

控制与决策

Control and Decision

区间约束违反度引导的区间约束多目标进化算法

王飞梦, 孙靖, 戴红伟

引用本文:

王飞梦, 孙靖, 戴红伟. 区间约束违反度引导的区间约束多目标进化算法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(12): 4083–4092.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1759>

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>

[一种基于MOEA/D的组合权重方法](#)

A combination weight method based on MOEA/D
控制与决策. 2021, 36(12): 3056–3062 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0592>

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction
控制与决策. 2021, 36(12): 2910–2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

[一种求解约束多目标问题的协作进化算法](#)

A collaborative evolutionary algorithm for solving constrained multi-objective problems
控制与决策. 2021, 36(11): 2656–2664 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0791>

[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>

区间约束违反度引导的区间约束多目标进化算法

王飞梦¹, 孙靖^{2†}, 戴红伟¹

(1. 江苏海洋大学 计算机工程学院, 江苏 连云港 222005; 2. 青岛科技大学 数据科学学院, 山东 青岛 266000)

摘要: 区间约束多目标优化问题的目标函数或约束条件中至少有一个含有区间不确定性参数, 该问题广泛存在于实际工程应用中. 目前求解该问题的算法非常少, 且实际约束优化问题的可行域往往是间断的. 针对具有间断可行域的区间约束多目标优化问题, 通过定义区间约束违反度, 给出基于区间的可行性规则, 基于此, 提出一种区间约束违反度引导的区间约束多目标进化算法. 所提出算法以基于分解的区间多目标进化算法为框架, 首先, 采用拉丁超立方体采样在搜索空间中探测可行域, 利用均匀分布的采样点构成初始种群; 然后, 每隔固定进化代数, 基于个体的区间约束违反度或区间拥挤距离, 自适应调整参考向量; 接着, 使用双差分变异算子生成新个体, 并基于可行性规则更新邻域个体; 最后, 将所提出算法在构造的具有间断可行域的区间约束多目标基准函数和海岛综合能源系统优化调度问题上进行测试, 并与 3 个区间约束多目标进化算法比较. 实验结果表明, 所提出算法具有优越的性能.

关键词: 约束多目标优化问题; 区间; 进化算法; 区间约束违反度; 拉丁超立方体采样; 自适应参考向量

中图分类号: TP312

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1759

引用格式: 王飞梦, 孙靖, 戴红伟. 区间约束违反度引导的区间约束多目标进化算法 [J]. 控制与决策, 2024, 39(12): 4083-4092.

An interval constraint violation degree guided interval constrained multi-objective evolutionary algorithm

WANG Fei-meng¹, SUN Jing^{2†}, DAI Hong-wei¹

(1. School of Computer Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. School of Data Science, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266000, China)

Abstract: Interval constrained multi-objective optimization problems (ICMOPs) have at least one objective function or constraint containing interval uncertainty parameters, which is popular in practical engineering applications. There are very few algorithms for solving these problems, and practical constrained optimization problems usually have discontinuous feasible domains. For the ICMOPs with discontinuous feasible domains, a feasibility rule based on intervals is presented by defining the interval-constraint violation degree. Based on this, an interval constrained violation degree guided interval constrained multi-objective optimization algorithm is proposed. This algorithm takes the decomposition-based interval multi-objective evolutionary algorithm as the framework. Firstly, Latin hypercube sampling is utilized to explore feasible domains in the search space, and multiple evenly distributed sampling points constitute an initial population. Then, the reference vector is periodically adaptively adjusted based on the individual's interval constraint violation degree or interval crowding distance. Finally, the double difference mutation operator is employed to generate new individuals, and the neighborhood individuals are updated based on the feasibility rule. The proposed algorithm is tested on the constructed interval constrained multi-objective benchmark functions with discontinuous feasible domains and an island integrated energy system optimization scheduling problem, and is compared with three interval constrained multi-objective evolutionary algorithms. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm has superior performance.

Keywords: constrained multi-objective optimization problem; interval; evolutionary algorithm; interval constraint violation degree; Latin hypercube sampling; adaptive reference vector

收稿日期: 2023-12-20; 录用日期: 2024-04-16.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62373171); 连云港市“521工程”科研项目(LYG06521202130).

责任编辑: 孙宗耀.

†通讯作者. E-mail: jing8880@sina.com.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载浏览.

0 引言

若实际工程优化问题包含多个冲突的目标函数和约束条件,则可将其建模为约束多目标优化问题.由于实际工程问题中存在预测误差、设备转换效率波动等现象,所建模型往往含有不确定参数,这类模型称为不确定优化模型.包含区间不确定参数的约束多目标问题称为区间约束多目标优化问题(interval constrained multi-objective optimization problems, ICMOPs),如证券投资问题^[1]、车间调度问题^[2]、机械臂系统控制问题^[3]、海岛综合能源系统优化调度^[4]等.

有些实际区间多目标优化问题的可行域是间断的且被不可行域包围,不仅可行域定位难,且跨越不可行域也难.如海岛综合能源系统调度问题以经济成本最小和可再生能源出力最大为目标函数,以可再生能源出力、设备台数等为约束条件,建模为区间约束多目标模型.图1为海岛综合能源系统多目标调度问题的无约束和约束前沿.其中:加粗体方框为约束前沿,非加粗体方框为无约束前沿.由图1可见:问题的目标函数值为区间,前沿面因约束呈现间断性,相应地,该问题的可行域也是间断的.本文即研究求解具有间断可行域的ICMOPs的进化优化算法.

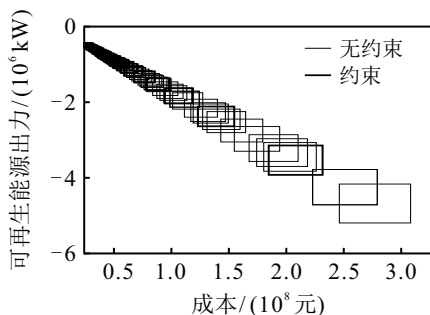


图1 海岛综合能源系统调度问题前沿

目前研究ICMOPs的工作还很少,已有处理区间多目标问题的算法大多使用基于区间偏序关系的区间Pareto占优来实现非支配解排序,但是该排序方式增加了算法的复杂度. Gan等^[5]基于MOEA/D算法框架,提出了一种基于自适应参考向量的区间多目标进化优化算法,该算法利用区间拥挤距离感知前沿的稀疏性,通过调整参考向量提升种群的分布性,但是该算法不能解决约束优化问题.

已有约束多目标优化算法大多采用基于排序^[6]、基于罚函数^[7]和转化为多目标算法^[8]的约束处理技术. Deb等^[9]结合约束违反度和Pareto占优,提出了一种用于候选解排序的可行性规则;孙浩等^[10]在上述可行性规则的基础上考虑了不可行解,设计了一种环境Pareto占优的选择策略;王蕊等^[11]引入了生成值

概念,在临界层根据拥挤距离和生成值选择个体;陈志旺等^[12]针对ICMOPs,使用区间可能度和区间拥挤距离定义区间占优关系,提出了一种交互多属性决策NSGA-II算法;Zeng等^[13]设计了一种考虑区间约束的个体选择策略,解决了含5G基站的可再生能源系统优化配置和调度问题.这些方法因缺乏处理间断可行域机制,难以高效解决间断可行域的ICMOPs.

