

3-22-2023

## Multi-media Energy Planning Optimization of Steel Based on Improved MOEA/D

Hongcai Ouyang

*1.Key Laboratory of Advanced Process Control of Light Industry Process Ministry of Education Department, Wuxi, 214000, China;; 6191905030@stu.jiangnan.edu.cn*

Dinghui Wu

*1.Key Laboratory of Advanced Process Control of Light Industry Process Ministry of Education Department, Wuxi, 214000, China;; wdh123@jiangnan.edu.cn*

Junyan Fan

*1.Key Laboratory of Advanced Process Control of Light Industry Process Ministry of Education Department, Wuxi, 214000, China;*

Jing Wang

*2.Shanghai Baosight Software Co. Ltd, Shanghai, 201999, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Multi-media Energy Planning Optimization of Steel Based on Improved MOEA/D

### Abstract

**Abstract:** To address the problems of multi-media iron and steel energy planning model with more variables, complex constraints and high difficulty in model solving, an improved MOEA/D (decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm) based on adaptive neighborhood is proposed to realize multi-media energy planning optimization. *Considering the characteristics of TOU price and the buffer effect of gas holder, the objective function to minimize operation cost and total energy consumption is constructed. And the model constraints are designed such as energy supply and demand balance. The decoding method based on energy production and consumption rules is designed to determine the target value. The normalized Chebyshev aggregation function and the adaptive neighborhood update of population evolution degree are used to improve the design of MOEA/D energy planning optimization algorithm.* Through simulation and comparison experiments, it is verified that the improved MOEA/D can effectively realize energy planning optimization and improve the convergence of the solution. The optimized scheme reduces the operation cost by 1.3% and energy consumption by 1.2%.

### Keywords

energy plan, multi-objective, energy consumption, MOEA/D(decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm), neighborhood update

### Recommended Citation

Hongcai Ouyang, Dinghui Wu, Junyan Fan, Jing Wang. Multi-media Energy Planning Optimization of Steel Based on Improved MOEA/D[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 568-578.

# 基于改进 MOEA/D 的钢铁多介质能源计划优化

欧阳洪才<sup>1</sup>, 吴定会<sup>1\*</sup>, 范俊岩<sup>1</sup>, 汪晶<sup>2</sup>

(1. 江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122; 2. 上海宝信软件有限公司 上海 201999)

**摘要:** 针对多介质钢铁能源计划模型存在变量较多、约束复杂和模型求解难度高等问题, 提出基于自适应邻域的改进 MOEA/D(decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm)实现多介质能源计划优化。考虑分时电价特性和煤气柜的缓冲作用, 构建以最小化运行成本和总能耗的目标函数, 设计能源介质供需和工序饱和度等模型约束; 基于能源产耗规则的解码方法确定目标值, 定义归一化的切比雪夫聚合函数和种群进化程度的自适应邻域更新, 设计改进 MOEA/D 的能源计划优化算法。仿真对比实验验证了改进 MOEA/D 有效实现能源计划优化, 提高解的收敛性, 降低运行成本 1.3% 和能耗 1.2%。

**关键词:** 能源计划; 多目标; 能耗; MOEA/D; 邻域更新

中图分类号: TP18; TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2023)03-0568-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-1110

**引用格式:** 欧阳洪才, 吴定会, 范俊岩, 等. 基于改进 MOEA/D 的钢铁多介质能源计划优化[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(3): 568-578.

**Reference format:** Ouyang Hongcai, Wu Dinghui, Fan Junyan, et al. Multi-media Energy Planning Optimization of Steel Based on Improved MOEA/D[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 568-578.

## Multi-media Energy Planning Optimization of Steel Based on Improved MOEA/D

Ouyang Hongcai<sup>1</sup>, Wu Dinghui<sup>1\*</sup>, Fan Junyan<sup>1</sup>, Wang Jing<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Process Control of Light Industry Process Ministry of Education Department, Wuxi, 214000, China;  
2. Shanghai Baosight Software Co. Ltd, Shanghai, 201999, China)

**Abstract:** To address the problems of multi-media iron and steel energy planning model with more variables, complex constraints and high difficulty in model solving, an improved MOEA/D (decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm) based on adaptive neighborhood is proposed to realize multi-media energy planning optimization. Considering the characteristics of TOU price and the buffer effect of gas holder, the objective function to minimize operation cost and total energy consumption is constructed. And the model constraints are designed such as energy supply and demand balance. The decoding method based on energy production and consumption rules is designed to determine the target value. The normalized Chebyshev aggregation function and the adaptive neighborhood update of population evolution degree are used to improve the design of MOEA/D energy planning optimization algorithm. Through simulation and comparison experiments, it is verified that the improved MOEA/D can effectively realize energy planning optimization and improve the convergence of the solution. The optimized scheme reduces the operation cost by 1.3% and energy consumption by 1.2%.

**Keywords:** energy plan; multi-objective; energy consumption; MOEA/D(decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm); neighborhood update

收稿日期: 2021-11-01 修回日期: 2021-12-07

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1711102, 2020YFB1711100)

第一作者: 欧阳洪才(1997-), 男, 硕士生, 研究方向为智能制造。E-mail: 6191905030@stu.jiangnan.edu.cn

通讯作者: 吴定会(1970-), 男, 教授, 博士, 研究方向为智能制造。E-mail: wdh123@jiangnan.edu.cn

# 0 引言

当前, 我国钢铁工业的生产效率、效益、吨钢能耗与世界先进水平有很大差距<sup>[1]</sup>。如何降低钢铁能耗和生产成本, 一直是学界和业界普遍关注的问题<sup>[2-3]</sup>。为了有效降低成本和能耗, 需要对能源的合理利用及优化问题进行多层次、多类型的研究。

国内外学者对钢铁生产过程中能源优化建模和优化求解方法进行广泛研究。针对单种能源介质优化技术较为成熟, 文献[4]以成本和环境指标建立多周期混合整数非线性规划模型, 并采用 GAMS 数学规划求解软件, 以实现蒸汽优化调配。文献[5]利用改进粒子群算法完成转炉煤气优化分配; 文献[6]考虑煤气流量不确定性, 采用分季节性方法和滚动时域算法求解煤气优化调度模型。然而, 多种能源介质优化研究较少, 但也存在参考意义, 例如: 文献[7]以不同拟合曲线模拟各锅炉设备运行特性, 建立煤气-蒸汽-电优化调配模型, 采用 GAMS 求解器进行求解; 文献[8]基于分时电价, 设计规则+模型的复合调度方法, 以实现煤气-蒸汽-电复合调度; 文献[9]考虑多能源介质转换的耦合特点, 设计混沌自适应粒子群算法用于求解多介质能源调配。随着节能理念深入人心, 本文引入生产工序对能源优化的影响因素, 以工序饱和度为决策变量, 建立以最小化成本和能耗的多介质钢铁能源计划模型, 以达到节能降成本。此外, 采用数学规划方法对于求解规模较小的调配问题效果优异, 但随着规模扩大, 能源优化问题复杂度呈指数增长, 效果降低。故本文设计多目标优化算法以有效求解不规则能源优化问题。

