

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, 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进化算法. 该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; 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邻域个体. 将本文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, 本文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.

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 ICMOPs with discontinuous feasible domains, a feasibility rule based on intervals is presented by defining the interval-constraint violation degree in this paper. 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 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

0 引言

如果实际工程优化问题包含多个冲突的目标函数和约束条件, 那么我们可以将其建模为

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

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).

[†]通讯作者. E-mail: jing8880@sina.com.

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绘制了海岛综合能源系统多目标调度问题的无约束和约束前沿图,其中黑色和红色分别代表无约束和约束前沿,可以看出,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.

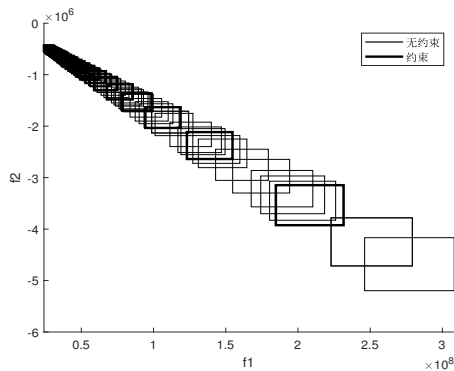


图1 海岛综合能源系统调度问题前沿图

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,提出一种用于候选解排序的可行性规则.孙等^[10]在上述可行性规则基础上考虑了不可行解,设计一种环境 Pareto 占优的选择策略.王等^[11]引入生成值概念,在临界层根据拥挤距离和

生成值选择个体.

陈等^[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三个子种群,并设计种群融合策略,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).该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.

本文安排如下,第一节给出问题模型.第二节详细描述本文所提算法,并分析算法复杂度.第三节通过实验验证本文算法在基准函数和海岛综合能源应用上的有效性.第四节总结全文并提出进一步研究方向.

1 问题模型

ICMOPs 模型可以用以下公式描述:

$$\begin{aligned} \min F(\mathbf{x}, \mathbf{c}) &= (f_1(\mathbf{x}, \mathbf{c}_1), f_2(\mathbf{x}, \mathbf{c}_2), \dots, f_m(\mathbf{x}, \mathbf{c}_m)) \\ \text{s.t. } \mathbf{x} &\in S \\ g_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j}) &\leq 0, j = 1, \dots, q \\ h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j}) &= 0, j = q + 1, \dots, n \\ \mathbf{c}_i &= (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{il_i})^T, c_{io} = [\underline{c}_{io}, \bar{c}_{io}] \\ o &= 1, 2, \dots, l_i, i = 1, 2, \dots, m + n \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 是 D 维决策向量, S 表示决策空间. $f_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 是第 i 个区间目标函数, $\mathbf{c}_i$ 是含有 l_i 个分量的区间系数向量. $g_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j}), h_j(\mathbf{x}, \mathbf{c}_{m+j})$ 是 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 个分量是 c_{io} , 并且 c_{io} 的下限和上限分别是 $\underline{c}_{io}$ 和 $\bar{c}_{io}$. 对于任何 $\mathbf{x}$ 由于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 $f_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i) \triangleq [\underline{f}_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i), \bar{f}_i(\mathbf{x}, \mathbf{c}_i)]$.

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, 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. 算法基本思想是, 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

区间等式约束可以利用容差参数 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, 如公式(4)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 提出的个体相对可行度概念基础上, 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,

(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都为 0, 则采用区间集成比较方法^[5]比较 $\mathbf{x}_1$ 和 $\mathbf{x}_2$ 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都大于 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都大于 0 时, 说明两个个体均是不可行解. 一般来讲, 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, 当两个解都是不可行解时, 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, 由此可以得到数值在 $[0, 1]$ 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, 如公式(5)所示.

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

其中, $\mathbf{x}_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kD})$, $k = 1, 2, \dots, N$ 为映射后的个体, $\mathbf{x}_k^{LHS} = (x_{k1}^{LHS}, x_{k2}^{LHS}, \dots, x_{kD}^{LHS})$ 为 $[0, 1]$ 之间的采样个体, $\mathbf{x}_{j,\min}, \mathbf{x}_{j,\max}$ 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; 接着, 采用区间快速排序算法将其排序, 进而得到区间中值; 然后, 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都小于中值时,说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,如公式(6)所示;当两者都大于中值时,说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.

