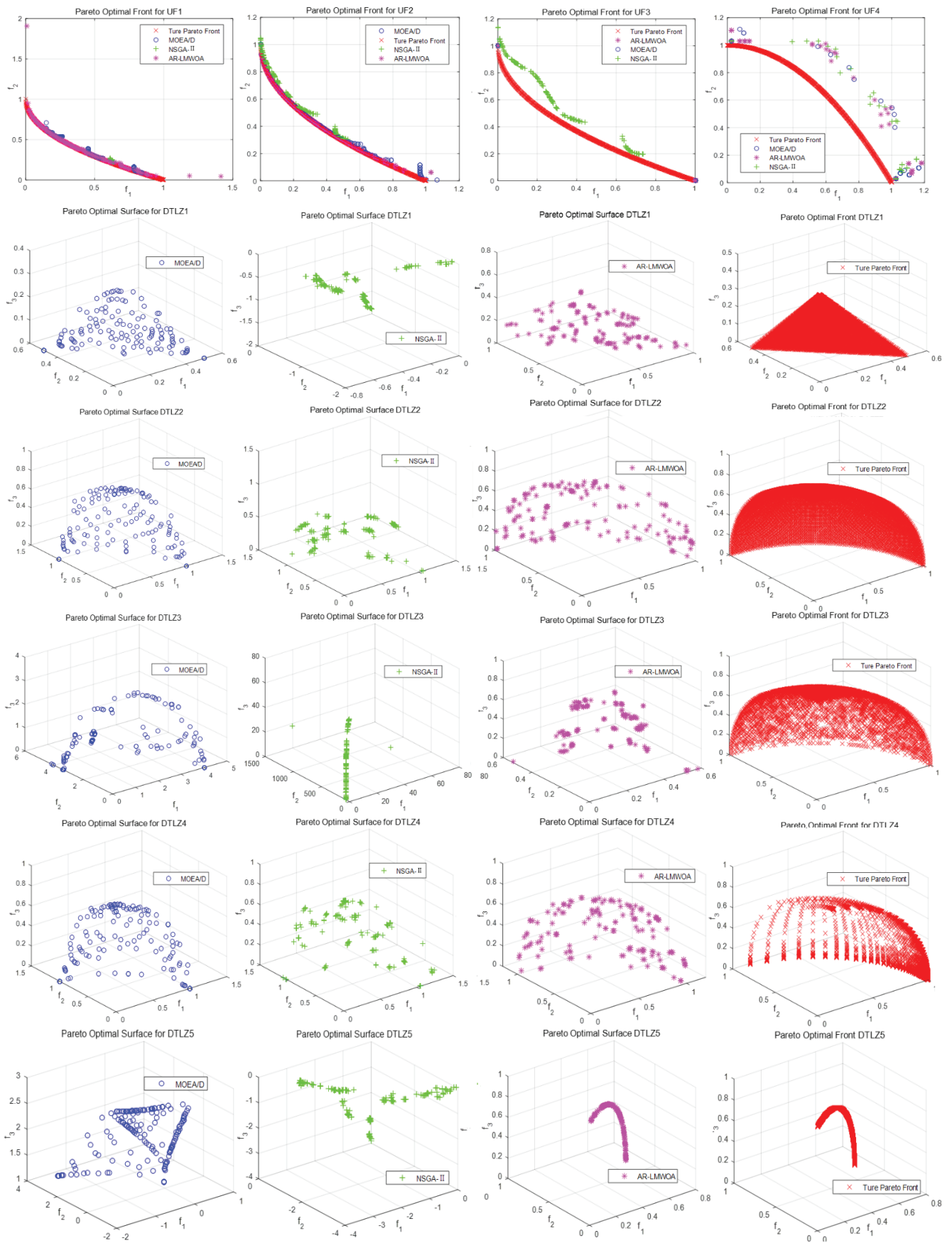


图 2 Pareto前沿面的对比情况

Fig 2 Comparison for the Pareto frontier of some testing problems

3 算例分析

本文通过两组算例说明LMOA-IF在解决电力系统优化调度问题上的有效性. 针对调度模型中复杂的等式与不等式约束, 分别采用如下3种方式进行处理. 由于不同调度问题的约束条件略有不同, 但对于系统中不同装置设备的运行约束及系统平衡约束等处理方式大致相同.

(1) 对于模型中的边界约束及可以化为边界约束的爬坡约束等, 如各装置设备的运行约束可直接利用启发式算法中的越界处理方式处理.

(2) 对于模型中各能量转换约束、储电装置的电荷状态约束, 可采用滤子技术对其进行处理, 构造由目标函数与约束违反度组成的数对 (F, G) 来表示滤子^[24], G 见式(9).

$$G = \sum_{i \in m} \max(0, g_i(X)) + \sum_{j \in n} |h_n(X)| \quad (9)$$

式中: $g_i(X)$, $h_n(X)$ 为不等式与等式约束; m , n 为其对应个数. 借助Pareto理论在最小值问题上有:

定义1 若 $F(x_i) \leq F(x_j)$, $G(x_i) \leq G(x_j)$, 则称滤子 $(F(x_i), G(x_i))$ 支配 $(F(x_j), G(x_j))$;

定义2 滤子集内的滤子互不支配.