针对间断可行域的约束多目标优化问题,现有算法主要使用多种群、多阶段方法,在保证个体可行性的同时,提高种群的多样性. Li等^[14]提出了一种多级种群混合搜索进化算法,该算法根据Pareto序值、约束违反度和可行阈值将种群分为3个子种群,并设计了种群融合策略,充分探索目标空间;Raju等^[15]针对可行区域不连续或可行区域包含不可行障碍情形,提出了一种基于双种群和多阶段的约束多目标进化算法.上述算法需要较多计算资源,且复杂度较高.

针对具有间断可行域的ICMOPs,本文通过定义区间约束违反度,给出基于区间的可行性规则,基于此,提出一种区间约束违反度引导的区间约束多目标优化算法(DIC-MOEA/D).所提出算法以基于分解的区间多目标进化算法为框架,首先,采用拉丁超立方体采样(Latin hypercube sampling, LHS)^[16]在搜索空间中探测可行域,利用多个均匀分布的采样点构成初始种群;然后,每隔固定进化代数,基于个体的区间约束违反度或区间拥挤距离,自适应调整参考向量;最后,使用双差分变异算子生成新个体,并基于可行性规则更新领域个体,以增加个体的多样性和可行性.

1 问题模型

ICMOPs模型可用下式描述:

$$\min F(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = (f_1(\mathbf{x}, \mathbf{c}_1), f_2(\mathbf{x}, \mathbf{c}_2), \dots, f_m(\mathbf{x}, \mathbf{c}_m)).$$

$$\text{s.t. } \mathbf{x} \in S;$$

$$g_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q;$$

$$h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j}) = 0, \quad j = q + 1, \dots, n;$$

$$\mathbf{c}_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{il_i})^T, \quad c_{io} = [\underline{c}_{io}, \bar{c}_{io}],$$

$$o = 1, 2, \dots, l_i, \quad i = 1, 2, \dots, m + n. \quad (1)$$

其中: $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 为 D 维决策向量; S 为决策空间; $f_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)$ ($i = 1, 2, \dots, m$)为第 i 个区间目标函数, \mathbf{c}_i 为含有 l_i 个分量的区间系数向量; $g_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})$ 、 $h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})$ 为 q 个区间不等式约束和 $n - q$ 个区间等式约束;一旦给定问题, \mathbf{c}_i 是固定的,其第 k 个分量为 c_{io} ,且 c_{io} 的下限和上限分别为 \underline{c}_{io} 和 \bar{c}_{io} .对于任意 \mathbf{x} ,存在区间系数,其对应的每个目标函数值是一个区间数,表示为 $f_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i) \triangleq [f_{i-}(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i), \bar{f}_{i-}(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)]$.

2 DIC-MOEA/D

本节通过定义个体的区间约束违反度,给出一种基于区间的可行性规则,以评价个体;基于此,以IMOEAD为框架,本文提出一种区间约束违反度引导的区间约束多目标优化算法.所提出算法基本思想如下:首先,在决策空间中采用LHS得到的均匀分布个体作为初始种群,并计算区间参考点;然后,每隔固定代数,基于个体的区间约束违反度或区间拥挤距离,引导参考向量调整;最后,利用双差分变异算子和基于区间的可行性规则更新个体.

2.1 区间约束违反度和基于区间的可行性规则

2.1.1 区间约束违反度

区间等式约束可利用容差参数 δ 转化为区间不等式约束,其形式如下所示:

$$|h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})| - \delta \leq 0, \quad (2)$$

其中 $j \in \{q+1, \dots, n\}$.个体 \mathbf{x} 的第 j 个约束的约束违反度定义为

$$G_j(\mathbf{x}) = \begin{cases} \max\{0, g_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})\}, & 1 \leq j \leq q; \\ \max\{0, |h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})| - \delta\}, & q+1 \leq j \leq n. \end{cases} \quad (3)$$

则个体 \mathbf{x} 的约束违反程度定义为所有约束的约束违反度之和,如下所示:

$$G(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n G_j(\mathbf{x}). \quad (4)$$

当个体 \mathbf{x} 的约束违反度为0时,称个体 \mathbf{x} 为可行解;否则,为不可行解.

2.1.2 基于区间的可行性规则

Deb等^[9]利用种群个体的占优关系和约束违反度,提出了个体的相对可行度概念,并根据相对可行度评价个体,进而选择较优解.对于本文研究的ICMOPs,其聚合函数值和约束违反度均为区间,因此,需要在Deb等^[9]提出的个体相对可行度概念的基础上,引入文献[5]提出的区间集成比较策略,给出基于区间的可行性规则,具体如下.

设 \mathbf{x}_1 、 \mathbf{x}_2 为种群的两个个体,有:

1) 若个体 \mathbf{x}_1 的区间约束违反度值为0, \mathbf{x}_2 的区间约束违反程度值大于0,则 \mathbf{x}_1 优于 \mathbf{x}_2 ;

2) 若 \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 的区间约束违反度值均为0,则采用区间集成比较方法^[5]比较 \mathbf{x}_1 与 \mathbf{x}_2 的区间聚合函数值,区间聚合函数值小的更优;

3) 若 \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 的区间约束违反度值均大于0,则采用区间集成比较方法比较两者的区间约束违反度值,值小的解更优.

当个体的区间约束违反度值均大于0时,表明两个个体均为不可行解.一般而言,区间约束违反度越小,不可行解越接近于可行域,也越有机会进化为可行解,并引导其他不可行解向可行域进化.因此,当两个解均为不可行解时,使用区间集成比较方法选出区间约束违反度更小的解.

2.2 基于LHS的初始种群生成策略

针对约束多目标优化问题,现有智能优化算法大多采用随机方式初始化种群,这可能导致个体在决策空间中分布不均匀.然而,本文优化问题的可行解分散且被不可行解包围,随机生成的初始种群难以探索全部可行域.考虑到LHS具有采样非重叠和全空间填充特性,能够得到均匀分布的种群,本文采用LHS在决策空间中均匀采样,进而得到初始种群,为后续的个体进化操作提供更加全面的搜索信息.

本文使用lhsdesign函数得到服从均匀分布的采样点,然后通过反归一化操作得到所需个体.具体操作如下:首先,采用LHS将 $[0, 1]$ 划分为 N 份,每份中获取一个样本, N 为种群规模,也是采样个数,由此可得到数值在 $[0, 1]$ 内的 $N \times D$ 矩阵;然后,将所得均匀采样个体通过反归一化映射到变量范围内,如下所示:

$$\mathbf{x}_{kj} = \mathbf{x}_{j,\min} + (\mathbf{x}_{j,\max} - \mathbf{x}_{j,\min}) \times \mathbf{x}_{kj}^{\text{LHS}}. \quad (5)$$

其中: $\mathbf{x}_{kj} = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kD})$ ($k = 1, 2, \dots, N$)为映射后的个体, $\mathbf{x}_{kj}^{\text{LHS}} = (x_{k1}^{\text{LHS}}, x_{k2}^{\text{LHS}}, \dots, x_{kD}^{\text{LHS}})$ 为 $[0, 1]$ 间的采样个体, $\mathbf{x}_{j,\min}$ 、 $\mathbf{x}_{j,\max}$ 分别为变量第 j 个分量的上下界.