MOEA/D(decomposition-based multi-objective evolutionary algorithm)具有多目标分解成多个单目标特点<sup>[10]</sup>, 但存在易陷入局部最优的问题, 本文进行邻域更新的改进, 可以实现变量较多、约束复杂的多介质能源多目标优化。构建了能源计划优化数学模型: 基于能源规则的解码计算目标值, 采用归一化的切比雪夫聚合函数进行分解操作,

根据种群进化程度的自适应邻域等策略改进 MOEA/D; 利用钢铁企业实际数据进行仿真对比实验, 验证了改进 MOEA/D 的收敛性更优, 实现能源计划优化, 降低生产成本和能耗。

# 1 能源计划优化数学模型

钢铁企业中主要的能源介质由高炉煤气(BFG)、转炉煤气(LDG)、焦炉煤气(COG)、高中低压蒸汽(S1~S3)、天然气(NG)、电力、动力煤等组成<sup>[11]</sup>。钢铁能源计划优化模型主要包含: 生产工序子系统、多介质储存子系统、多介质转换子系统和多介质运输子系统。生产工序子系统以天然资源为原料, 经过多道工序, 最后得到最终产品, 期间会产生很多可回收资源, 主要回收能源为富裕煤气、余热和电力等。富裕煤气通过多介质储存子系统暂时储存或者通过多介质转换子系统将能源转换成生产工序子系统需要的能源(蒸汽和电力)。余热则直接通过多介质转换子系统进行能源回收。钢铁能源介质配置系统会通过多介质运输子系统实现各子系统之间的能源传输与外界电网的交互。电力如果供应大于需求的话, 则向电网送电以获得收益; 电力如果供应小于需求, 则从电网购电以满足生产需求, 钢铁生产结构如图 1 所示。

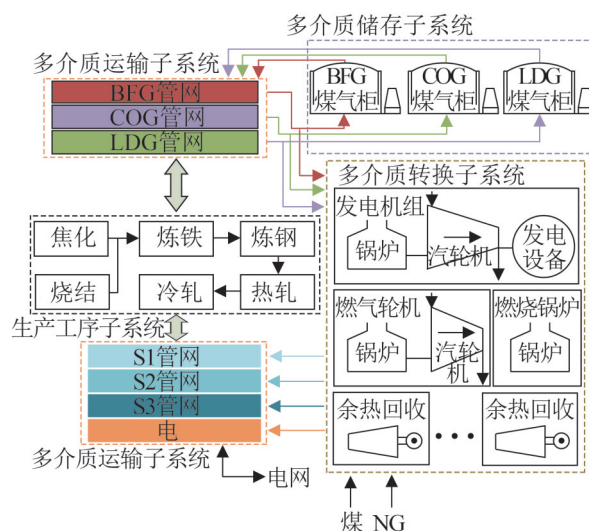


图 1 钢铁生产结构图

Fig. 1 Steel production structure figure

由于电力和天然气购买合同具有照付不议特性<sup>[12]</sup>, 能源计划的合理制定有助于减少能源额外损失, 且减少设备的过负荷造成的介质放散。

### 1.1 目标函数

本文以最小化运行成本和总能耗作为目标进行优化, 目标函数表示为

$$\begin{aligned} \min F_1 = & \sum_t (C^{\text{coal}} F_t^{\text{coal}} + C^{\text{NG}} F_t^{\text{NG}} + C_{\text{gen}}^{\text{elec}} E_t^{\text{gen}} + \\ & \sum_i C_{\text{gen}}^{\text{stm}} F_{i,t}^{\text{stm,gen}} + \sum_j C_j^{\text{gas,serv}} F_{j,t}^{\text{gas,serv}} + \\ & C_{\text{buy},t}^{\text{elec}} E_{\text{buy},t}^{\text{elec}} - C_{\text{sell},t}^{\text{elec}} E_{\text{sell},t}^{\text{elec}}) \quad (1) \\ \min F_2 = & \sum_t \sum_x (E_{x,t}^{\text{buy}} + E_{x,t}^{\text{sec}} + E_{x,t}^{\text{heat}} + E_{x,t}^{\text{tran}} + E_{x,t}^{\text{inv}}) \quad (2) \end{aligned}$$

式中:  $F_1$  为运行成本;  $F_2$  为总能耗;  $C^{\text{coal}}$  和  $C^{\text{NG}}$  分别为外购煤和天然气的单价;  $F_t^{\text{coal}}$  和  $F_t^{\text{NG}}$  分别表示时刻  $t$  的外购煤和天然气的总量;  $C_{\text{gen}}^{\text{stm}}$ 、 $C_{\text{gen}}^{\text{elec}}$  和  $C_j^{\text{gas,serv}}$  分别代表产汽设备的制造成本、发电设备的设备维护成本以及煤气  $j$  使用成本的单价;  $F_{i,t}^{\text{stm,gen}}$ 、 $E_t^{\text{gen}}$  和  $F_{j,t}^{\text{gas,serv}}$  分别为时刻  $t$  的蒸汽产生、电力产生和煤气消耗的总量;  $C_{\text{buy},t}^{\text{elec}}$  和  $C_{\text{sell},t}^{\text{elec}}$  分别表示在时刻  $t$  的外购电和外送电单价;  $E_{\text{buy},t}^{\text{elec}}$  和  $E_{\text{sell},t}^{\text{elec}}$  分别代表在时刻  $t$  的外购电和外送电的总量;  $E_{x,t}^{\text{buy}}$ 、 $E_{x,t}^{\text{sec}}$ 、 $E_{x,t}^{\text{heat}}$ 、 $E_{x,t}^{\text{tran}}$  和  $E_{x,t}^{\text{inv}}$  分别为在时刻  $t$  下能源介质  $x$  的购入能源(从能源系统外部购入的能源)、二次能源(从生产工序子系统中回收的可利用煤气和蒸汽能源)、利用余热能源(从生产工序子系统中回收的可利用余热余压能源)、外调能源(从能源系统中输送到外界的能源)以及库存变化能源(生产工序子系统和多介质储存子系统中的储存能源变化量)。