(3) 对于模型中燃气轮机的最小停启时间约束、电量平衡约束、储能系统可持续运行约束, 可采用动态可松弛约束处理方式^[25]. 以储电为例, 先计算约束违反程度记为 ε_{ESS-e} , 再根据边界条件计算松弛度, 最后根据松弛度确定调整量.

3.1 传统动态经济调度问题

为便于对比, 选取传统DEED模型作为算例, 该算例系统是由10个火电机组组成的动态系统, 考虑阀点效应、功率平衡约束、爬坡约束, 利用Kron损失系数法计算线损, 系统各火电机组耗量特征系数、排放特征系数及火电机组输出功率界限值、系统负荷等相关运行参数与文献[26]相同. 为避免基于群体的启发式算法的偶然性, 将LMOA-IF在该问题上独立运行30次, 取平均值作为最后结果. 图3为在模糊决策后的最优折中解, 即各发电机在各个调度时段的输出功率, 包括各个时段的网损与负荷, 可在图3每个区间进行校验. 将LMOA-IF得到的结果与相同模型下其它文献中结果对比, 见表3.

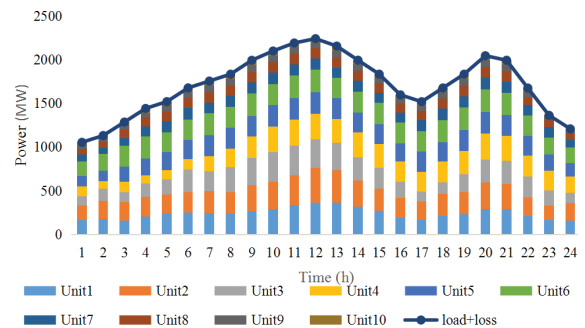


图3 算例的最优折中解

Fig 3 Optimal compromise solutions of case

表3 不同算法最优折中解对应的经济与污染排放情况对比

Tab 3 Comparisons of fuel cost and emission for optimal compromise solutions of various algorithms

	MOMFO	Pro_NSGA- II	EMOD-EDCH	Pro_PSO	Pro_MOEA/D
经济(\$)	2 488 134.68	2 555 180.88	2 530 558.94	2 508 637.51	2 516 800.658
污染排放(b)	286 009.59	299 140.86	299 124.96	296 807.30	297 015.14
	IMOEA/D_CH	MAMODE	IBFA	RCGA/NSGA- II	LMOA-IF
经济(\$)	2 514 600	2 514 113	2 517 117	2 522 600	2 524 513.06
污染排放(b)	298 360	302 742	299 037	309 940	288 724.82

很明显LMOA-IF在求解传统电力系统动态经济环境调度问题上不管是从燃料成本还是污染排放方面都获得了最小值, 是最为满意的折中解, 并具有非常显著的优势.

3.2 修改的IEEE33节点配电网与CCHP系统耦合

以修改的IEEE33节点配电网与CCHP系统耦合形成能源集成系统(integrated energy system, IES). IES包括3个虚拟能量厂(虚拟电厂VEP-e, 虚拟热厂VEP-h, 虚拟冷厂VEP-c)分别实现IES内电/热/冷负荷的需求响应. 视能源集成系统和VEP为不同的市场主体. 根据不同市场主体的运行特点, 采用双层多目标鲁棒优化方法对能源集成系统进行建模, 其中IES位于上层, VEP位于下层.

3.2.1 上层模型

目标函数1: IES运营利润最高见式(10):

$$\max f_{1.1} = \sum_{t=1}^T \left[C_t^{S-e} \left(P_{L_t}^e - \sum_{i=1}^{N_e^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-e} \right) + C_t^{S-h} \left(P_{L_t}^h - \sum_{i=1}^{N_h^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-h} \right) + C_t^{S-c} \left(P_{L_t}^c - \sum_{i=1}^{N_c^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-c} \right) - C_b^e \eta_t P_{L_t}^{e-s} - C^g (G_t^B + G_t^{GT}) + C_t^{re} P_t^{\text{grid}} \right] - C_{\text{VEP}} - C_{\text{conv}} - C_{ek} \quad (10)$$

式中: η_t 是日前市场电量购买比例; C_t^{S-e} , C_t^{S-h} , C_t^{S-c} 是电、热、冷能出售价格; C_b^e , C_t^{re} 是日前/实时市场向上级电网购电价格; C^g 是向上级气网的购气价格; $P_{L_t}^e$, $P_{L_t}^h$, $P_{L_t}^c$ 表示 t 时刻电/热/冷负荷; $P_{L_t}^{e-s}$ 为电负荷的预测值; $P_{i,t}^{\text{VEP}-e}$, $P_{i,t}^{\text{VEP}-h}$, $P_{i,t}^{\text{VEP}-c}$ 是IES对第 i 个VEP下达的调度计划,上标 e 、 h 、 c 表示VEP类型, $P_{i,t}^{\text{VEP}-e} > 0$ 表示向系统注入能量. P_t^{grid} 是系统与上级电网之间的电量交换, $P_t^{\text{grid}} > 0$ 表示RIES向上级电网售电,反之为购电. C_{VEP} 为VEP运行成本由下层模型计算得出返回至上层, UC_{conv} 、 UC_{ek} 是转换装置运行成本及旋转备用成本,见式(11)(12).