2.3 区间约束违反度引导的参考向量调整策略

本节给出一种区间约束违反度引导的参考向量自适应调整策略.首先,计算种群个体的区间约束违反度值;然后,采用区间快速排序算法将其排序,进而得到区间中值;最后,基于相邻个体区间约束违反度值与中值的关系来判断是否执行增删向量的操作.具体如下:当相邻两个个体对应的区间约束违反度值均小于中值时,表明这两个个体对应的参考向量围成的区域更接近于或可能包含可行域,此时需要加大搜索力度,因此,在两个相邻个体对应的参考向量中插入一个参考向量,如下文式(6)所示;当两者均大于中值时,表明对应参考向量围成的区域离可行域较远,此时无需在该区域消耗更多的计算资源,因此,随机删除一个个体对应的参考向量;当一个大于而另一个小于区间中值时,则保留原参考向量,不做增删操作.算法框架如算法1所示.

算法1 区间约束违反度引导的参考向量调整

策略 $W = \text{Adjust_Vector}(P_0, N, W)$.

输入: 目标种群 P , 种群大小 N , 调整前的向量 W ;

输出: 调整后的向量 W .

1. 使用区间快速排序算法对种群个体的区间约束违反度值进行排序, 得到区间中值 G_{mid} ;
2. 根据相邻个体 G 判断是否插入权重向量;
3. for $i = 1 : N$ do
4. if $G_i < G_{\text{mid}} \ \&\& \ G_{i+1} < G_{\text{mid}}$ then
5. 使用下文式(6)生成新的参考向量并在两者间插入;
6. else if $(G_i < G_{\text{mid}} \ \&\& \ G_{i+1} > G_{\text{mid}}) \ || \ (G_i > G_{\text{mid}} \ \&\& \ G_{i+1} < G_{\text{mid}})$ then
7. 不进行增删操作;
8. else if $G_i > G_{\text{mid}} \ \&\& \ G_{i+1} > G_{\text{mid}}$ then
9. 随机删除一个个体对应的参考向量;
10. end if
11. end for

记相邻参考向量对应的序号分别为 i 和 $i + 1$, 则在两者间插入的新参考向量为

$$r' = w \left\{ \left(\frac{1}{2} \right)^h r^i + \left[1 - \left(\frac{1}{2} \right)^h \right] r^{i+1} \right\} + (1 - w) \times \left\{ \left[1 - \left(\frac{1}{2} \right)^h \right] r^i + \left(\frac{1}{2} \right)^h r^{i+1} \right\}. \quad (6)$$

其中: $w = 0$ 或 1 , h 为循环插入次数.

需要说明的是, 为了在进化过程中获取更多的信息来探索可行域, 不宜频繁调整参考向量. 因此, 算法在进化代数后, 每隔固定代数, 执行参考向量自适应调整策略, 如下文算法2中第10行~第17行所示; 且当种群个体的区间约束违反度均为0时, 种群个体均为可行解, 此时采用文献[5]提出的参考向量自适应调整策略来调整参考向量, 以增加种群个体的分布性. 此外, 将传统快速排序算法中的数比较替换为区间数比较, 即可得到算法1中的区间快速排序算法.

2.4 算法流程

DIC-MOEA/D 算法框架如算法2所示. 首先, 使用LHS得到初始种群 P_0 (第1行), 计算初始区间参考点. 然后, 初始化均匀分布的参考向量, 生成邻域矩阵 (第2行). 接着, 根据相邻个体的区间约束违反度自适应调整参考向量 (第3行). 使用双差分进化算子生成新个体 (第6行), 并更新区间参考点 (第7行), 对当前个体邻域内的个体, 计算其区间聚合函数值^[5], 使用基于区间的可行性规则进行约束处理 (第8行). 每隔固定进化代数, 判断种群个体的区间约束违反度是否全为0, 若是, 则采用区间拥挤距离自适应调整参考向量^[5] (第12行); 否则, 基于区间约束违反度更新参

考向量 (第14行), 并更新调整后参考向量对应的领域矩阵 (第16行). 最后, 达到终止条件时, 得到最优种群 (第19行).

算法2 DIC-MOEA/D 算法框架.

输入: 进化代数 Gen , 邻域大小 T , 参考向量调整周期代数 Time , 种群大小 N ;

输出: 最优种群 P .

1. LHS得到初始种群 P_0 , 区间参考点 Z ;
2. 生成均匀分布参考向量 $W \leftarrow \{r_1; r_2; \dots; r_N\}$, 邻域矩阵 $\text{Ne}_{N \times T}$;
3. $W = \text{Adjust_Vector}(P_0, N, W)$; //依据区间约束违反度调整参考向量
4. for $i = 1 : \text{Gen}$ do
5. for $i = 1 : N$ do
6. 对个体 $P_i(j)$ 执行进化操作;
7. 更新区间参考点 Z ;
8. 基于区间值聚合函数, 使用可行性规则更新邻域个体;
9. end for
10. if $\text{mod}(i, \text{Time}) == 0$ and $i < \text{Gen}$ then
11. if 种群的区间约束违反程度值全为0 then
12. $W = \text{Update_Weight}(P_i, N, W)$;
13. else
14. $W = \text{Adjust_Vector}(P_i, N, W)$;
15. end if
16. 更新邻域矩阵 $\text{Ne}_{N \times T}$;
17. end if
18. end for
19. $P \leftarrow P_{\text{Gen}}$

差分进化算子在当前种群中随机选择个体生成新个体, 以提高搜索能力. 本文使用双差分“DE/rand/1”和“DE/rand/2”进化算子平衡算法的多样性和收敛性.

2.5 复杂度分析

本节分析所提出算法的复杂度. 拉丁超立方体采样复杂度为 $O(ND)$. 其中: N 为种群大小, D 为变量维数. 在进化过程中, 拉丁超立方体采样仅操作一次. 快速排序算法复杂度为 $O(N \log N)$, 区间个体集成比较方法复杂度为 $O(mL)$. 这里: m 为目标个数, L 为区间序关系个数. 则区间快速排序算法复杂度为 $O(mNL \log N)$, 插入新参考向量的复杂度为 $O(|\bar{U}|)$, 其中 $|\bar{U}|$ 为插入参考向量的个数. 故参考向量调整策略操作一次的复杂度为 $O(mNL \log N)$. 在进化过程中: 向量调整次数为 $\lceil \text{Gen}/\text{Time} \rceil$, Gen 为最大迭代次数, Time 为调整周期. 故进化过程中: 参考向量调整策略复杂度为 $O(mNL \lceil \text{Gen}/\text{Time} \rceil \log N)$; 每次迭

代的复杂度为 $O(mNTL)$, 其中 T 为领域大小. 综上所述, DIC-MOEA/D 的最大时间复杂度为 $O(mNTLGen)$.