### 1.2 约束条件

本文忽略一些现实生产中的复杂因素和随机性, 并进行以下假设: 案例当天的生产计划已知, 且生产同一种钢材, 工艺生产流程固定; 气体成分在生产过程中稳定; 发电机组的机械效率固定; 煤气和蒸汽的调整在每个周期内都能完成响应;

生产运行正常且无重大检修事故。

#### (1) 工序饱和度约束

本文提出的多介质钢铁能源计划模型的决策变量设置为工序饱和度, 代表着各工序的生产运行情况。工序饱和度  $x_t^i$  定义为当前时刻  $t$  下工序  $i$  的生产量与最大生产量的比值; 最大生产量为综合考虑产品组合、劳动力、厂房、设备、原料等情况下所能达到的最大的生产量。

但由于设备限制和生产节奏的稳定需求, 各工序饱和度具有可调节范围, 如式(3)~(4)所示:

$$x_t^{i,\min} \leq x_t^i \leq x_t^{i,\max} \quad (3)$$

$$q_i \sum_t x_t^i = x_{\text{sum}}^i \quad (4)$$

式中:  $x_t^{i,\min}$  和  $x_t^{i,\max}$  分别为时刻  $t$  工序  $i$  的工序饱和度的最小值和最大值, 分别设置为 0 和 1,  $x_t^i = 0$  表示当前时刻  $t$  下工序  $i$  停产,  $x_t^i = 1$  表示当前时刻  $t$  下工序  $i$  在最优环境下以最大生产功率运行;  $q_i$  为正常运行下工序  $i$  的产品产量与该工序饱和度的比值系数;  $x_{\text{sum}}^i$  为生产任务中产量需求。

为了保证生产质量, 需要保证上下工序协调, 设计相邻工序饱和度约束, 如式(5)所示:

$$p_{i+1} (q_i x_t^i + s_t^i) \geq q_{i+1} x_t^{i+1} \quad (5)$$

式中:  $p_{i+1}$  为正常运行下工序  $i+1$  产品产量与工序  $i$  产品产量的比值系数;  $s_t^i$  为时刻  $t$  下工序  $i$  产品的库存量。

#### (2) 能源介质供需平衡

煤气、蒸汽和电作为主要介质, 其能源介质供需平衡如式(6)~(8)所示:

$$\Delta L_t^j + V_{j,t}^{\text{flar}} = \sum_e (F_{e,t}^{j,\text{gen}} - F_{e,t}^{j,\text{con}}) + F_{j,t}^{\text{sur}} \quad (6)$$

$$\sum_e F_{e,t}^{\text{stm,gen}} = \sum_e F_{e,t}^{\text{stm,con}} + F_t^{\text{stm,dem}} \quad (7)$$

$$\sum_e P_{e,t}^{\text{elec,gen}} + E_{\text{buy},t}^{\text{elec}} = E_{\text{sell},t}^{\text{elec}} + E_t^{\text{elec,dem}} \quad (8)$$

式中:  $\Delta L_t^j$  为在时刻  $t$  下煤气  $j$  的煤气柜容量变化量;  $V_{j,t}^{\text{flar}}$  为在时刻  $t$  下煤气  $j$  的放散量;  $F_{e,t}^{j,\text{gen}}$  和  $F_{e,t}^{j,\text{con}}$  分别为在辅助设备  $e$  在时刻  $t$  下煤气  $j$  的煤气产生量和消耗量;  $F_{j,t}^{\text{sur}}$  表示在时刻  $t$  下主工序产生的富裕煤气量;  $F_{e,t}^{\text{stm,gen}}$  和  $F_{e,t}^{\text{stm,con}}$  分别为辅助设备  $e$



在时刻 $t$ 下的蒸汽产生量和消耗量;  $F_t^{\text{stm,dem}}$ 为在时刻 $t$ 下主工序需要的蒸汽量;  $P_{e,t}^{\text{elec,gen}}$ 表示辅助设备 $e$ 在时刻 $t$ 下的产电量;  $E_t^{\text{elec,dem}}$ 为在时刻 $t$ 时主工序过程中电力的需求量。

### (3) 煤气柜操作约束

由于设备约束, 煤气柜容量 $L_i$ 具有最大容量 $L_j^{\text{max}}$ 和最小容量 $L_j^{\text{min}}$ 限制, 而且存在吸纳煤气和释放煤气最大速率值 $\Delta L_j^{\text{max}}$ , 如式(9)~(10)所示:

$$L_j^{\text{min}} \leq L_i^j \leq L_j^{\text{max}} \quad (9)$$

$$\Delta L_i^j \leq \Delta L_j^{\text{max}} \quad (10)$$

### (4) 混合煤气热值约束

煤气混合燃烧时, 设备中各煤气的量 $F_{e,t}^j$ 不能随意掺烧, 需要满足最小热值约束, 如式(11)所示:

$$\frac{\sum_j F_{e,t}^j H_j}{\sum_j F_{e,t}^j} \geq H_{\text{min}} \quad (11)$$

式中:  $H_j$ 为煤气 $j$ 的热值;  $H_{\text{min}}$ 为混合热值最低值。

### (5) 辅助设备特性约束

辅助设备包含发电机组、燃烧锅炉、燃气轮机和余热发电等设备。这些辅助设备通过燃烧富裕煤气、动力煤、天然气或者回收余热等方式为生产过程提供所需的蒸汽或者电力, 其能源平衡约束和设备出力如式(12)~(13)所示:

$$\eta_e E_{e,t}^{\text{in}} \geq E_{e,t}^{\text{out}} \quad (12)$$

$$F_{e,x}^{\text{min}} \leq F_t^{e,x} \leq F_{e,x}^{\text{max}} \quad (13)$$

式中:  $\eta_e$ 为辅助设备的机械效率;  $E_{e,t}^{\text{in}}$ 和 $E_{e,t}^{\text{out}}$ 分别为辅助设备的输入能量和输出能量;  $F_t^{e,x}$ 为设备出力;  $F_{e,x}^{\text{min}}$ 和 $F_{e,x}^{\text{max}}$ 分别为设备最小出力和最大出力。

## 2 基于种群进化程度的改进MOEA/D优化方法

钢铁能源计划的优化求解实际上是一个具有不规则 Pareto 前沿的多目标优化问题, 传统的数学方法难以有效解决。针对 MOEA/D 具有邻域匹配易生成均匀解特性, 通过编码和解码机制、约

束处理、分解策略和邻域更新, 设计采用自适应邻域的改进 MOEA/D。

### 2.1 MOEA/D

MOEA/D 利用个体权重向量和聚合函数将多目标问题分解成多个子问题, 降低求解复杂度<sup>[13]</sup>; 通过邻域确定交叉操作的选取范围, 提高全局搜索能力。主要步骤为:

步骤1: 算法初始化。设置算法参数, 生成一组权重向量集合并根据权重向量间距离初始化一组邻域 $B(i)$ ; 初始化初始种群并计算初始种群目标值, 生成初始理想点; 更新外部档案 $EP$ 。

步骤2: 进化操作。从邻域 $B(i)$ 中随机挑选父代个体进行交叉操作和变异操作, 产生新的子代个体。

步骤3: 约束处理。通过相应的问题约束对新解进行调整。

步骤4: 解码操作。计算子代个体的目标值。

步骤5: 分解操作。根据聚合函数和个体权重向量将多目标值转换成单目标值。

步骤6: 理想点更新。确定种群目标最优值, 更新理想点。

步骤7: 邻域更新。更新各个子问题的邻域。

步骤8: 更新外部档案。

步骤9: 终止判断。如果迭代次数达到最大值, 停止计算并输出外部档案。否则, 跳转步骤2。

能源计划优化模型约束复杂, 不可行解的过多会影响算法的收敛性和运行速度。而且多目标能源计划优化模型的能耗和成本目标值数量级相差大, 导致搜索具有偏向、收敛性差。此外固定邻域规模阻碍算法的收敛性提升。针对上述问题, 分别针对步骤3、4、5和7进行改进, 分别采用边界反弹的约束处理、基于能源产耗规则的解码机制、归一化的切比雪夫聚合函数和基于种群进化程度的邻域自适应更新。

## 2.2 MOEA/D 改进

### 2.2.1 编码与解码

#### (1) 编码

根据工艺特性，以各时刻各工序饱和度为决策变量，采用连续性实数表示在时刻  $t$  下第  $i$  道工序的工序饱和度为  $x_t^i$ 。考虑煤气管网、蒸汽管网和自发电机组等能源调配响应周期为 20~40 min，选取 1 h 作为时间粒度，将一天划分成 24 个周期的多介质能源计划。针对具有 6 道工序和 24 个周期的能源计划优化问题，采用矩阵规模为  $6 \times 24$  的矩阵来表示迭代次数为  $g$  的种群中第  $n$  个解  $\mathbf{x}_g^n$  进行编码，如式(14)所示。

$$\mathbf{x}_g^n = \begin{bmatrix} x_1^1 & \cdots & x_1^i & \cdots & x_1^6 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_t^1 & \cdots & x_t^i & \cdots & x_t^6 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{24}^1 & \cdots & x_{24}^i & \cdots & x_{24}^6 \end{bmatrix} \quad (14)$$

#### (2) 基于能源产耗规则的解码机制

由于钢铁生产具有流程长、产耗设备众多，能源介质分配难等特性<sup>[8]</sup>，本文设计基于能源产耗规则的解码机制，具体规则如下：

1) 介质消耗规则。根据煤气放散最小原则，结合本文钢厂的富裕煤气情况，设置煤气使用优先级：高炉煤气>焦炉煤气>转炉煤气。

2) 介质生产规则。考虑本系统蒸汽的不可购性，设计介质生成优先级：蒸汽生产>电生产。

3) 设备发电规则。从发电设备的自发电成本与当前时刻的购电成本、售电成本进行对比，分为 I 类~III 类设备，即  $C_{I, \text{gen}}^{\text{elec}} > C_{\text{buy}, t}^{\text{elec}} > C_{II, \text{gen}}^{\text{elec}} > C_{\text{sell}, t}^{\text{elec}} > C_{III, \text{gen}}^{\text{elec}}$ ， $C_{I, \text{gen}}^{\text{elec}}$  表示 I 类发电设备的发电成本， $C_{\text{buy}, t}^{\text{elec}}$  表示时刻  $t$  的购电成本， $C_{II, \text{gen}}^{\text{elec}}$  表示 II 类发电设备的发电成本， $C_{\text{sell}, t}^{\text{elec}}$  表示时刻  $t$  的售电收益， $C_{III, \text{gen}}^{\text{elec}}$  表示 III 类发电设备的发电成本。第 I 类发电设备按最小出力来发电。第 II 类发电设备根据电力需求满足情况进行改变：如果电力供应量小于需求量，则取电力供需差值和第 II 类设备最大出力的最小值进行发电；如果电力供应量大

于等于需求量，第 II 类设备则按最小出力来发电。第 III 类发电设备在能源充足时按最大出力来发电。

### 2.2.2 边界反弹的约束处理

由于多目标能源计划优化模型的变量较多和约束复杂，在种群搜索过程中，个体易长时间滞留不可行域范围，造成收敛缓慢的现象。采用边界反弹的约束处理能够对不可行解进行调整，逃离不可行域，提高收敛速度。

边界反弹的约束处理基于不可行解的过界参数值与边界值之间的差值进行缩放，使越界值回归到边界临近值，搜索朝着可行域方向前进，即设计缩放因子的随机池，确定种群中不可行解的超界值  $x_t^i$ 。从随机池中选择缩放因子  $\alpha$ ，按式(15)进行调整。

$$x_t^{i'} = x_t^i + \alpha \min(u_t^i - x_t^i, x_t^i - l_t^i) \quad (15)$$

式中： $x_t^{i'}$  为调整后不可行解的边界临近值； $u_t^i$  和  $l_t^i$  分别为超界值  $x_t^i$  在可行域的上界与下界。

### 2.2.3 归一化切比雪夫聚合函数的分解操作

能源计划优化目标函数为成本和能耗，两者的数量级相差较大，使得算法搜索方向偏向数量级大的目标，难以产生均匀分布的解。因此，针对算法步骤中的分解操作，定义归一化的切比雪夫聚合函数，以获得均匀分布的最优解集。

归一化的切比雪夫聚合函数为

$$g^{\text{te}}(\mathbf{x}_g^n | \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{z}^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \lambda_i \left| \frac{f_i(\mathbf{x}_g^n) - z_i^*}{z_i^{\text{max}} - z_i^*} \right| \right\} \quad (16)$$

式中： $g^{\text{te}}(\mathbf{x}_g^n | \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{z}^*)$  为经过分解操作得到子问题的聚合值； $\boldsymbol{\lambda}$  为权重向量； $m$  为目标维度； $f_i(\mathbf{x}_g^n)$  表示解  $\mathbf{x}_g^n$  的第  $i$  维目标值； $z_i^*$  为第  $i$  维理想点； $z_i^{\text{max}}$  为第  $i$  维目标值的最大值。