Algorithm 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** $G_i < G_{mid} \&\& G_{i+1} < G_{mid}$ **then**
- 5: 使用公式(6)生成新的参考向量并在两者之间插入;
- 6: **else if** $(G_i < G_{mid} \&\& G_{i+1} > G_{mid}) \parallel (G_i > G_{mid} \&\& G_{i+1} < G_{mid})$ **then**
- 7: 不进行增删操作;
- 8: **else if** $G_i > G_{mid} \&\& G_{i+1} > G_{mid}$ **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 $i+1$,则在两者之间插入的新参考向量为:

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

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,如算法2中第10-17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;其次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);然后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,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).

Algorithm 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 $Ne_{N \times T}$;
- 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** $i = 1 : Gen$ **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** $\text{mod}(i, Time) == 0$ and $i < Gen$ **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: $W = \text{Adjust_Vector}(P_i, N, W)$; i
- 15: **end if**
- 16: 更新邻域矩阵 $Ne_{N \times T}$;
- 17: **end if**
- 18: **end for**
- 19: $P \leftarrow P_{Gen}$;

差分进化算子在当前种群中随机选择个体来生成新个体,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

本节分析所提算法的复杂度。拉丁超立方体采样的复杂度为 $O(ND)$, 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; 快速排序算法的复杂度为 $O(N \log N)$, 区间个体集成比较方法的复杂度为 $O(mL)$, 其中 m 为目标个数, L 为区间序关系个数, 则区间快速排序算法的复杂度为 $O(mNL \log N)$, 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 $\lceil \text{Gen}/\text{Time} \rceil$ 次, Gen 是最大迭代次数, Time 是调整周期, 故进化过程中, 参考向量调整策略的复杂度为 $O(mNL \lceil \text{Gen}/\text{Time} \rceil \log N)$; 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 $O(mNTL \text{Gen})$ 。

3 实验验证

本节通过将本文算法与融入基于区间的可行性规则的 IMOEAD^[5]、CIMOEAD^[4]和 CIMOEAD^[17] 3 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, 将本文所提基于区间的可行性规则融入 IMOEAD 中, 记为 IMOEAD-C; CIMOEAD 在 IMOEAD 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和区间切比雪夫聚合函数处理约束。本文实验在 Win10 Intel(R) Core(TM) i5-9500 CPU @ 3.00GHz 机器上, 由 MATLAB R2020b 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。具体做法为: 将原基准函数的第一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:

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

其中, $r = 2, 3, \dots, D$, D 是变量的个数。

如对于 CMOP 系列中的 CMOP1 使用上述方法构造的含区间参数的基准函数 ICMOP1 为:

$$\begin{aligned} \min \begin{cases} f_1(\mathbf{x}) = c_1x_1 + g_1(\mathbf{x}) \\ f_2(\mathbf{x}) = 1 - (c_r x_1)^2 + g_2(\mathbf{x}) \\ g_1(\mathbf{x}) = \sum_{j \in J_1} (c_r x_r - \sin(0.5\pi c_1 x_1))^2 \\ g_2(\mathbf{x}) = \sum_{j \in J_2} (c_r x_r - \cos(0.5\pi c_1 x_1))^2 \end{cases} \\ \text{s.t. } c(\mathbf{x}) = \sin(a\pi c_1 x_1) - 0.5 \geq 0 \\ J_1 = \{r | r \text{ is odd and } 2 \leq r \leq D\} \\ J_2 = \{r | r \text{ is even and } 2 \leq r \leq D\} \\ a = 20, D = 30, x_r \in [0, 1] \end{aligned} \quad (8)$$

本文选取 CMOP1, CMOP2^[19]、CF1^[20] 基准函数, 根据上述方法将确定型基准函数的目标数值转化为区间, 将对应的区间基准测试函数分别记为 ICMOP1, ICMOP2, ICF1。基于文献^[21-22]构造的 DICTP1.1~DICTP1.4 和 DICF1~DICF8 系列区间基准测试函数, 具体表达式见附录 A。其中, 测试函数的目标个数为 2; CMOP 系列的变量个数为 30, 其它系列为 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, ICMOP1~ICMOP2 的超体积参考点为 $[1, 1]$, ICF1 的超体积参考点为 $[1.2, 1.2]$, DICF1~DICF8 的超体积参考点为 $[1, 5]$, DICTP1.1~DICTP1.4 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 为 200, 算法迭代次数 $\text{Gen} = 600$ 。

(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 $\text{Time} = 100$ 代。

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

3.1.4 实验结果与分析

本节实验分为三组, 前两组检验本文提出的 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。第三组验证所提算法的整体性能。