$$C_{\text{conv}} = \sum_{t=1}^T (S_{\text{WHR}} P_{\text{WHR}_t}^h + S_{\text{ABS}} P_{\text{ABS}_t}^c + S_{\text{ASR}} P_{\text{ASR}_t}^c) \quad (11)$$

$$C_{ek} = \sum_{t=1}^T \left\{ \sum_{i=1}^{N_W} K_{W_i} \gamma_{W_i} \Delta P_{W_{i,t}}^u + \sum_{i=1}^{N_{PV}} K_{PV_i} \gamma_{PV_i} \Delta P_{PV_{i,t}}^u + \sum_{i=1}^{N_L^e} K_{L_i} \gamma_{L_i} \Delta P_{L_{i,t}}^{e-u} \right\} \quad (12)$$

式中: S_{WHR} 、 S_{ABS} 、 S_{ASR} 分别为余热回收装置、吸收式制冷机、电制冷机的成本系数; N_W 、 N_{PV} 、 N_L^e 为风电站、光伏电站及常规电负荷总数; K_{W_i} 、 K_{PV_i} 、 K_{L_i} , γ_{W_i} 、 γ_{PV_i} 、 γ_{L_i} , $\Delta P_{W_{i,t}}^u$ 、 $\Delta P_{PV_{i,t}}^u$ 、 $\Delta P_{L_{i,t}}^{e-u}$ 分别为风电、光伏、常规电负荷的旋转备用惩罚系数、功率偏差系数及各功率偏差上限.

目标函数2: RIES的收益损失风险最小 $\min f_{1.2}$.

$$\text{Copula} - V_{CVaR,\beta} = \min_{C_\alpha \in \mathcal{R}} \left\{ C_\alpha + \frac{1}{1+\beta} \int_{y^I \in \Omega^{RI}} \left(\int_{y^II \in \Omega^{RII}} \left(\int_{y^III \in \Omega^{RIII}} \left(\begin{array}{l} [f^{c-l}(x,y) - C_\alpha]^+ \\ \cdot f_1(y^I) f_2(y^{II}) f_3(y^{III}) \\ \cdot C((F_1(y^I), F_2(y^{II}), F_3(y^{III}))) \end{array} \right) dy^{III} \right) dy^{II} \right) dy^I \right\} \quad (13)$$

式中: $F_1(y^I)$, $F_2(y^{II})$, $F_3(y^{III})$; $f_1(y^I)$, $f_2(y^{II})$, $f_3(y^{III})$ 分别为随机变量 y^I , y^{II} , y^{III} 的累计概率密度函数与概率密度函数. Ω^{RI} , Ω^{RII} , Ω^{RIII} 分别为随机变量 y^I , y^{II} , y^{III} 的不确定性合集,分别描述风、光伏发电,电负荷的随机性,各随机变量的不确定性合集由鲁棒理论^[26]进行构建.

目标函数3: RIES与VEP调度偏差最小.

$$\min f_{1.3} = \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=1}^{N_e^{\text{VEP}}} |P_{i,t}^{\text{VEP}-e} - P_{i,t}^{\text{VEP}-e^*}| + \sum_{i=1}^{N_h^{\text{VEP}}} |P_{i,t}^{\text{VEP}-h} - P_{i,t}^{\text{VEP}-h^*}| + \sum_{i=1}^{N_c^{\text{VEP}}} |P_{i,t}^{\text{VEP}-c} - P_{i,t}^{\text{VEP}-c^*}| \right) \quad (14)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{VEP}-e^*}$ 、 $P_{i,t}^{\text{VEP}-h^*}$ 、 $P_{i,t}^{\text{VEP}-c^*}$ 为下层优化返回至上层, N_e^{VEP} 、 N_h^{VEP} 、 N_c^{VEP} 为各VEP个数.

还需满足电量平衡、热能转换、冷能转换约束.

电量平衡约束:

$$\eta_t P_{L_t}^{e-s} + \sum_{i=1}^{N_e^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-e} + \sum_{i=1}^{N_W} P_{W_{i,t}}^e + \sum_{i=1}^{N_{PV}} P_{PV_{i,t}}^e + y_{GT_t} P_{GT_t}^e - \sum_{i=1}^{N_L^e} P_{L_{i,t}}^e - P_t^{\text{grid}} - P_{\text{ASR}_t}^e = 0, \forall t \quad (15)$$

热能转换约束:

$$\sum_{i=1}^{N_h^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-h} + p_{B_t}^h + P_{\text{WHR}_t}^h \geq P_{L_t}^h + P_{\text{ABS}_t}^h, \forall t \quad (16)$$

冷能转换约束:

$$P_{\text{ASR}_t}^c + P_{\text{ABS}_t}^c + \sum_{i=1}^{N_c^{\text{VEP}}} P_{i,t}^{\text{VEP}-c} \geq P_{L_t}^c, \forall t \quad (17)$$

为防止RIES与上级电网之间的联络线功率毛刺过多,使其能够运行平稳,将 P_t^{grid} 离散成10的整数倍,设置其上下功率界限为 P_{\max}^{grid} 、 P_{\min}^{grid} ,最大爬升功率为120 kW,最小保持功率时间为2 h.