### 2.2.4 基于种群进化程度的邻域自适应更新

邻域规模决定种群进化时的可选个体范围，控制种群迭代，影响算法的收敛性。针对算法步骤中的邻域更新，依据子问题的进化程度，自适应地调整子问题的邻域规模，提高解的收敛性。

首先, 定义个体的进化程度为子问题  $n$  聚合值的相对下降率为

$$\Delta_n = \frac{g^{tc}(\mathbf{x}_g^n | \lambda, z^*) - g^{tc}(\mathbf{x}_{g-1}^n | \lambda, z^*)}{g^{tc}(\mathbf{x}_{g-1}^n | \lambda, z^*)} \quad (17)$$

式中:  $g^{tc}(\mathbf{x}_{g-1}^n | \lambda, z^*)$  为第  $g-1$  代子问题的聚合函数值。

按式(18)计算种群基础邻域规模大小:

$$T_g = \max(T_{\max}(1 - \frac{g}{Maxgen}), T_{\min}) \quad (18)$$

式中:  $T_{\max}$  和  $T_{\min}$  分别为种群邻域规模最大值和最小值;  $g$  为迭代次数;  $Maxgen$  为最大迭代次数。

在确定种群基础邻域规模  $T_g$  和子问题的相对下降率  $\Delta_n$  后, 自适应地调整子问题对应的邻域规模  $T_g^n$ 。如果上代个体的进化步伐较大, 则适当减小当代个体的邻域规模, 使个体在新收敛点进行广度搜索, 使种群朝向全方位展开搜索, 如式(19)所示:

$$T_g^n = \begin{cases} T_g, \Delta_n < \varepsilon \\ \max(\text{mod}(T_g - 0.05 \frac{\Delta_n}{\varepsilon}), T_{\min}), \Delta_n \geq \varepsilon \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\text{mod}(\cdot)$  为取整函数;  $\varepsilon$  为进化程度阈值。

## 2.3 改进MOEA/D描述

由于多目标能源计划模型变量较多和约束复杂, 主要针对算法的解码操作、约束处理、分解操作和邻域更新进行改进, 以提高最优解集的收敛性。基于种群进化程度的改进MOEA/D算法的主要步骤如下:

步骤1: 算法初始化。设置算法参数, 生成一组权重向量集并根据权重向量间距离初始化一组邻域; 采用编码生成初始种群并计算初始种群目标值, 生成初始理想点; 更新外部档案。

步骤2: 进化操作。从邻域中随机挑选出两个序号, 分别采用DE交叉算子和多项式变异算子进行交叉操作与变异操作, 产生新的子代个体。

步骤3: 约束处理。根据2.2.2节提出的边界反弹的约束处理对不可行解进行调整。

步骤4: 解码操作。根据2.1节中的基于能源产耗规则的解码机制计算目标值。

步骤5: 分解操作。根据2.2.3节的归一化的切比雪夫聚合函数和个体权重向量将多目标进行分解。

步骤6: 理想点更新。确定种群目标最优值, 更新理想点。

步骤7: 邻域更新。根据2.2.4节的基于种群进化程度的邻域自适应更新各子问题的邻域。

步骤8: 更新外部档案。

步骤9: 终止判断。如果迭代次数达到最大值, 停止计算并输出外部档案。否则, 跳转步骤2。

## 3 仿真分析

### 3.1 实验设置

在某钢铁企业的历史数据下, 采用多目标粒子群(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)算法、多目标遗传算法(multi-objective genetic algorithm, MOGA)、带精英策略的非支配排序的遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm with elite strategy, NSGA-II), 以及3种分别采用不同聚合函数的MOEA/D: 基于加权求和的MOEA/D-WS (MOEA/D with weighted sum approach)、基于边界惩罚的MOEA/D-PBI (MOEA/D with penalty-based boundary intersection)和基于切比雪夫法的MOEA/D-TE (MOEA/D with weighted Tchebycheff approach)作为本文对比算法, 与本文提出的基于种群进化程度的改进MOEA/D应用于能源计划优化模型进行对比分析, 验证改进MOEA/D的收敛性提升。

反世代距离度量(inverted generational distance, IGD<sup>[14]</sup>)表示算法获取的Pareto集合到真实Pareto前沿的最小距离平均值。超体积度量(hypervolume, HV<sup>[15]</sup>)表示算法获取的Pareto集合与参考点构成的超立方体体积。IGD测度和HV测度都能够从多样性和收敛性2个方面评价算法的综合性能。IGD测



度越小，该算法获得的 Pareto 集合在收敛性和多样性的方面更加接近真实帕累托前沿，收敛性和多样性较好；HV 测度越大，说明该 Pareto 集合超平面空间分布广泛，算法的综合性能包括收敛性和多样性越好。故选取 IGD 和 HV 测度作为本文的性能评价指标。

根据电网分时电价<sup>[9]</sup>，经过多次仿真试验，基于种群进化程度的改进 MOEA/D 的相关参数设置如表 1 所示。

表 1 改进 MOEA/D 参数设置  
Table 1 Improved MOEA/D parameter settings

主要参数	量值	主要参数	量值
种群大小	120	交叉概率	1
变异概率	0.1	进化程度阈值	0.03
种群邻域规模		种群邻域规模	20
最小值	10	最大值	
缩放因子的随机池	{0.7, 1, 1.1}		

### 3.2 仿真对比实验

根据所建立的能源计划优化模型，分别采用 MOPSO、MOGA、NSGA-II、MOEA/D-WS、MOEA/D-PBI、MOEA/D-TE 与本文的基于种群进化程度的改进 MOEA/D 进行对比实验。

首先选择目标维度都为 2 的 ZDT(Zitzler, Eckart; Deb, Kalyanmoy; Thiele, Lothar) 系列测试函数<sup>[16]</sup>，以对比评价改进后的 MOEA/D 与原 MOEA/D-TE 的区别。各算法独立运行 50 次，取其 IGD 测度和 HV 测度的平均值作为结果，如表 2 所示。其中最优值用加粗标注。结果表明，改进 MOEA/D 的值整体性能上都优于未改进的 MOEA/D-TE，在面对不连续的 ZDT3 测试函数时，改进的邻域自适应更新策略对原算法具有较显著的提升，能够较好地收敛到 ZDT3 的真实前沿上。

对于不同算法独立运行 50 次后的结果进行归一化的 IGD 和 HV 测度计算，如表 3 所示，其中最优值用加粗标注。各算法在能源计划优化问题的 IGD 最优值和 HV 最优值表明，改进 MOEA/D 在综合性能上优于其余 6 种多目标优化算法。由于