表 1 DIC-MOEA/D-1 算法和 DIC-MOEA/D 算法的比较

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	DIC-MOEA/D
ICMOP1	0.3143(0.0042)=	0.3146(0.0039)	0.0140(0.0120)+	0.0061(0.0022)
ICMOP2	0.5335(0.0660)+	0.6333(0.0081)	0.0412(0.0660)+	0.0313(0.0146)
ICF1	0.4980(0.0261)+	0.6215(0.0086)	0.3528(0.0205)+	0.3214(0.0077)
DICF1	2.5440(0.0259)=	2.5498(0.0120)	0.0536(0.0288)+	0.0441(0.0071)
DICF2	2.2359(0.6723)+	2.8287(0.6500)	0.1737(0.1503)+	0.0505(0.1449)
DICF3	1.9961(0.6588)+	2.9694(0.6331)	0.2612(0.1488)+	0.0465(0.1400)
DICF4	2.4921(0.6388)+	3.2887(0.6525)	0.1634(0.0981)+	0.0389(0.0988)
DICF5	2.5491(0.0212)=	2.5439(0.0337)	0.0541(0.0196)=	0.0586(0.0235)
DICF6	2.9238(0.0223)=	2.9298(0.0188)	0.0341(0.0101)+	0.0246(0.0082)
DICF7	2.9067(0.0158)=	2.9092(0.0190)	0.0313(0.0074)+	0.0285(0.0073)
DICF8	3.3463(0.0318)+	3.3931(0.0262)	0.0466(0.0006)+	0.0338(0.0002)
DICTP1.1	0.2239(0.0049)+	0.2363(0.0051)	0.0049(0.0017)=	0.0034(0.0018)
DICTP1.2	0.2532(0.0094)+	0.2738(0.0089)	0.0103(0.0058)+	0.0072(0.0047)
DICTP1.3	0.2792(0.0135)+	0.3079(0.0118)	0.0187(0.0104)+	0.0118(0.0080)
DICTP1.4	0.3012(0.0169)+	0.3471(0.0139)	0.0342(0.0147)+	0.0186(0.0103)

表 2 DIC-MOEA/D-2 算法和 DIC-MOEA/D 算法的比较

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	DIC-MOEA/D
ICMOP1	0.1245(0.0004)+	0.3146(0.0039)	0.2202(0.0122)+	0.0061(0.0022)
ICMOP2	0.5448(0.0019)+	0.6333(0.0081)	0.1664(0.0151)+	0.0313(0.0146)
ICF1	0.5127(0.0149)+	0.6215(0.0086)	0.3787(0.0159)+	0.3214(0.0077)
DICF1	2.3584(0.0317)+	2.5498(0.0120)	0.0396(0.0005)-	0.0441(0.0071)
DICF2	2.8238(0.0172)=	2.8287(0.6500)	0.0460(0.0066)-	0.0505(0.1449)
DICF3	2.9710(0.0234)=	2.9694(0.6331)	0.0602(0.0079)+	0.0465(0.1400)
DICF4	3.3043(0.0192)+	3.2887(0.6525)	0.0683(0.0115)+	0.0389(0.0988)
DICF5	2.5715(0.0106)=	2.5439(0.0337)	0.0437(0.0001)-	0.0586(0.0235)
DICF6	2.9325(0.0155)=	2.9298(0.0188)	0.0566(0.0083)+	0.0246(0.0082)
DICF7	2.8968(0.0399)+	2.9092(0.0190)	0.2578(0.0421)+	0.0285(0.0073)
DICF8	3.3484(0.0161)=	3.3931(0.0262)	0.0481(0.0007)+	0.0338(0.0002)
DICTP1.1	0.2305(0.0004)=	0.2363(0.0051)	0.0044(0.0004)+	0.0034(0.0018)
DICTP1.2	0.2618(0.0007)+	0.2738(0.0089)	0.0075(0.0008)=	0.0072(0.0047)
DICTP1.3	0.2924(0.0008)+	0.3079(0.0118)	0.0110(0.0008)=	0.0118(0.0080)
DICTP1.4	0.3241(0.0013)+	0.3471(0.0139)	0.0197(0.0001)=	0.0186(0.0103)

3.1.4.1 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,本节将所提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,全部实验结果见附录 B 中表 S3 和 S4 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/无显著差异于所提算法,最优值加粗表示.

由表 1 可以看出,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算法;仅在少部分问题上,DIC-MOEA/D-1 算法无显著差异于所提算法;这说明,LHS 能够生成均匀分布的初始种群,有利于更好的探索可行区域,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.