3.2.2 下层模型

VEP将RIES下达的调用计划分解至各个可控单元上,使得两层之间调度计划偏差最小,同时VEP达到最大的经济效益与社会效益.

目标函数1: 调度计划偏差最小.

$$\begin{cases} \min f_{2.1} = \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=1}^{N_v^e} |P_{i,t}^{\text{VEP}-e*} - P_{i,t}^{\text{VEP}-e}| + \sum_{i=1}^{N_v^h} |P_{i,t}^{\text{VEP}-h*} - P_{i,t}^{\text{VEP}-h}| + \sum_{i=1}^{N_v^c} |P_{i,t}^{\text{VEP}-c*} - P_{i,t}^{\text{VEP}-c}| \right) \\ P_{i,t}^{\text{VEP}-e*} = P_{\text{LSI},i,t}^e + P_{\text{LSII},i,t}^e + P_{\text{ESS},i,t}^e \\ P_{i,t}^{\text{VEP}-h*} = P_{\text{LT},i,t}^h + P_{\text{ESS},i,t}^h \\ P_{i,t}^{\text{VEP}-c*} = P_{\text{LT},i,t}^c + P_{\text{ESS},i,t}^c \end{cases} \quad (18)$$

式中: $P_{i,t}^{\text{VEP}-e}$, $P_{i,t}^{\text{VEP}-h}$, $P_{i,t}^{\text{VEP}-c}$ 由上层模型优化所得并传递至下层.

目标函数2: 经济效益最好, 调度成本最小.

$$\begin{cases} \min f_{2.2} = \sum_{i=1}^{N_v^e} C_{\text{VEP},i}^e + \sum_{i=1}^{N_v^h} C_{\text{VEP},i}^h + \sum_{i=1}^{N_v^c} C_{\text{VEP},i}^c \\ C_{\text{VEP},i}^e = \sum_{t=1}^T \left(\xi_{\text{LSI}}^e \cdot P_{\text{LSI},i,t}^e + \xi_{\text{LSII}}^e \cdot P_{\text{LSII},i,t}^e + \xi_{\text{ESS}}^e \cdot |P_{\text{ESS},i,t}^e| \right) \\ C_{\text{VEP},i}^h = \sum_{t=1}^T \left(\xi_{\text{LT}}^h \cdot |P_{\text{LT},i,t}^h| + \xi_{\text{ESS}}^h \cdot |P_{\text{ESS},i,t}^h| \right) \\ C_{\text{VEP},i}^c = \sum_{t=1}^T \left(\xi_{\text{LT}}^c \cdot |P_{\text{LT},i,t}^c| + \xi_{\text{ESS}}^c \cdot |P_{\text{ESS},i,t}^c| \right) \end{cases} \quad (19)$$

目标函数3: 社会效益最高, 以用能舒适度来表征, 既负荷切出、转移率最低.

$$\min f_{2.3} = \frac{1}{3} \times \left[\left[1 - \sum_{i=1}^{N_v^e} \left(\frac{\lambda_{\text{LSI}}^e}{\lambda_{\text{LSI}}^e + \lambda_{\text{LSII}}^e} \sum_{t=1}^T \left(\frac{P_{\text{LSI},i,t}^e}{\text{Lim}_{i,\max}^{\text{LSI}}} \right) + \frac{\lambda_{\text{LSII}}^e}{\lambda_{\text{LSI}}^e + \lambda_{\text{LSII}}^e} \times \sum_{t=1}^T \left(\frac{P_{\text{LSII},i,t}^e}{\text{Lim}_{i,\max}^{\text{LSII}}} \right) \right) \right] \right] \quad (20)$$

$$\left[1 - \sum_{i=1}^{N_v^h} \sum_{t=1}^T \left(\frac{|P_{\text{LT},i,t}^h|}{P_{\text{LT},i}^{\max-h}} \right) \right] + \left[1 - \sum_{i=1}^{N_v^c} \sum_{t=1}^T \left(\frac{|P_{\text{LT},i,t}^c|}{P_{\text{LT},i}^{\max-c}} \right) \right]$$

式中: λ_{LSI}^e 、 λ_{LSII}^e 是各类型负荷占该类总负荷比. $\text{Lim}_{i,\max}^{\text{LSI}}$ 、 $\text{Lim}_{i,\max}^{\text{LSII}}$, $P_{\text{LT},i}^{\max-h}$ 、 $P_{\text{LT},i}^{\max-c}$ 为各类型可控负荷的总量. 从式(13)可看出, $\min f_{2.3}$ 的取值范围在[0,1], 当各可控负荷在调度周期内完全不调用时, $P_{\text{LSI},i,t}^e$ 、 $P_{\text{LSII},i,t}^e$, $P_{\text{LT},i,t}^h$ 、 $P_{\text{LT},i,t}^c$ 均为0, 此时用电舒适度最高, $\min f_{2.3}=1$; 当各可控负荷调度总量达到上限时, 用电舒适度最低, $\min f_{2.3}=0$.