3 实验验证

本节通过将所提出算法与融入基于区间的可行性规则的 IMOEAD^[5]、CIMOEAD^[4] 和 CIMOEAD^[17] 三个算法对比, 验证其性能. 需要说明的是: IMOEAD 算法只能解决无约束区间多目标优化问题, 为了能够解决约束区间多目标优化问题, 将所提出基于区间的可行性规则融入 IMOEAD, 记为 IMOEAD-C; CIMOEAD 在 IMOEAD 的基础上, 使用罚函数方法处理区间约束; CIMOEAD 通过比较违反约束总数与区间切比雪夫聚合函数处理约束. 本文实验在 Windows 10 Intel(R) Core(TM) i5-9500 CPU@3.00 GHz 机器上, 由 Matlab R 2020 b 编程实现.

3.1 基准函数上测试和分析

3.1.1 基准函数

本文基于已有约束多目标基准函数, 使用 Gong 等^[18] 提出的方法构造区间约束多目标基准函数. 具体做法如下: 将原基准函数的第 1 个决策变量乘以区间 $c_1 = [0.9, 1]$, 剩余变量乘以对应的区间变量, 有

$$c_r = [0.45|\sin(0.5r\pi)|, 0.5 + 0.45|\sin(0.5r\pi)|], \quad (7)$$

其中 $r = 2, 3, \dots, D$, D 为变量的个数.

如对于 CMOP 系列中的 CMOP 1 使用上述方法构造的含区间参数的基准函数 ICMOP 1 为

$$\min \begin{cases} f_1(\mathbf{x}) = c_1x_1 + g_1(\mathbf{x}), \\ f_2(\mathbf{x}) = 1 - (c_r x_1)^2 + g_2(\mathbf{x}), \\ g_1(\mathbf{x}) = \sum_{j \in J_1} (c_r x_r - \sin(0.5\pi c_1 x_1))^2, \\ g_2(\mathbf{x}) = \sum_{j \in J_2} (c_r x_r - \cos(0.5\pi c_1 x_1))^2; \end{cases}$$

s.t. $c(\mathbf{x}) = \sin(a\pi c_1 x_1) - 0.5 \geq 0$,

$$J_1 = \{r | r \text{ is odd and } 2 \leq r \leq D\},$$

$$J_2 = \{r | r \text{ is even and } 2 \leq r \leq D\},$$

$$a = 20, D = 30, x_r \in [0, 1]. \quad (8)$$

本文选取 CMOP 1、CMOP 2^[19]、CF 1^[20] 基准函数, 根据上述方法将确定型基准函数的目标函数值转化为区间, 将对应的区间基准测试函数分别记为 ICMOP 1、ICMOP 2、ICF 1. 基于文献[21-22] 构造 DICTP 1_1~DICTP 1_4 和 DICF 1~DICF 8 系列区间基准测试函数. 其中: 测试函数的目标个数为 2; CMOP 系列的变量个数为 30, 其他系列为 10.

3.1.2 性能指标

本文实验采用如下指标评价算法性能: 1) 超体积值 (HV), 区间超体积^[1] 的中点作为超体积值, ICMOP 1~ICMOP 2 的超体积参考点为 [1, 1], CIF 1 的超体积参考点为 [1.2, 1.2], DICF 1~DICF 8 的超体积参考点为 [1, 5], DICTP 1_1~DICTP 1_4 的超体积参考点分别为 [1, 0.3]、[1, 0.4]、[1, 0.5]、[1, 0.6]. 2) 不确定度 (I)^[1], 计算种群中全部个体的不确定度均值来评价种群的不确定性. 3) 区间反世代距离 (IGD)^[23], 反映算法的收敛性和分布性. 4) 运行时间, 评价算法的效率.

3.1.3 参数设置

1) 公共参数: 种群规模 $N = 200$, 算法迭代次数 $Gen = 600$.

2) DIC-MOEA/D 参数设置: 邻域大小为 $T = 10$, 参考向量个数为 N , 参考向量调整间隔周期为 $Time = 100$ 代.

3) 对比算法 IMOEAD-C、CIMOEAD、CIMOEAD 的参数与 DIC-MOEA/D 参数设置相同.

3.1.4 实验结果与分析

本节实验分为 3 组: 前两组检验所提出 LHS 初始种群生成策略和区间约束违反度引导的参考向量调整策略的有效性, 第 3 组验证所提出算法的整体性能.

1) LHS 初始种群生成策略的有效性. 为了考察基于 LHS 的初始种群生成策略对算法性能的影响, 将所提出算法和采用随机初始种群的 DIC-MOEA/D 算法记为 DIC-MOEA/D-1, 在 15 个基准函数上进行测试, 分别单独运行 30 次, 超体积和区间反世代距离值如表 1 所示. 使用 Wilcoxon 秩和方法检验算法的差异性, “+ / - / =” 分别表示 DIC-MOEA/D-1 显著劣于/显著优于/无显著差异于所提出算法, 最优值加粗表示.

由表 1 可见: 在多数问题上, DIC-MOEA/D-1 算法的超体积和区间反世代距离指标显著劣于所提出算法; 仅在少部分问题上, DIC-MOEA/D-1 算法无显著差异于所提出算法. 这表明: LHS 能够生成均匀分布的初始种群, 有利于更好地探索可行区域, 为后续进化提供更多信息, 从而获得具有较好收敛性和分布性的 Pareto 前沿, 更加接近真实 Pareto 前沿.

2) 区间约束违反度引导的参考向量策略的有效性. 为了验证区间约束违反度引导的参考向量调整策略的有效性, 将仅利用区间拥挤距离调整参考向量的 DIC-MOEA/D 算法记为 DIC-MOEA/D-2, 与所提出算法在 15 个基准函数上进行测试. 表 2 为 DIC-