3.1.4.2 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,本节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,和所提算法在 15 个基准函数上进行测试,表 2 给出了 DIC-MOEA/D-2 算法和所提算法在 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.全部结果见附录 B 中表 S5 和 S6. Wilcoxon 秩和方法检验算法的差异性,“+/-/=”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算法,在 40% 问题上无显著差异于所提算法.说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算法,20% 问题上无显著差异于 DIC-MOEA/D 算法,20% 问题上显著优于 DIC-MOEA/D 算法.这说明本文所提算法获取的 Pareto 前沿更接近真实 Pareto 前沿.

进一步观察所提算法在进化过程中参考向量随进化代数的变化情况.图 2 展示了参考向量随进化代数调整的部分图,其中 (a) 和 (b) 是初始化均匀分布的参考向量和一次调整后的参考向量,(c) 和 (d) 是迭代 300 代和 500 代的参考向量.可以看出,随着进化代数的增加,参考向量逐渐定位到可行域.

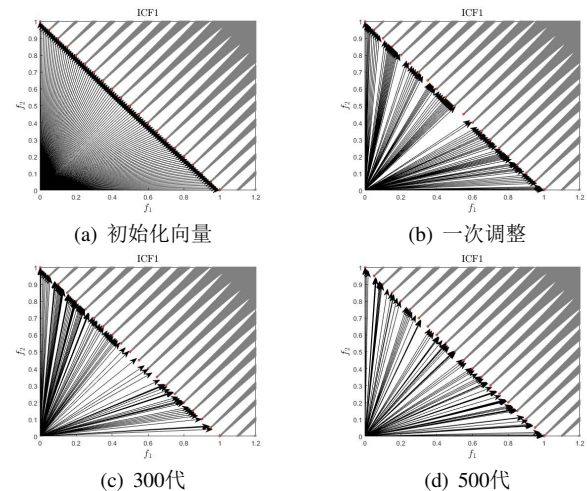


图 2 参考向量调整图

3.1.4.3 算法性能 本节将本文所提的 DIC-MOEA/D 算法与 IMOEAD-C、CIMOEA 和 CIMOEAD 算法对比,验证其有效性.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 3~4 所示,表中加粗体表示最优

结果.Wilcoxon 秩和方法用来检验算法的差异性,“+/-=”表示 DIC-MOEA/D 算法与对比算法性能指标之间显著劣于/显著优于/无显著差异于的关系。

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
ICMOP1	0.5398(0.0755)-	0.2807(0.0327)+	0.3075(0.0027)+	0.3146(0.0039)
ICMOP2	0.6148(0.1256)+	0.6036(0.0100)+	0.6349(0.0082)=	0.6333(0.0081)
ICF1	0.7355(0.0638)-	0.5146(0.0129)+	0.4984(0.0168)+	0.6215(0.0086)
DICF1	2.1470(0.0699)+	2.4608(0.0212)+	2.1357(0.0410)+	2.5498(0.0120)
DICF2	2.4517(0.1127)+	2.7392(0.0145)+	2.5831(0.0394)+	2.8287(0.6500)
DICF3	2.6614(0.1134)+	2.8764(0.0184)+	2.7951(0.0320)+	2.9694(0.6331)
DICF4	2.8278(0.0384)+	3.1959(0.0158)+	2.9534(0.0226)+	3.2887(0.6525)
DICF5	2.2004(0.0408)+	2.4692(0.0106)+	2.1415(0.0499)+	2.5439(0.0337)
DICF6	2.7219(0.1261)+	2.8393(0.0138)+	2.6315(0.0575)+	2.9298(0.0188)
DICF7	2.7636(0.0957)+	2.8017(0.0186)+	2.6202(0.0507)+	2.9092(0.0190)
DICF8	2.9363(0.0579)+	3.2540(0.0212)+	2.9231(0.0448)+	3.3931(0.0262)
DICTP1_1	0.2160(0.0082)+	0.2307(0.0004)=	0.2305(0.0005)=	0.2363(0.0051)
DICTP1_2	0.2341(0.0161)+	0.2622(0.0006)+	0.2613(0.0007)+	0.2738(0.0089)
DICTP1_3	0.2506(0.0243)+	0.2926(0.0010)+	0.2927(0.0007)+	0.3079(0.0118)
DICTP1_4	0.2731(0.0178)+	0.3251(0.0009)+	0.3249(0.0013)+	0.3471(0.0139)