改进 MOEA/D 在进行邻域更新时采用基于种群进化程度的邻域自适应更新策略，根据子问题的进化程度自适应地调整子问题的邻域规模，获得的 Pareto 解集能够较好的逼近真实 Pareto 前沿，具有良好的收敛性，并且仿真结果稳定。

表 2 改进 MOEA/D 与原 MOEA/D-TE 对应测试问题实验结果

Table 2 Experimental results of test problems corresponding to improved MOEA/D and original MOEA/D-TE

测试函数	改进 MOEA/D		原 MOEA/D-TE	
	IGD	HV	IGD	HV
ZDT1	<b>3.997e-2</b>	<b>0.775 0</b>	5.343e-2	0.694 9
ZDT2	<b>9.975e-3</b>	<b>0.578 5</b>	1.690e-2	0.577 4
ZDT3	<b>1.580e-1</b>	<b>0.596 4</b>	2.350e-1	0.570 3

表 3 各算法的 IGD 和 HV 测度

Table 3 IGD and HV measures of each algorithm

算法	IGD			HV		
	min	agv	max	min	agv	max
MOPSO	0.25	0.27	0.30	0.55	0.58	0.60
MOGA	0.19	0.21	0.24	0.58	0.59	0.60
NSGA-II	0.13	0.15	0.18	0.56	0.59	0.61
MOEA/D-WS	0.20	0.23	0.25	0.55	0.57	0.59
MOEA/D-PBI	0.16	0.18	0.20	0.58	0.61	0.63
MOEA/D-TE	0.11	0.14	0.16	0.58	0.62	0.64
改进 MOEA/D	<b>0.09</b>	<b>0.11</b>	<b>0.12</b>	<b>0.64</b>	<b>0.65</b>	<b>0.66</b>

图 2 为在相同的初始种群下采用不同聚合函数的 MOEA/D 和改进 MOEA/D 分别进行优化求解 IGD 迭代曲线，以验证改进策略对算法的收敛速度的影响。结果表明，所提算法相比于其他多目标算法具有更好的收敛速度。由于归一化的切比雪夫聚合函数加入多目标分解操作，让种群快速全方位地展开搜索；在邻域更新中，加入种群进化信息，提升对种群个体收敛过程的指导作用，有效提升算法收敛速度。

从图 3 可知，随着迭代次数的增加，所有算法 Pareto 解集性能在不断提高，但是，改进 MOEA/D 获得的 HV 迭代曲线上升最快，并且收敛值明显高于其他对比算法的收敛值，验证了改进 MOEA/D 具有更好的收敛性和多样性。

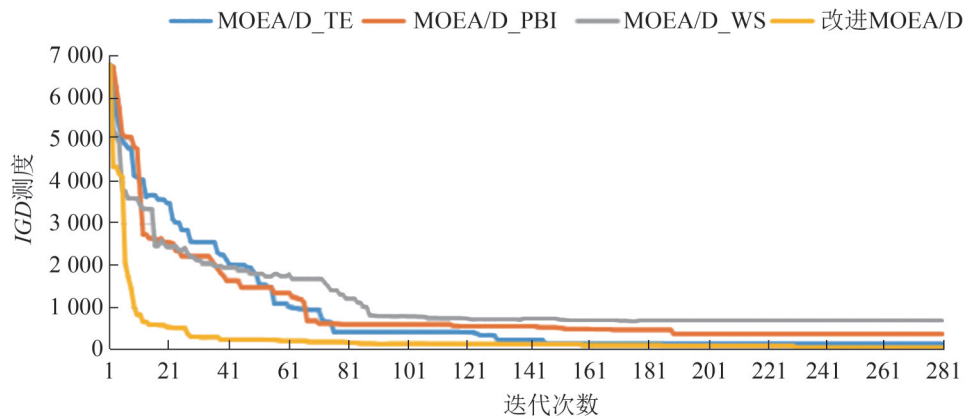


图2 各算法的IGD迭代曲线  
Fig. 2 IGD iteration curves of each algorithm

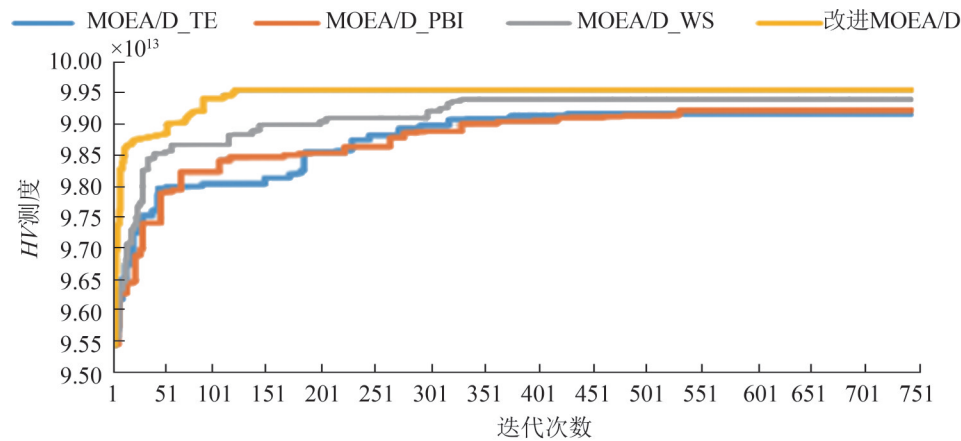


图3 各算法的HV迭代曲线  
Fig. 3 HV iteration curves of each algorithm

图4为各算法独立运行50次后获得的Pareto前沿。多介质钢铁能源计划模型由于其约束复杂、可行域狭窄，导致通过算法获得的Pareto前沿具有不连续和不规则特点。图4可以看出：改进MOEA/D获得的Pareto前沿能够较好地覆盖其他对比算法获得的Pareto前沿，对于边界探索具有明显的优势。

### 3.3 能源计划优化实验

为了验证优化算法的有效性，将优化前后的结果进行对比。根据决策者的隶属度偏好，从改进MOEA/D独立运行50次获得的Pareto解集中，选择最优的方案。优化后的各时刻富裕煤气供应及天然气、蒸汽和电力需求如表4所示。