表1 DIC-MOEA/D-1算法与DIC-MOEA/D算法对比

指标	超体积均值(标准差)		区间反世代距离均值(标准差)	
	函数	DIC-MOEA/D-1	DIC-MOEA/D	DIC-MOEA/D-1
ICMOP 1	0.314 3(0.004 2)=	0.314 6(0.003 9)	0.014 0(0.012 0)+	0.006 1(0.002 2)
ICMOP 2	0.533 5(0.066 0)+	0.633 3(0.008 1)	0.041 2(0.066 0)+	0.031 3(0.014 6)
ICF 1	0.498 0(0.026 1)+	0.621 5(0.008 6)	0.352 8(0.020 5)+	0.321 4(0.007 7)
DICF 1	2.544 0(0.025 9)=	2.549 8(0.012 0)	0.053 6(0.028 8)+	0.044 1(0.007 1)
DICF 2	2.235 9(0.672 3)+	2.828 7(0.650 0)	0.173 7(0.150 3)+	0.050 5(0.144 9)
DICF 3	1.996 1(0.658 8)+	2.969 4(0.633 1)	0.261 2(0.148 8)+	0.046 5(0.140 0)
DICF 4	2.492 1(0.638 8)+	3.288 7(0.652 5)	0.163 4(0.098 1)+	0.038 9(0.098 8)
DICF 5	2.549 1(0.021 2)=	2.543 9(0.033 7)	0.054 1(0.019 6)=	0.058 6(0.023 5)
DICF 6	2.923 8(0.022 3)=	2.929 8(0.018 8)	0.034 1(0.010 1)+	0.024 6(0.008 2)
DICF 7	2.906 7(0.015 8)=	2.909 2(0.019 0)	0.031 3(0.007 4)+	0.028 5(0.007 3)
DICF 8	3.346 3(0.031 8)+	3.393 1(0.026 2)	0.046 6(0.000 6)+	0.033 8(0.000 2)
DICTP 1_1	0.223 9(0.004 9)+	0.236 3(0.005 1)	0.004 9(0.001 7)=	0.003 4(0.001 8)
DICTP 1_2	0.253 2(0.009 4)+	0.273 8(0.008 9)	0.010 3(0.005 8)+	0.007 2(0.004 7)
DICTP 1_3	0.279 2(0.013 5)+	0.307 9(0.011 8)	0.018 7(0.010 4)+	0.011 8(0.008 0)
DICTP 1_4	0.301 2(0.016 9)+	0.347 1(0.013 9)	0.034 2(0.014 7)+	0.018 6(0.010 3)

表2 DIC-MOEA/D-2算法与DIC-MOEA/D算法对比

指标	超体积均值(标准差)		区间反世代距离均值(标准差)	
	函数	DIC-MOEA/D-2	DIC-MOEA/D	DIC-MOEA/D-2
ICMOP 1	0.124 5(0.000 4)+	0.314 6(0.003 9)	0.220 2(0.012 2)+	0.006 1(0.002 2)
ICMOP 2	0.544 8(0.001 9)+	0.633 3(0.008 1)	0.166 4(0.015 1)+	0.031 3(0.014 6)
ICF 1	0.512 7(0.014 9)+	0.621 5(0.008 6)	0.378 7(0.015 9)+	0.321 4(0.007 7)
DICF 1	2.358 4(0.031 7)+	2.549 8(0.012 0)	0.039 6(0.000 5)-	0.044 1(0.007 1)
DICF 2	2.823 8(0.017 2)=	2.828 7(0.650 0)	0.046 0(0.006 6)-	0.050 5(0.144 9)
DICF 3	2.971 0(0.023 4)=	2.969 4(0.633 1)	0.060 2(0.007 9)+	0.046 5(0.140 0)
DICF 4	3.304 3(0.019 2)+	3.288 7(0.652 5)	0.068 3(0.011 5)+	0.038 9(0.098 8)
DICF 5	2.571 5(0.010 6)=	2.543 9(0.033 7)	0.043 7(0.000 1)-	0.058 6(0.023 5)
DICF 6	2.932 5(0.015 5)=	2.929 8(0.018 8)	0.056 6(0.008 3)+	0.024 6(0.008 2)
DICF 7	2.896 8(0.039 9)+	2.909 2(0.019 0)	0.257 8(0.042 1)+	0.028 5(0.007 3)
DICF 8	3.348 4(0.016 1)=	3.393 1(0.026 2)	0.048 1(0.000 7)+	0.033 8(0.000 2)
DICTP 1_1	0.230 5(0.000 4)=	0.236 3(0.005 1)	0.004 4(0.000 4)+	0.003 4(0.001 8)
DICTP 1_2	0.261 8(0.000 7)+	0.273 8(0.008 9)	0.007 5(0.000 8)=	0.007 2(0.004 7)
DICTP 1_3	0.292 4(0.000 8)+	0.307 9(0.011 8)	0.011 0(0.000 8)=	0.011 8(0.008 0)
DICTP 1_4	0.324 1(0.001 3)+	0.347 1(0.013 9)	0.019 7(0.000 1)=	0.018 6(0.010 3)

MOEA/D-2算法与所提出算法在15个基准函数上超体积和区间反世代距离的均值和标准差.使用Wilcoxon秩和方法检验算法的差异性,“+/-/=”分别表示DIC-MOEA/D-2算法获得的指标值显著劣于/显著优于/无显著差异于所提出算法,最优值加粗表示.

由表2可知:在60%问题上,DIC-MOEA/D-2算法的超体积值显著劣于所提出算法;在40%问题上,无显著差异于所提出算法.这表明利用区间约束违反度调整参考向量能够获得收敛性和分布性更好的解.在60%问题上,DIC-MOEA/D-2算法的区间反世代距离指标显著劣于所提出算法;在20%问题上,无显著差异于DIC-MOEA/D算法,在20%问题上显著优于DIC-MOEA/D算法.这表明所提出算法获取的Pareto前沿更接近真实Pareto前沿.

进一步观察所提出算法在进化过程中参考向量随进化代数的变化情况.图2为参考向量随进化代数调整的部分图像.其中:图2(a)和图2(b)分别为初始均匀分布的参考向量和一次调整后的参考向量,图2(c)和图2(d)分别为迭代300代和500代的参考向量.由图2可见,随着进化代数的增加,参考向量逐渐定位到可行域.

3)算法性能.将所提出DIC-MOEA/D算法与IMOEAD-C、CIMOEA以及CIMOEA/D算法对比,验证所提出算法的有效性.算法独立运行30次,超体积、区间反世代距离的均值和标准差分别如表3和表4所示.其中:加粗字体为最优结果,使用Wilcoxon秩和方法检验算法的差异性,“+/-/=”分别表示DIC-MOEA/D算法与对比算法性能指标间显著劣于/显著优于/无显著差异于的关系.