下层优化模型还需满足各储能系统及可控负荷的相关约束, 其中储电约束见式(21)~(24), 式(21)为ESS的电荷状态约束, 式(22)为ESS充放电功率约束, 为保证ESS能够可持续性的循环使用, 应保证在总调度周期内其充电量等于放电量式(23), ESS充放电与电荷状态的关系见式(24). 储热、冷约束见式(25)、式(26), 与储电装置类似, 储热、冷装置也应考虑其能够可持续性的循环使用, 保证在总调度周期内能量的存储等于其释放, 式(25)、式(26)为能量存储与释放的功率约束. 可控负荷约束见式(27)~(29).

$$\text{SOC}_{\min} E_{\text{ESS},t}^e \leq E_{\text{ESS},i,t}^e \leq \text{SOC}_{\max} E_{\text{ESS},t}^e, \forall t \quad (21)$$

$$-P_{\text{ESS},t}^{e-ch} \leq P_{\text{ESS},i,t}^e \leq P_{\text{ESS},t}^{e-diss}, \forall t \quad (22)$$

$$\sum_{t=1}^T P_{\text{ESS},i,t}^e = 0 \quad (23)$$

$$\begin{cases} E_{\text{ESS},i,t}^e = (1 - \rho_{\text{ESS}}^e) E_{\text{ESS},i,(t-1)}^e - \Delta E_{\text{ESS},i,t}^e \\ \Delta E_{\text{ESS},i,t}^e = \begin{cases} P_{\text{ESS},i,t}^e \cdot \eta_c^e, P_{\text{ESS},i,t}^e > 0 \\ P_{\text{ESS},i,t}^e / \eta_d^e, P_{\text{ESS},i,t}^e \leq 0 \end{cases}, \forall t \end{cases} \quad (24)$$

式中: SOC_{min}/SOC_{max} 为最小、最大充电状态, $P_{ESS}^{e-ch}/P_{ESS}^{e-diss}$ 为最大充、放电功率, $\rho_{ESS}^e, \eta_c^e, \eta_d^e$ 为自放电率, 充、放电功率.

储冷储热系统运行方式相同, 以储热为例, 其约束如下:

$$\sum_{t=1}^T P_{ESS_{i,t}}^h = 0 \tag{25}$$

$$-P_{ESS_t}^{h-ch} \leq P_{ESS_{i,t}}^h \leq P_{ESS_t}^{h-diss}, \forall t \tag{26}$$

式中: $P_{ESS}^{h-ch}, P_{ESS}^{h-diss}$ 为其最大充、放电量.

LSI, LSII运行方式类似, 以LSI为例, 运行约束如下:

$$P_{LSI_{min,t}}^e \leq P_{LSI_{i,t}}^e \leq P_{LSI_{max,t}}^e, \forall t \tag{27}$$

可转移的冷热负荷运行方式类似, 以热负荷为例:

$$\sum_{t=1}^T P_{LT_{i,t}}^h = 0 \tag{28}$$

$$P_{LT_{min,t}}^h \leq P_{LT_{i,t}}^h \leq P_{LT_{max,t}}^h, \forall t \tag{29}$$

式中: $P_{LSI_{min,t}}^e, P_{LSI_{max,t}}^e, P_{LT_{min,t}}^h, P_{LT_{max,t}}^h$ 分别为LSI与可转移电负荷的最大调度上下限.

为避免基于群体的启发式算法的偶然性, 将LMOA-IF在该问题上独立运行30次, 取平均值作为最后结果. 图4为双层优化调度模型的Pareto有效前沿, 可以看出解较为均匀的分布在Pareto前沿上, 具有较好的分布性. 系统调度员可根据实际中的不同情况平衡RIES风险与利润、各VEP的偏差与成本进行决策, 寻找合适的最优折中解. 各目标函数的收敛情况见图5, 可以看出Pareto解集是在双层模型各目标函数均收敛下得到的有效解(社会效益度量尺度较小, 故将其乘以10 000后与VEP经济效益相加).