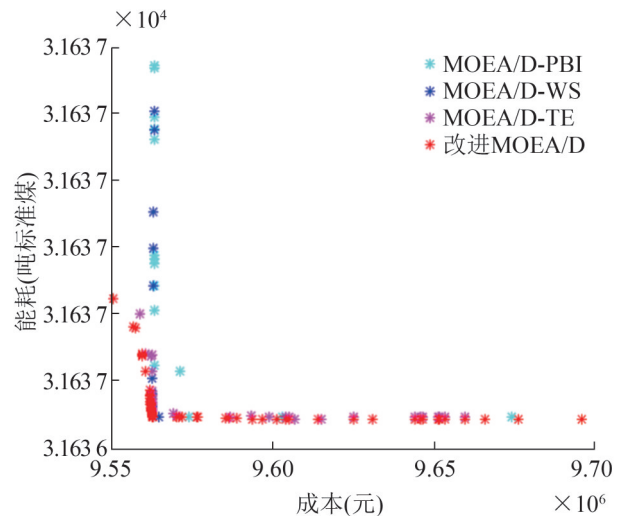


图4 各算法的Pareto前沿  
Fig. 4 Pareto front of each algorithm

表 4 各时刻富裕煤气供应及天然气、蒸汽和电力需求  
Table 4 Rich gas supply, natural gas, steam and electricity needs at all times

时刻	COG/ km <sup>3</sup>	BFG/ km <sup>3</sup>	LDG/ km <sup>3</sup>	NG/ km <sup>3</sup>	电/ mWh	S3/t	S2/t	S1/t
1	26.8	1 108.9	48.0	18.4	1 398.0	554.0	144.4	170.1
2	23.1	956.7	41.4	15.8	1 206.1	478.0	124.5	146.8
3	27.3	1 132.0	49.0	18.7	1 427.1	565.5	147.3	173.6
4	25.8	1 067.4	46.2	17.7	1 345.7	533.3	138.9	163.7
5	23.2	962.2	41.7	15.9	1 213.0	480.7	125.2	147.6
6	27.3	1 132.9	49.1	18.8	1 428.3	566.0	147.5	173.8
7	22.2	921.0	39.9	15.2	1 161.1	460.1	119.9	141.3
8	27.2	1 125.5	48.8	18.6	1 418.9	562.3	146.5	172.7
9	23.6	978.5	42.4	16.2	1 233.6	488.8	127.4	150.1
10	27.4	1 135.8	49.2	18.8	1 431.9	567.5	147.8	174.2
11	22.0	913.6	39.6	15.1	1 151.7	456.4	118.9	140.1
12	21.2	877.7	38.0	14.5	1 106.5	438.5	114.2	134.6
13	28.4	1 174.8	50.9	19.5	1 481.1	587.0	152.9	180.2
14	25.8	1 067.5	46.2	17.7	1 345.8	533.3	139.0	163.8
15	21.3	881.6	38.2	14.6	1 111.4	440.4	114.8	135.2
16	21.9	908.9	39.4	15.0	1 145.9	454.1	118.3	139.4
17	28.4	1 174.8	50.9	19.5	1 481.1	587.0	152.9	180.2
18	25.8	1 067.4	46.2	17.7	1 345.7	533.3	138.9	163.7
19	21.4	885.7	38.4	14.7	1 116.6	442.5	115.3	135.9
20	21.8	905.2	39.2	15.0	1 141.2	452.2	117.8	138.9
21	28.4	1 174.8	50.9	19.5	1 481.1	587.0	152.9	180.2
22	21.7	898.8	38.9	14.9	1 133.1	449.0	117.0	137.9
23	21.5	892.1	38.6	14.8	1 124.6	445.7	116.1	136.8
24	28.4	1 174.8	50.9	19.5	1 481.1	587.0	152.9	180.2

表 5 为从改进 MOEA/D 获得的 Pareto 解集中选择的优化方案与未优化方案之间的各能源介质消耗, 优化方案通过合理利用煤气柜的缓冲能力, 在煤气不足时释放存储煤气, 在煤气充足时预先存储富裕煤气, 减少煤气放散。由于能源更合理地使用, 外购天然气的量也相应减少, 共降低能源介质的消耗 0.037 万吨标准煤。

表 6 为从改进 MOEA/D 获得的 Pareto 解集中选择的优化方案与未优化方案之间的各成本对比, 优化前后的方案都基于分时电价与电网进行交互, 然而优化后的方案明显能够产生更多的外送电收益, 并具有更少的外购天然气费用, 以减少总费用 12.9 万元。

表 5 优化前后各能源介质消耗

Table 5 Energy medium consumption before and after optimization

介质(万吨标准煤)	优化前	优化后
煤	0.637	0.637
COG	0.387	0.387
BFG	0.424	0.392
LDG	0.080	0.080
NG	0.054	0.051
电	0.380	0.380
其他	1.239	1.236
总计	3.201	3.164

表 6 优化前后各成本

Table 6 Cost before and after optimization 万元

成本	优化前	优化后
外送电收益	-12.0	-38.1
外购电费用	0	0
外购煤费用	528.4	528.4
外购天然气费用	90.2	87.2
设备运行维护费用	189.8	194.5
煤气使用费用	172.8	184.2
总费用	969.2	956.3

从图 5 可知, 从改进 MOEA/D 获得的 Pareto 解集中选择的优化方案会考虑分时电价因素, 降低在电价高峰期的费用, 将可转移的负荷分配到电价平时段和低谷时段, 以降低费用。

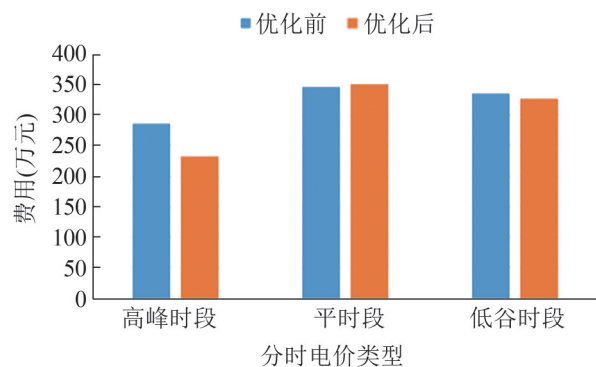


图 5 分时电价下的费用  
Fig. 5 Cost under time-of-use price

表 7 为各算法独立运行 50 次获得的 Pareto 解集, 根据相同的隶属度偏好, 选择的最优方案所对应的成本和能耗目标值。结果表明了改进 MOEA/D 获得的优化方案成本和能耗在各方案中

都是消耗最小, 比其他算法更适合求解多介质钢铁能源计划优化问题。

表7 各算法的目标值  
Table 7 Target values of each algorithm

算法	能耗 (万吨标准煤)	成本 (万元)
MOPSO	3.171 421	963.868 8
MOGA	3.164 556	959.329 0
NSGA-II	3.164 513	957.357 8
MOEA/D-WS	3.166 478	958.138 8
MOEA/D-PBI	3.163 755	956.388 4
MOEA/D-TE	3.163 657	956.343 3
改进MOEA/D	3.163 648	956.321 9