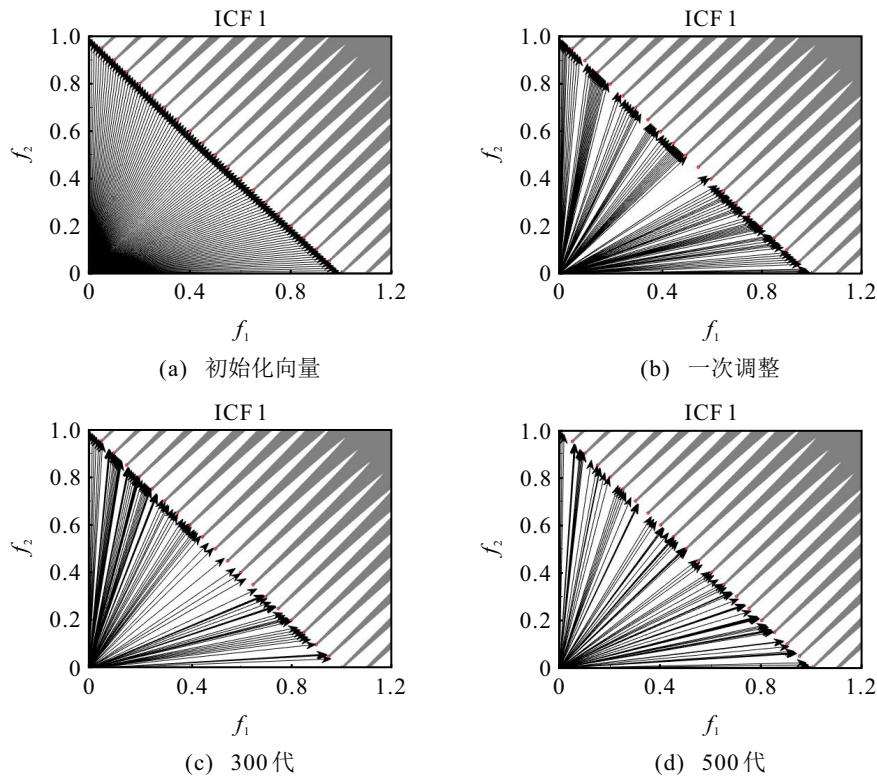


图2 参考向量调整

表3 算法所得HV的均值和标准差

函数	CIMOEA	IMOEA/D-C	CIMOEA/D	DIC-MOEA/D
ICMOP 1	0.539 8 (0.075 5) -	0.280 7 (0.032 7) +	0.307 5 (0.002 7) +	0.314 6 (0.003 9)
ICMOP 2	0.614 8 (0.125 6) +	0.603 6 (0.010 0) +	0.634 9 (0.008 2) =	0.633 3 (0.008 1)
ICF 1	0.735 5 (0.063 8) -	0.514 6 (0.012 9) +	0.498 4 (0.016 8) +	0.621 5 (0.008 6)
DICF 1	2.147 0 (0.069 9) +	2.460 8 (0.021 2) +	2.135 7 (0.041 0) +	2.549 8 (0.012 0)
DICF 2	2.451 7 (0.112 7) +	2.739 2 (0.014 5) +	2.583 1 (0.039 4) +	2.828 7 (0.650 0)
DICF 3	2.661 4 (0.113 4) +	2.876 4 (0.018 4) +	2.795 1 (0.032 0) +	2.969 4 (0.633 1)
DICF 4	2.827 8 (0.038 4) +	3.195 9 (0.015 8) +	2.953 4 (0.022 6) +	3.288 7 (0.652 5)
DICF 5	2.200 4 (0.040 8) +	2.469 2 (0.010 6) +	2.141 5 (0.049 9) +	2.543 9 (0.033 7)
DICF 6	2.721 9 (0.126 1) +	2.839 3 (0.013 8) +	2.631 5 (0.057 5) +	2.929 8 (0.018 8)
DICF 7	2.763 6 (0.095 7) +	2.801 7 (0.018 6) +	2.620 2 (0.050 7) +	2.909 2 (0.019 0)
DICF 8	2.936 3 (0.057 9) +	3.254 0 (0.021 2) +	2.923 1 (0.044 8) +	3.393 1 (0.026 2)
DICTP 1_1	0.216 0 (0.008 2) +	0.230 7 (0.000 4) =	0.230 5 (0.000 5) =	0.236 3 (0.005 1)
DICTP 1_2	0.234 1 (0.016 1) +	0.262 2 (0.000 6) +	0.261 3 (0.000 7) +	0.273 8 (0.008 9)
DICTP 1_3	0.250 6 (0.024 3) +	0.292 6 (0.001 0) +	0.292 7 (0.000 7) +	0.307 9 (0.011 8)
DICTP 1_4	0.273 1 (0.017 8) +	0.325 1 (0.000 9) +	0.324 9 (0.001 3) +	0.347 1 (0.013 9)

表4 算法所得IGD的均值和标准差

函数	CIMOEA	IMOEA/D-C	CIMOEA/D	DIC-MOEA/D
ICMOP 1	0.857 0 (0.440 9) +	0.151 1 (0.036 3) +	0.006 0 (0.001 7) =	0.006 1 (0.002 2)
ICMOP 2	0.902 7 (0.498 0) +	0.066 0 (0.017 3) +	0.023 1 (0.012 0) -	0.031 3 (0.014 6)
ICF 1	0.440 8 (0.056 8) +	0.339 7 (0.014 4) +	0.354 6 (0.017 8) +	0.321 4 (0.007 7)
DICF 1	0.270 4 (0.041 9) +	1.686 4 (0.002 2) +	0.242 3 (0.029 8) +	0.044 1 (0.007 1)
DICF 2	0.128 0 (0.023 5) +	0.028 8 (0.005 4) -	0.133 6 (0.026 6) +	0.050 5 (0.144 9)
DICF 3	0.099 7 (0.017 2) +	0.030 1 (0.005 6) -	0.094 5 (0.015 2) +	0.046 5 (0.140 0)
DICF 4	0.218 9 (0.025 0) +	0.075 8 (0.000 2) +	0.215 1 (0.015 1) +	0.038 9 (0.098 8)
DICF 5	0.254 8 (0.032 3) +	0.359 7 (0.000 2) +	0.262 0 (0.038 2) +	0.058 6 (0.023 5)
DICF 6	0.149 1 (0.028 9) +	0.025 2 (0.001 6) =	0.133 6 (0.023 1) +	0.024 6 (0.008 2)
DICF 7	0.133 1 (0.022 2) +	0.028 9 (0.000 2) =	0.127 0 (0.025 9) +	0.028 5 (0.007 3)
DICF 8	0.261 2 (0.034 8) +	0.104 0 (0.000 2) +	0.238 3 (0.024 0) +	0.033 8 (0.000 2)
DICTP 1_1	0.054 4 (0.012 5) +	0.002 4 (0.000 1) =	0.002 5 (0.000 1) -	0.003 4 (0.001 8)
DICTP 1_2	0.063 4 (0.022 6) +	0.004 4 (0.000 1) =	0.004 5 (0.000 1) -	0.007 2 (0.004 7)
DICTP 1_3	0.077 4 (0.032 3) +	0.006 6 (0.000 1) -	0.006 5 (0.000 1) -	0.011 8 (0.008 0)
DICTP 1_4	0.081 6 (0.030 3) +	0.010 7 (0.000 1) =	0.010 3 (0.000 1) =	0.018 6 (0.010 3)

由表3可见:在超体积指标上,除在ICMOP1和ICF1上,CIMOEAD算法显著优于DIC-MOEAD算法;在ICMOP2上,CIMOEAD算法无显著差异于DIC-MOEAD算法;在DICTP1_1上,IMOEA/D-C算法无显著差异于DIC-MOEAD算法.在所有基准函数上,DIC-MOEAD算法显著优于CIMOEAD算法、IMOEA/D-C算法与CIMOEAD算法.这表明,与其他算法相比,DIC-MOEAD算法对于绝大部分的基准函数均能够获得具有更好分布性和收敛性的Pareto前沿.