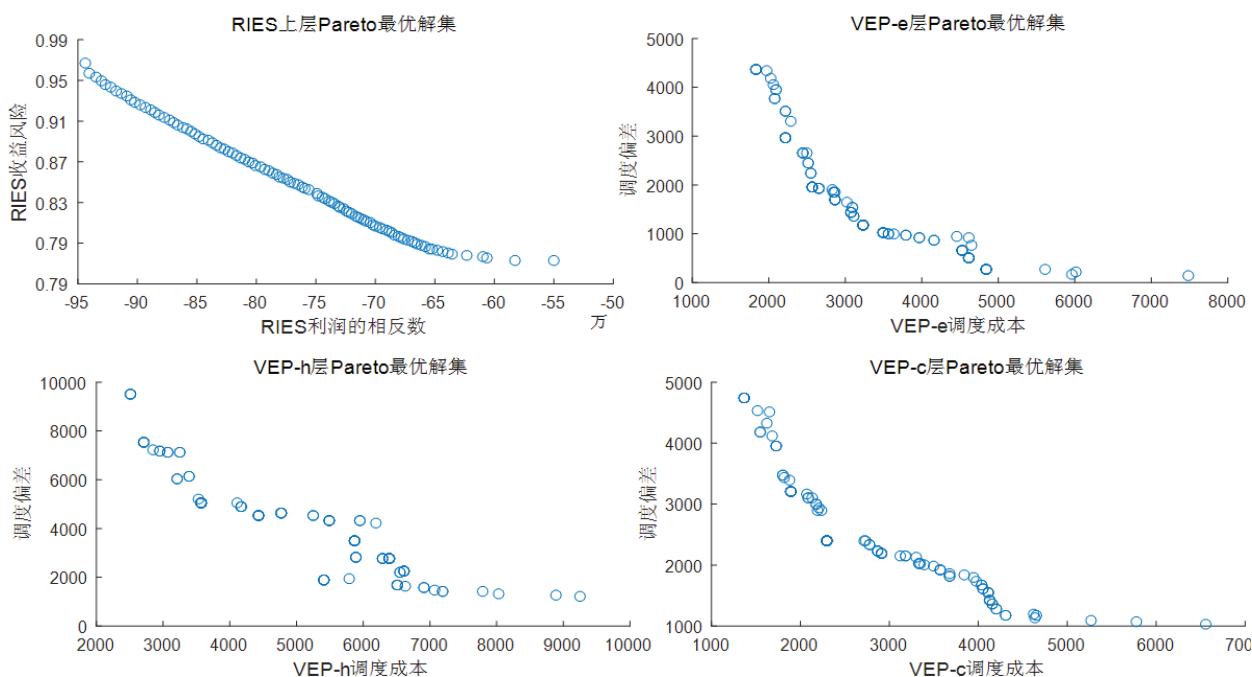


图 4 Pareto有效前沿

Fig 4 Pareto effective frontier

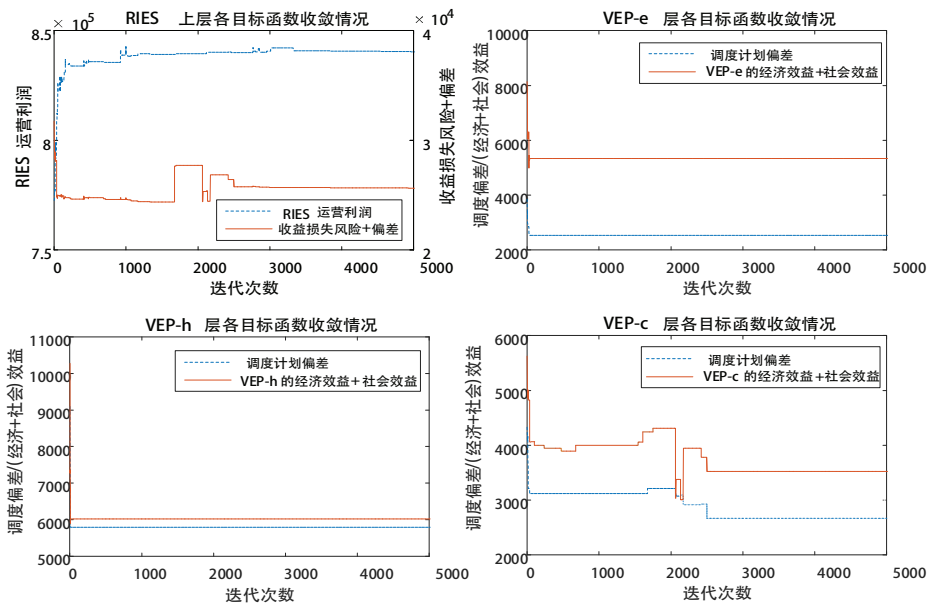


图 5 双层优化模型的收敛情况
Fig 5 Convergence for bi-level model

基于本文建立的IES两阶段鲁棒博弈模型,对以下4个算例进行分析.算例1: IES含虚拟冷热电厂;算例2: IES仅含虚拟热厂或虚拟冷厂;算例3: IES仅含虚拟电厂;算例4: IES完全不含虚拟能量厂,可调度仅为燃气轮机与锅炉.设发电与用电偏差服从正态分布(预测精度为68.27%),考虑空间集群效应,总数量均为20,置信概率均为0.6.虚拟能量厂的优化方案见图6,各算例下运行结果见表4.