由表 3 可以看出,在超体积指标上,除了在 ICMOP1 和 ICF1 上,CIMOEa 算法显著优于 DIC-MOEA/D 算法,在 ICMOP2 上,CIMOEa/D 算法无显著差异于 DIC-MOEA/D 算法,在 DICTP1_1 上,IMOEA/D-C 算法无显著差异于 DIC-MOEA/D 算法,在所有基准函数上,DIC-MOEA/D 算法显著优于 CIMOEa 算法、IMOEA/D-C 算法和 CIMOEa/D 算法,这说明,与其他算法相比,DIC-MOEA/D 算法对于绝大部分的基准函数都能获得具有更好分布性和收敛性的 Pareto 前沿。

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
ICMOP1	0.8570(0.4409)+	0.1511(0.0363)+	0.0060(0.0017)=	0.0061(0.0022)
ICMOP2	0.9027(0.4980)+	0.0660(0.0173)+	0.0231(0.0120)-	0.0313(0.0146)
ICF1	0.4408(0.0568)+	0.3397(0.0144)+	0.3546(0.0178)+	0.3214(0.0077)
DICF1	0.2704(0.0419)+	1.6864(0.0022)+	0.2423(0.0298)+	0.0441(0.0071)
DICF2	0.1280(0.0235)+	0.0288(0.0054)-	0.1336(0.0266)+	0.0505(0.1449)
DICF3	0.0997(0.0172)+	0.0301(0.0056)-	0.0945(0.0152)+	0.0465(0.1400)
DICF4	0.2189(0.0250)+	0.0758(0.0002)+	0.2151(0.0151)+	0.0389(0.0988)
DICF5	0.2548(0.0323)+	0.3597(0.0002)+	0.2620(0.0382)+	0.0586(0.0235)
DICF6	0.1491(0.0289)+	0.0252(0.0016)=	0.1336(0.0231)+	0.0246(0.0082)
DICF7	0.1331(0.0222)+	0.0289(0.0002)=	0.1270(0.0259)+	0.0285(0.0073)
DICF8	0.2612(0.0348)+	0.1040(0.0002)+	0.2383(0.0240)+	0.0338(0.0002)
DICTP1_1	0.0544(0.0125)+	0.0024(0.0001)=	0.0025(0.0001)-	0.0034(0.0018)
DICTP1_2	0.0634(0.0226)+	0.0044(0.0001)=	0.0045(0.0001)-	0.0072(0.0047)
DICTP1_3	0.0774(0.0323)+	0.0066(0.0001)-	0.0065(0.0001)-	0.0118(0.0080)
DICTP1_4	0.0816(0.0303)+	0.0107(0.0001)=	0.0103(0.0001)=	0.0186(0.0103)

由表 4 可以看出,在区间反世代距离上,对于所有基准函数,DIC-MOEA/D 算法都显著优于 CIMOEa 算法;DIC-MOEA/D 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-MOEA/D 算法在 27% 基准函数上显著劣于 CIMOEa/D 算法,在 13% 基准函数上无显著差异于 CIMOEa/D

算法,在 60% 基准函数上显著优于 CIMOEa/D 算法.这说明,与其他算法相比,DIC-IMOEA/D 算法在大部分基准函数上可以获得与真实 Pareto 前沿更接近的 Pareto 前沿。

与其他算法对比的时间和不确定度指标结果见附录 B 中表 S7 和 S8。

图 3 给出了 4 种算法求解基准函数 ICTP1_1 和 ICTP1_2 的近似 Pareto 前沿.从图 3 可以看出,与其他算法相比,针对间断分布的可行域,DIC-MOEA/D 算法能够找到更多的分布均匀的可行 Pareto 最优解,但不利于在连续分布的可行域上搜索.这说明所提参考向量调整策略更适用于具有间断可行域的 ICMOPs。