由表4可见:在区间反世代距离上,对于所有基准函数,DIC-MOEAD算法均显著优于CIMOEAD算法;DIC-MOEAD算法在20%基准函数上显著劣于IMOEA/D-C算法,在33%基准函数上无显著差异于

IMOEA/D-C算法,在47%基准函数上显著优于IMOEA/D-C算法;DIC-MOEAD算法在27%基准函数上显著劣于CIMOEAD算法,在13%基准函数上无显著差异于CIMOEAD算法,在60%基准函数上显著优于CIMOEAD算法.这表明,与其他算法相比,DIC-IMOEA/D算法在大部分基准函数上可获得与真实Pareto前沿更接近的Pareto前沿.

图3为4种算法求解基准函数ICTP1_1和ICTP1_2的近似Pareto前沿.由图3可见:与其他算法相比,针对间断分布的可行域,DIC-MOEAD算法能够找到更多的分布均匀的可行Pareto最优解,但是不利于在连续分布的可行域上搜索.这表明所提出参考向量调整策略更适用于具有间断可行域的ICMOPs.

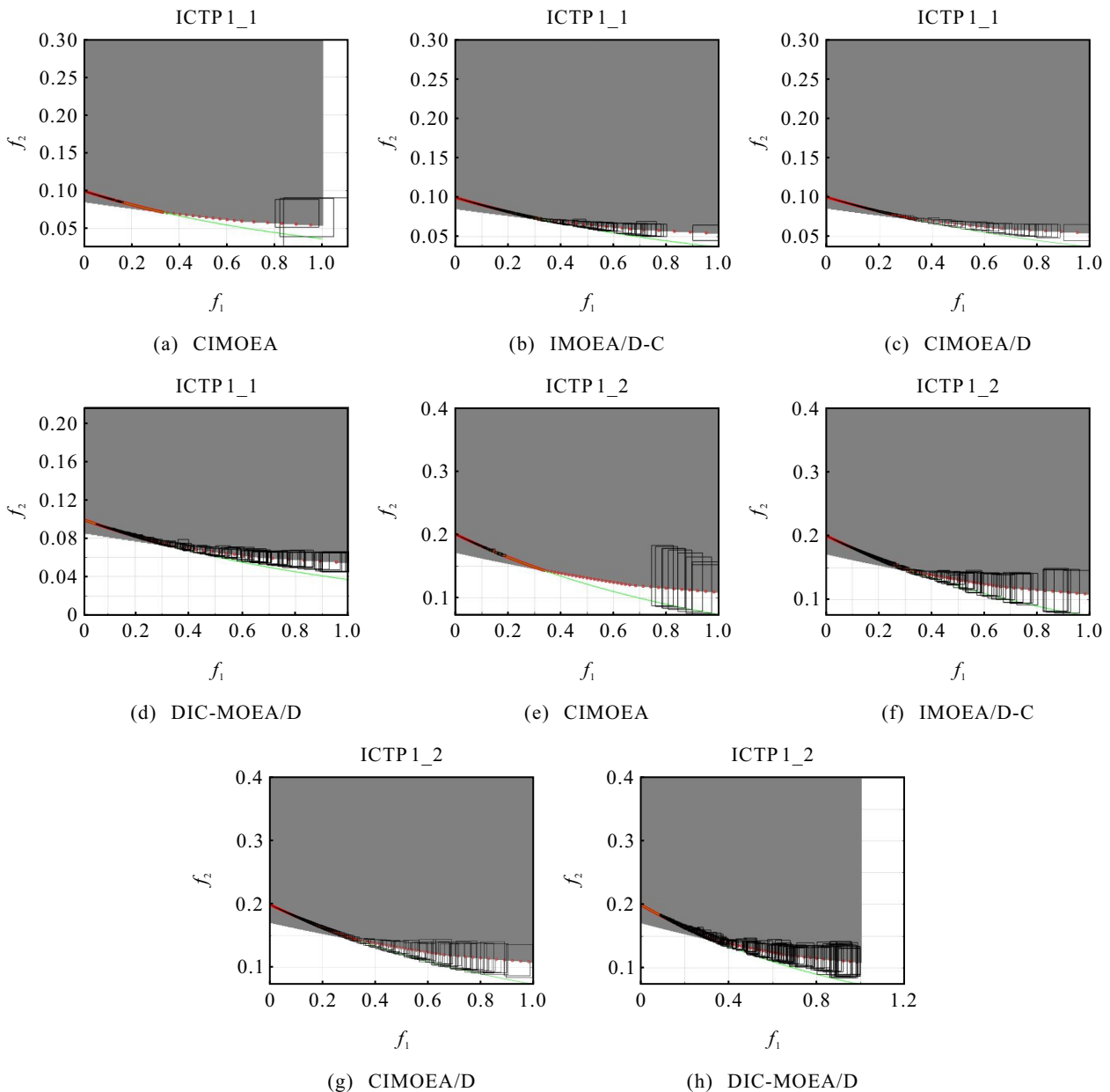


图3 4种算法求解两种测试函数的区间Pareto前沿

综上所述,所提出算法求解的 Pareto 前沿具有更好的收敛性和多样性,更接近真实 Pareto 前沿,且具有更高的运行效率.

3.2 海岛综合能源系统调度问题上测试和分析

海岛综合能源系统通过调度能源设备为系统供电,调度问题旨在满足系统正常运行的前提下,以经济成本最小以及可再生能源出力最大为目标,求解出最优的能源设备调度方案.

所有算法采用的参数设置如下:种群大小 $N = 200$,算法迭代次数 $Gen = 50$,领域大小 $T = 10$,调整间隔周期为 $Time = 100$ 代.

图4(a)和图4(b)分别为 DIC-MOEA/D 算法求得的海岛综合能源系统调度问题的近似 Pareto 前沿中点图和方框图. 由图4可见,综合能源系统多目标调度问题的前沿面是间断的.

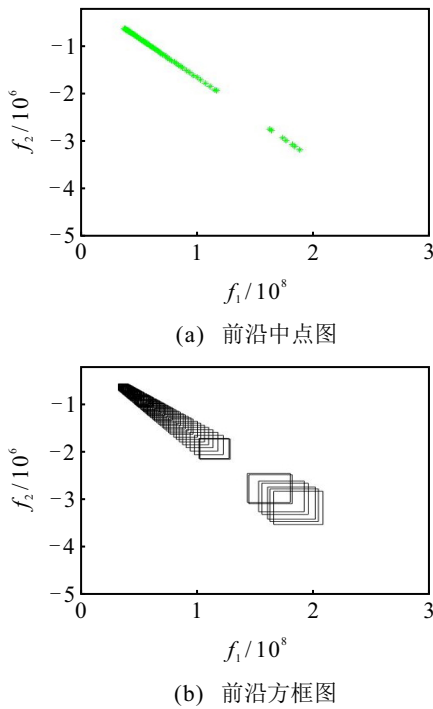


图4 DIC-MOEA/D 算法求解海岛综合能源系统调度问题的近似 Pareto 前沿

表5为4种算法得到近似前沿的超体积和运行时间. 由表5可见:与其他算法相比,所提出 DIC-MOEA/D 算法具有更高的超体积值,表明 DIC-MOEA/D 算法可获得具有更好收敛性和分布性的 Pareto 最优解集;在时间上,DIC-MOEA/D 算法优于

表5 不同算法求解海岛综合能源系统调度问题

算法	超体积	t/s	不确定度
DIC-MOEA/D	0.8258	1621.1	21.0189
CIMOEAD	0.4012	1786.8	30.1120
IMOEAD-C	0.3404	2091.9	4.6926
CIMOEAD	0.4840	1628.3	67.644

其他算法,表明其具有更高的运行效率;DIC-MOEA/D 算法具有较小的不确定度. 综上所述,相较于对比算法,所提出 DIC-MOEA/D 算法在求解海岛综合能源系统调度问题时,可获得收敛性和分布性更优的 Pareto 前沿,同时不确定度较小,求解时间最短.