综上所述, 仿真验证了优化后的能源计划方案能够在充分利用富裕煤气和余热资源的同时, 有效利用分时电价和缓冲用户的特性, 优化各时刻工序饱和度, 减少总费用1.3%和能耗1.2%。

## 4 结论

本文求解了以成本和能耗为优化目标的多介质能源计划优化问题, 提出基于种群进化程度的改进MOEA/D优化算法。首先, 基于分时电价和煤气柜缓冲特性, 建立能源计划优化模型。其次, 以工序饱和度为决策变量, 基于能源产耗规则的解码方法确定目标值。然后, 针对约束处理、分解操作和邻域更新等步骤, 分别采用边界反弹的约束处理、归一化的切比雪夫聚合函数和基于种群进化程度的邻域自适应更新, 实现多介质能源计划优化。最后, 实验部分通过各算法之间的IGD测度和HV测度比较验证了改进MOEA/D的收敛性优势。能源计划优化实验表明, 改进MOEA/D能够有效求解多介质能源计划优化问题, 降低总成本1.3%和总能耗1.2%。

本文主要解决正常运行场景下多介质能源计划优化问题, 对于故障、检修等情况考虑较少, 未来将对多场景的能源计划优化问题展开研究。

## 参考文献:

- [1] 李新, 路路, 穆献中, 等. 京津冀地区钢铁行业协同减排成本-效益分析[J]. 环境科学研究, 2020, 33(9): 2226-2234. Li Xin, Lu Lu, Mu Xianzhong, et al. Cost-Benefit Analysis of Synergistic Emission Reduction in Steel Industry in Beijing-Tianjin-Hebei Region[J]. Research of Environmental Sciences, 2020, 33(9): 2226-2234.
- [2] 王海波, 张利. 计及短流程钢铁企业生产过程的供需互动调度模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(15): 64-76. Wang Haibo, Zhang Li. Supply and Demand Interaction Scheduling Model for Short Process Iron and Steel Enterprises[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(15): 64-76.
- [3] 王深, 吕连宏, 张保留, 等. 基于多目标模型的中国低成本碳达峰、碳中和路径[J]. 环境科学研究, 2021, 34(9): 2044-2055. Wang Shen, Lü Lianhong, Zhang Baoliu, et al. Multi Objective Programming Model of Low-Cost Path for China's Peaking Carbon Dioxide Emissions and Carbon Neutrality[J]. Research of Environmental Sciences, 2021, 34(9): 2044-2055.
- [4] 文凯, 张琦, 王晓坡. 钢铁企业蒸汽动力系统经济环境多目标优化[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(11): 66-76. Wen Kai, Zhang Qi, Wang Xiaopo. Economic Environmental Multi-objective Optimization of Steam Power System in Iron and Steel Enterprises[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(11): 66-76.
- [5] Jin F, Wang W, Zhao J, et al. Granular-Causality-Based Byproduct Energy Scheduling for Energy-Intensive Enterprise[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering (S1545-5955), 2020, 17(4): 1662-1673.
- [6] Pena J G C, Junior V B D O, Salles J L F. Optimal Scheduling of a By-Product Gas Supply System in the Iron-and Steel-Making Process under Uncertainties[J]. Computers and Chemical Engineering (S0098-1354), 2019, 125: 351-364.
- [7] Wei Z Q, Zhai X Q, Zhang Q, et al. A MINLP model for Multi-Period Optimization Considering Couple of Gas-Steam-Electricity and Time of Use Electricity Price in Steel Plant, Applied Thermal Engineering[J]. Applied Thermal Engineering (S1359-4311), 2020, 168: 114834.
- [8] 贺东风, 李宗华, 胡正彪. 钢铁企业煤气-蒸汽-电力系统复合调度方法[J]. 冶金能源, 2021, 40(2): 3-8, 50. He Dongfeng, Li Zonghua, Hu Zhengbiao. A Compound Scheduling Method for Gas-Steam-Power System in Iron and Steel Enterprises[J]. Metallurgical energy, 2021, 40(2): 3-8, 50.
- [9] 孙彦广, 梁青艳, 李文兵, 等. 基于能量流网络仿真的钢



- 铁工业多能源介质优化调配[J]. 自动化学报, 2017, 43(6): 1065-1079.
- Sun Yanguang, Liang Qingyan, Li Wenbing, et al. Optimal Allocation of Multi-energy Media in Iron and Steel Industry Based on Energy Flow Network Simulation[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(6): 1065-1079.
- [10] Tan F, Chai Z Y, Li Y L. Multi-objective Evolutionary Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Window under Uncertainty[J/OL]. Evolutionary Intelligence. (2021-10-23) [2021-10-29]. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12065-021-00672-0>.
- [11] 翟延伟, 吕政, 赵珺, 等. 多能流系统合作协同的不确定多目标决策[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1326-1334. Zhai Yanwei, Lü Zheng, Zhao Jun, et al. Cooperative and Cooperative Uncertain Multi-objective Decision Making for Multi-energy Flow Systems[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(6): 1326-1334.
- [12] 康慧. 天然气合理利用问题探讨[J]. 中国能源, 2020, 42(2): 15-20. Kang Hui. Discussion on Rational Utilization of Natural Gas[J]. Energy of China, 2020, 42(2): 15-20.
- [13] 崔彩霞, 毕超超, 范勤勤. 基于隐马尔可夫链的自适应 MODE 及应用[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(14): 83-94. Cui Caixia, Bi Chaochao, Fan Qinqin. Self-Adaptive MODE Based on Hidden Markov Chain and Application [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(14): 83-94.
- [14] 胡蓉, 董钰明, 钱斌. 基于探路者算法的绿色有限缓冲区流水线调度[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(6): 1384-1396. Hu Rong, Dong Yuming, Qian Bin. Pipeline Scheduling of Green Finite Buffer Based on Pathfinder Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(6): 1384-1396.
- [15] 蔡敏, 王艳, 纪志成. 基于多策略融合量子粒子群算法的 MOFFJSP 研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(11): 2615-2626. Cai Min, Wang Yan, Ji Zhicheng. Research on MOFFJSP Based on Multi-strategy Fusion Quantum Particle Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(11): 2615-2626.
- [16] 许焕卫, 杨学睿, 何晗瑾, 等. 基于多偏好物理规划的代理辅助多目标优化方法[J/OL]. 计算机集成制造系统. (2021-05-31) [2021-09-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210531.1450.018.html>. Xu Huanwei, Yang Xuerui, He Hanjin, et al. Surrogate-Assisted Multiobjective Optimization Method Based on Multi-preference Physical Programming[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems. (2021-05-31) [2021-09-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210531.1450.018.html>.