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

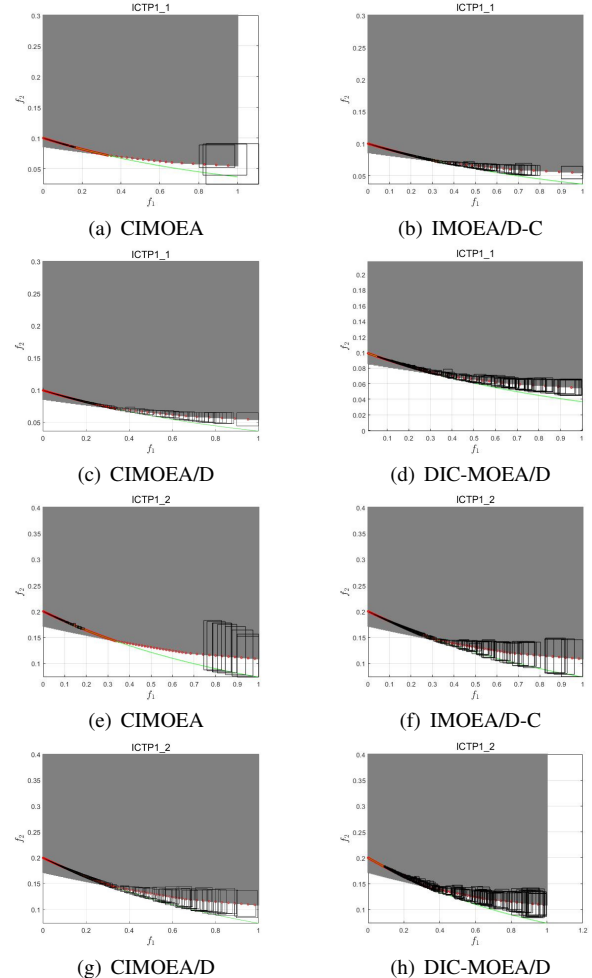


图 3 4 种算法求解 2 种测试函数的区间 Pareto 前沿

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,以经济成本最小和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.

采用本文提出的 DIC-MOEA/D 算法和 3 种对比算法求解附录 C 中的海岛综合能源系统调度问题,验证本文算法求解实际问题的有效性.

所有算法采用的参数设置如下:种群大小 N 为 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 分别给出 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.由图可以看出,综合能源系统多目标调度问题的前沿面是间断的.

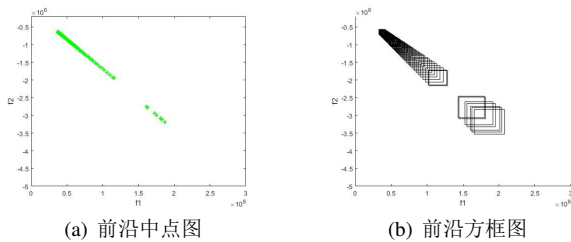


图 4 DIC-MOEA/D 算法求解海岛综合能源系统调度问题的近似 Pareto 前沿

表 5 不同算法求解海岛综合能源系统调度问题

	超体积	时间(单位:s)	不确定度
DIC-MOEA/D	0.8258	1628.3	21.0189
CIMOE	0.4012	1786.8	30.1120
IMOE/D-C	0.3404	2091.9	4.6926
CIMOE/D	0.4840	1621.1	67.644

表 5 给出 4 种算法得到近似前沿的超体积和运行时间.从表 5 可以看出,与其他算法相比,本文所提的 DIC-MOEA/D 算法具有更高的超体积

值,说明 DIC-MOEA/D 算法可以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 算法优于其他算法,说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,本文所提的 DIC-MOEA/D 算法在求解海岛综合能源系统调度问题时,可以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.该算法利用 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,本文所提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 是未来研究方向.

5 参考文献

参考文献(References)

- [1] 孙靖,熊岩,张恒,等. 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(03): 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(03): 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(02): 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(02): 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/OL]. 控制与决策, <https://doi.org/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/OL]. Control and Decision, <https://doi.org/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 multi-objective 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[J]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2010: 1-8.
- [7] Gong W Y, Cai Z H, L D W. Adaptive ranking mutation operator based differential evolution for constrained optimization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(4): 716-727.
- [8] Wang Y, Cai Z X, Guo G Q. Multiobjective optimization and hybrid evolutionary algorithm to solve constrained optimization problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, Cybernetics,

- 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 multi-objective 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]. 2015 international conference on industrial informatics-computing technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration. Wuhan: IEEE, 2015: 76-83.
- [20] Zhang Q F, Zhou A M, Zhao S Z, et al. Multi-objective optimization test instances for the CEC 2009 special session and competition[J]. Mechanical Engineering, 2008.
- [21] Radhia A, Slim B, Lamjed B S, 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, 4(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, 从事海岛综合能源系统运行调度、区间约束多目标算法等研究, E-mail: Wangfm45@163.com;

孙靖(1975—), 女, 教授, 博士, 从事智能优化算法、区间多目标优化及其应用等研究, E-mail: jing8880@sina.com;

戴红伟(1975—), 男, 教授, 博士, 从事智能计算、最优化问题、复杂网络等研究, E-mail: hwdai@jou.edu.cn.