4 结论

ICMOPs 在实际工程应用中是广泛存在的,目前仅有较少工作研究这类问题. 本文针对具有可行域间断分布特点的 ICMOPs,给出区间约束违反度和区间可行性规则的概念,提出了一种区间约束违反度引导参考向量调整的区间约束多目标优化算法. 所提出算法利用 LSH 生成的均匀分布个体广泛探索搜索空间的可行域,同时依据个体的区间约束违反度调整参考向量,快速定位可行域,从而获得收敛性好且分布均匀的可行 Pareto 前沿. 实验结果表明,所提出算法能够有效解决可行域间断的 ICMOPs,高效生成收敛性和多样性俱佳的 Pareto 前沿. 然而,实际生活中存在很多约束很强的 ICMOPs,其特点是可行域很小、不规则,且离散分布,如何求解含有强约束的 ICMOPs 将是未来研究方向.

参考文献(References)

- [1] 孙靖,熊岩,张恒,等. 多期证券投资组合问题的区间多目标规划求解方法[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 645-650.
(Sun J, Xiong Y, Zhang H, et al. Interval multi-objective programming methods for solving multi-period portfolio selection problems[J]. Control and Decision, 2020, 35(3): 645-650.)
- [2] 朱家政,张宏立,王聪,等. 基于深度强化学习的模糊作业车间调度问题[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 595-603.
(Zhu J Z, Zhang H L, Wang C, et al. Fuzzy job shop scheduling problem based on deep reinforcement learning[J]. Control and Decision, 2024, 39(2): 595-603.)
- [3] 周玥欣,于金鹏,刘加朋,等. 考虑输入饱和的不确定机械臂系统固定时间阻抗控制[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1146.
(Zhou Y X, Yu J P, Liu J P, et al. Fixed time impedance control for uncertain manipulator systems with input saturation[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1146.)
- [4] Wang F M, Sun J, Dai H W, et al. An interval multi-objective optimization strategy of island integrated energy system considering multiple uncertainties[J]. ICIC Express Letters, 2023, 17(10): 1143-1150.
- [5] Gan X J, Sun J, Gong D W, et al. An adaptive reference vector-based interval multiobjective evolutionary algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary

- Computation, 2023, 27(5): 1235-1249.
- [6] Takahama T, Sakai S. Efficient constrained optimization by the ϵ constrained adaptive differential evolution[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Barcelona, 2010: 1-8.
- [7] Gong W Y, Cai Z H, Liang D W. Adaptive ranking mutation operator based differential evolution for constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(4): 716-727.
- [8] Wang Y, Cai Z X, Guo G Q, et al. Multiobjective optimization and hybrid evolutionary algorithm to solve constrained optimization problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics: A Publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 2007, 37(3): 560-575.
- [9] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [10] 孙浩, 杨景明, 刘醒, 等. 基于环境Pareto支配选择策略的有约束多目标差分进化算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(1): 45-51.
(Sun H, Yang J M, Liu X, et al. Differential evolution algorithm based on environment Pareto dominated selection strategy in constrained multi-objective optimization problem[J]. Control and Decision, 2016, 31(1): 45-51.)
- [11] 王蕊, 顾清华. 一种求解约束多目标问题的协作进化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2656-2664.
(Wang R, Gu Q H. A collaborative evolutionary algorithm for solving constrained multi-objective problems[J]. Control and Decision, 2021, 36(11): 2656-2664.)
- [12] 陈志旺, 陈林, 白铎, 等. 求解约束多目标区间优化的交互多属性决策NSGA-II算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(5): 865-870.
(Chen Z W, Chen L, Bai X, et al. Interactive multi-attribute decision-making NSGA-II for constrained multi-objective optimization with interval numbers[J]. Control and Decision, 2015, 30(5): 865-870.)
- [13] Zeng B, Zhang W X, Hu P D, et al. Synergetic renewable generation allocation and 5G base station placement for decarbonizing development of power distribution system: A multi-objective interval evolutionary optimization approach[J]. Applied Energy, 2023, 351: 121831.
- [14] Li C Q, Liu Y, Zhang Y, et al. A novel multi-level population hybrid search evolution algorithm for constrained multi-objective optimization problems[J]. Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences, 2022, 34(10): 9071-9087.
- [15] Raju M S S, Dutta S, Mallipeddi R, et al. A dual-population and multi-stage based constrained multi-objective evolutionary[J]. Information Sciences, 2022, 615: 557-577.
- [16] Shields M D, Zhang J X. The generalization of Latin hypercube sampling[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 148: 96-108.
- [17] Zeng B, Zhang W X, Hu P D, et al. Synergetic renewable generation allocation and 5G base station placement for decarbonizing development of power distribution system: A multi-objective interval evolutionary optimization approach[J]. Applied Energy, 2023, 351: 121831.
- [18] Gong D W, Xu B, Zhang Y, et al. A similarity-based cooperative co-evolutionary algorithm for dynamic interval multiobjective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(1): 142-156.
- [19] Fan Z, Li W J, Cai X Y, et al. Difficulty controllable and scalable constrained multi-objective test problems[C]. International Conference on Industrial Informatics—Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration. Wuhan, 2015: 76-83.
- [20] Zhang Q F, Zhou A M, Zhao S Z, et al. Multiobjective optimization test instances for the CEC 2009 special session and competition[J]. Mechanical Engineering, 2008: 1-30.
- [21] Azzouz R, Bechikh S, Said L B, et al. Handling time-varying constraints and objectives in dynamic evolutionary multi-objective optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 39: 222-248.
- [22] Chen Q D, Ding J L, Yang S X, et al. A novel evolutionary algorithm for dynamic constrained multiobjective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(4): 792-806.
- [23] Gong D W, Sun J, Miao Z. A set-based genetic algorithm for interval many-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2018, 22(1): 47-60.

作者简介

王飞梦(1999—), 女, 硕士生, 主要研究方向为海岛综合能源系统运行调度、区间约束多目标算法, E-mail: Wangfm45@163.com;

孙靖(1975—), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为智能优化算法、区间多目标优化及其应用, E-mail: jing8880@sina.com;

戴红伟(1975—), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能计算、最优化问题、复杂网络, E-mail: hwdai@jou.edu.cn.