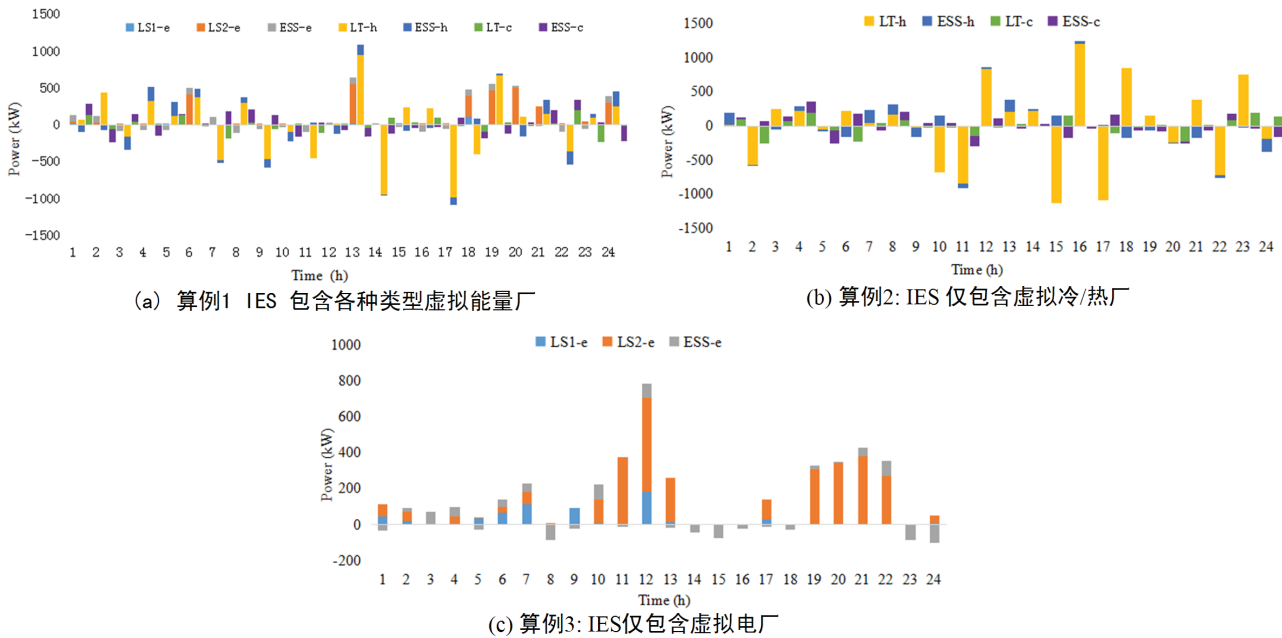


图 6 各虚拟能量厂在各算例下的调度结果
Fig 6 Optimization plan of VEP of each case

从表4可看出,随着不同类型VEP的加入,对更多种类的可调度资源与储能装置集中管理、统一调控,系统内包含的可调度资源种类相应增加,系统调度变得更加灵活,调度计划的偏差随之减小,算例1虚拟冷热电厂全参与的情况下较算例3仅有虚拟电厂参与的情况下偏差减小6%;较算例2虚拟冷或热厂参与与分别减小101.4%、176.7%.由于冷热负荷惯量大的特点,虚拟冷、热厂中包含的可控负荷主要为TL-h、TL-c,基于该类型负荷转移前后负荷总量不变的强约束条件,使得系统中可转移负荷数量增加,RIES与VEP之间的偏差会大大降低.随着系统中可

调控资源数量与类型的增加,分摊了VEP在调控时的经济与社会成本,各类可控资源充分全面参与调度,VEP的经济运行成本在VEP全参与下较仅有虚拟电厂时减少36.3%,较虚拟冷或热厂参与分别减少17.1%、6%;相应的社会成本也提高,用户的用电舒适度增高;RIES利润逐渐增加,VEP全参与下较不含VEP经济成本降低1.9%。

表 4 各算例的调度结果

Tab 4 Optimization plan of each case

类别	IES的利润(\$)	VEP的偏差(kW)			VEP经济成本(\$)			VEP的社会性		
		VEP-e	VEP-h	VEP-c	VEP-e	VEP-h	VEP-c	VEP-e	VEP-h	VEP-c
算例1	8.62×10^5	6.00×10^3	8.54×10^3	2.23×10^3	2.87×10^3	4.75×10^3	1.91×10^3	0.81	0.61	0.71
算例2	8.53×10^5	-	1.72×10^4	6.17×10^3	-	5.56×10^3	1.97×10^3	-	0.53	0.60
算例3	8.50×10^5	6.36×10^3	-	-	3.04×10^3	-	-	0.77	-	-
算例4	8.46×10^5	-	-	-	-	-	-	-	-	-

从图6可得,在用电高峰时段(11:00—13:00, 19:00—22:00), VEP向RIES注入能量以保证系统内能量供需与电量平衡,同时RIES将盈余电量以较高的实时电价在能量交易中心通过实时市场较平稳外送至上级电网,在保证大电网稳定运行的前提下解决负荷集中地区的高峰用电需求。在低耗电时期, VEP向RIES吸收能量以满足自身区域内可控资源的运行需求。对比图6中各算例VEP的调度方案可得, VEP全参与下的计划较其他两种方式更为平稳,图6(a)的累积调度相对集中在[-600 kW,600 kW],与表4中结果吻合。

4 总结

本文针对新一代能源互联网系统复杂调度模型的多目标、非线性、非凸、强耦合、强约束等特点,提出一种大规模具有不规则前沿面的多目标优化算法。利用3个常用测试集中26个测试问题证明了LMOA-IF在求解大规模具有不规则前沿面的多目标优化问题的通用性。同时两组算例说明LMOA-IF在解决电力系统优化调度问题上的有效性。未来的工作包括使算法适用于更复杂的问题,例如应对能源互联网下海量分布式设备之间信息交互与协调的大规模并行算法的研究。

参考文献:

- [1] MONDAI S, BHATTACHARYA A, NEE DEY S H. Multi-objective economic emission load dispatch solution using gravitational search algorithm and considering wind power penetration[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 44(1): 282-292.
- [2] ELATTAR E E. Modified harmony search algorithm for combined economic emission dispatch of microgrid incorporating renewable sources[J]. Energy, 2018, 159: 496-507.
- [3] JUBRIL A M, KOMOLAFE O A, ALAWODE K O. Solving multi-objective economic dispatch problem via semidefinite programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2056-2064.
- [4] ELSAKAAN A A, EL-SEHIEMY R A, KADDAH S S, et al. An enhanced moth-flame optimizer for solving non-smooth economic dispatch problem with emissions[J]. Energy, 2018, 157(15): 1063-1078.
- [5] 符杨, 张智泉, 李振坤, 等. 基于二阶段鲁棒博弈模型的微电网群及混合交直流配电系统协调能量管理策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(4): 1226-1240+1413.
FU Y, ZHANG Z Q, LI Z K, et al. A two-stage robust game approach for coordinated energy management in hybrid AC-DC distribution system with microgrid clusters[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(4): 1226-1240+1413. (in Chinese)
- [6] 周严伟. 基于快速非支配排序遗传算法的多目标流水线车间调度研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2015.
ZHOU Y W. Multi-objective flow shop scheduling based on fast non-dominated sorting genetic algorithm[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [7] JORGE L M R. Solution to economic emission load dispatch by simulated annealing: case study[J]. Electrical Engineering, 2017, 100: 749-761.
- [8] 袁亮, 袁逸萍, 冯欢欢, 等. 基于智能优化算法的车间调度问题研究[J]. 新疆大学学报(自然科学版), 2014, 31(3): 363-368.
YUAN L, YUAN Y P, FENG H H, et al. Research on job shop scheduling problem based on intelligent optimization algorithm[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition), 2014, 31(3): 363-368. (in Chinese)
- [9] GUO C X, ZHAN J P, WU Q H. Dynamic economic emission dispatch based on group search optimizer with multiple producers[J]. Electric Power Systems Research, 2012, 86(4): 8-16.

- [10] YANG F, BAI C, ZHANG Y. Research on the value and implementation framework of energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3495-3502.
- [11] 金立生, 郭柏苍, 王芳荣, 等. 基于改进YOLOv3的车辆前方动态多目标检测算法[J/OL]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(4): 1427-1436.
JIN L S, GUO B C, WANG F R, et al. Dynamic multiple object algorithm for vehicle forward based on improved YOLOv3 [J/OL]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2021, 51(4): 1427-1436. (in Chinese)
- [12] 白首华, 郭广颂, 胡天彤. 交互式多目标文化算法优化多模态混合指标[J/OL]. 计算机工程与应用, 2021, 57(17): 80-87.
BAI S H, GUO G S, HU T B. Multi-modal hybrid index optimization by interactive multi-objective cultural algorithm[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(17): 80-87. (in Chinese)
- [13] 蔡智洋, 李晶, 陈志聪, 等. 基于改进型蜻蜓算法的停电计划优化方法[J]. 机械与电子, 2020, 38(1): 37-41.
CAI Z Y, LI J, CHEN Z C, et al. Optimization method of power cut plan based on improved dragonfly algorithm[J]. Machinery & Electronics, 2020, 38(1): 37-41. (in Chinese)
- [14] 唐翠微. 基于多目标优化克隆算法的机器人模糊控制研究[J]. 机床与液压, 2020, 48(21): 51-56.
TANG C W. Research on robot fuzzy control based on multi-objective optimization clone algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2020, 48(21): 51-56. (in Chinese)
- [15] ZHANG X, TIAN Y, CHENG R, et al. A decision variable clustering-based evolutionary algorithm for large-scale many-objective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(1): 97-112.
- [16] TIAN Y, CHENG R, ZHANG X, et al. An indicator-based multiobjective evolutionary algorithm with reference point adaptation for better versatility[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2017, 22(4): 609-622.
- [17] DHANALAKSHMI S, KANNAN S, MAHADEVAN K, et al. Application of modified NSGA- II algorithm to combined economic and emission dispatch problem[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2011, 33(4): 992-1002.
- [18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [19] TIAN Y, ZHANG X, CHENG R, et al. A multi-objective evolutionary algorithm based on an enhanced inverted generational distance metric[C]. Vancouver, BC, Canada: 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2016.
- [20] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [21] VICTOR H, CANTÚ A. Multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition (moea/d) for optimal design of hydrogen supply chains[J]. Computer Aided Chemical Engineering, 2020, 48: 883-888.
- [22] ZITZLER E, KÜNZLI S. Indicator-based selection in multiobjective search[J]. Lecture Notes in Computerscience, 2004, 3242: 832-842.
- [23] LI H, ZHANG Q, DENG J. Biased multiobjective optimization and decomposition algorithm[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 47(1): 52-66.
- [24] 李笑竹, 王维庆, 王海云, 等. 考虑荷源双侧不确定性的跨区域灵活性鲁棒优化运行策略[J]. 高电压技术, 2020, 46(5): 1538-1549.
LI X Z, WANG W Q, WANG H Y, et al. Research on robust optimized operation strategy for cross-region flexibility with bilateral uncertainty of load source[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(5): 1538-1549. (in Chinese)
- [25] LI X Z, WANG W Q, WANG H Y, et al. Dynamic environmental economic dispatch of hybrid renewable energy systems based on tradable green certificates[J]. Energy, 2020, 193: 116699.
- [26] WANG Y N, WU L H, YUAN X F. Multi-objective self-adaptive differential evolution with elitist archive and crowding entropy-based diversity measure[J]. Soft Computing, 2010, 14(3): 193-209.

责任编辑: 赵新科