

控制与决策

Control and Decision

加工时间不确定的炼钢-连铸鲁棒优化调度方法
燕洁晨, 陈红雨, 张文新, 苏艺璇, 李铁克, 王柏琳

引用本文:

燕洁晨,陈红雨,张文新,苏艺璇,李铁克,王柏琳. 加工时间不确定的炼钢-连铸鲁棒优化调度方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(6): 1661-1669.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.1493>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[共享汽车系统空车调度的鲁棒优化模型](#)

Robust optimization model for empty vehicle scheduling in vehicle-sharing system
控制与决策. 2023, 38(2): 519-527 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0750>

[拉氏框架下不确定环境炼钢-连铸批量计划调度一体化方法综述](#)

A survey of integrated optimization method of batch planning and production scheduling for steelmaking-continuous casting process under uncertainties based on Lagrangian relaxation framework
控制与决策. 2021, 36(8): 1793-1803 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0876>

[工序加工时间不确定的可重入调度问题的求解](#)

Solution of reentrant scheduling problem with uncertain processing time
控制与决策. 2021, 36(5): 1127-1136 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1036>

[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>

[超启发式交叉熵算法求解模糊分布式流水线绿色调度问题](#)

Hyper-heuristic cross-entropy algorithm for green distributed permutation flow-shop scheduling problem with fuzzy processing time
控制与决策. 2021, 36(6): 1387-1396 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1681>

加工时间不确定的炼钢-连铸鲁棒优化调度方法

燕洁晨^{1,2}, 陈红雨³, 张文新^{1,2†}, 苏艺璇^{1,2}, 李铁克^{1,2}, 王柏琳^{1,2}

(1. 北京科技大学 经济管理学院, 北京 100083; 2. 钢铁生产制造执行系统技术教育部工程研究中心, 北京 100083; 3. 宁波钢铁有限公司, 浙江 宁波 315807)

摘要: 炼钢-连铸生产存在着复杂的物理和化学变化,加工时间在实际生产中呈现出较强的波动性.基于标准加工时间建立的调度方案难以满足实际生产需求.针对加工时间不确定的炼钢-连铸调度问题,采用鲁棒优化方法,构造“盒子+多面体”型不确定集处理加工时间信息,建立以总等待时间最小为目标的炼钢-连铸鲁棒优化调度模型.针对模型中存在两种不同类型决策变量的情况,即离散型的指派变量和连续型的鲁棒对等转换变量,结合两类变量特征提出一种混合编码遗传算法,并针对染色体的混合编码特征提出并行进化策略.算法中引入精英策略和自适应的调节参数方法,以提高搜索能力.最后基于不同规模的实际生产数据进行仿真实验,验证了鲁棒优化调度模型和算法的有效性.

关键词: 炼钢-连铸; 生产调度; 鲁棒优化; 不确定性; 遗传算法; 主动调度

中图分类号: TH166

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1493

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 燕洁晨,陈红雨,张文新,等.加工时间不确定的炼钢-连铸鲁棒优化调度方法[J].控制与决策,2023,38(6):1661-1669.

Robust optimization method for steelmaking-continuous casting scheduling with uncertain processing times

YAN Jie-chen^{1,2}, CHEN Hong-yu³, ZHANG Wen-xin^{1,2†}, SU Yi-xuan^{1,2}, LI Tie-ke^{1,2}, WANG Bai-lin^{1,2}

(1. School of Economics and Management, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. Engineering Research Center of MES Technology for Iron & Steel Production of Ministry of Education, Beijing 100083, China; 3. Ningbo Iron and Steel Co. Ltd, Ningbo 315807, China)

Abstract: In steelmaking-continuous casting production process, there are complex physical and chemical changes, and processing time presents strong volatility. The scheduling scheme based on standard processing time is difficult to satisfy the actual production needs. Aiming at steelmaking-continuous casting scheduling with uncertain processing times, the robust optimization method is used and the combined box and polyhedral uncertain set is constructed to deal with uncertainty. A robust optimization scheduling model is established with the objective of minimizing the total waiting time. Aiming at its characteristics of two different types of decision variables, namely, discrete assignment variables and continuous robust equivalent transformation variables, a hybrid encoding genetic algorithm is proposed. A parallel evolution strategy is proposed for the hybrid coding characteristics of chromosomes. To improve its search ability, the elitism strategy and adaptive parameter are introduced. The simulation experiments are designed based on the actual production data of various scales, and the results show the effectiveness of the proposed model and algorithm.

Keywords: steelmaking-continuous casting; production scheduling; robust optimization; uncertainty; genetic algorithm; proactive scheduling

0 引言

炼钢-连铸是钢铁制造流程的关键阶段,其调度水平的好坏直接影响着全流程的生产效率^[1],且其生产连续性强、生产工艺复杂,具有多阶段、多类型设

备、多约束等特征,是一类具有强NP-难复杂性的混合流水线调度问题.在现有文献中,炼钢-连铸生产调度研究多以静态调度为主^[2],此类研究将加工时间作为确定的已知参数处理.然而,实际炼钢-连铸生产

收稿日期: 2021-08-25; 录用日期: 2022-02-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71701016,71231001); 教育部人文社会科学研究青年基金项目(17YJC630143); 北京市自然科学基金项目(9174038); 中央高校基本科研业务费项目(FRF-BD-20-16A).

责任编辑: 刘士新.

†通讯作者. E-mail: zhangwx@manage.ustb.edu.cn.

存在着复杂的物理和化学变化,转炉冶炼时入炉铁水及废钢成分偏差、精炼前钢水中元素含量的变动等都会导致实际工序运行时间表现出较强的波动性^[3].因此,基于标准加工时间建立的调度方案难以满足实际生产需求,研究加工时间不确定的炼钢-连铸生产调度问题,更具实际应用价值.

不确定因素下炼钢-连铸调度问题的求解方法包括重调度和主动调度两类^[4].重调度方法处理不确定因素的时效性较好,但频繁修正调度方案会消耗大量计算资源,对物料计划、人员派遣产生影响,导致生产混乱^[5].近年来,主动调度吸引了学者们的注意,它从初始调度着手,预先考虑潜在扰动因素对调度的影响,使得到的初始调度方案能更好地适应未来生产环境的多变性.主动调度的研究方法有模糊规划、随机规划和鲁棒优化等^[4].

对于模糊规划方法,Rong等^[6]基于模糊集理论表示不确定性,建立了模糊机会约束规划模型以解决废钢中化学成分不确定的炼钢-连铸调度问题;Yu等^[7]引入了三角模糊数并建立了模糊规划模型解决钢水处理时间不确定的炼钢-连铸调度问题,但模糊规划中隶属函数的建立对历史数据依赖性较大;对于随机规划方法,Sun等^[8]通过随机动态规划及拉格朗日松弛乘数法,解决了钢水成分扰动及精炼过程迭代次数不确定的炼钢-连铸调度问题;Ye等^[9]针对需求不确定的炼钢-连铸调度问题提出了两阶段随机规划方法,但在求解中需考虑场景缩减等问题,且需要已知不确定参数的概率分布信息.然而实际生产中,对于不确定参数缺乏足够的历史数据,因此难以用精确的分布函数对其进行描述.

对于鲁棒优化方法,Soyster^[10]于1973年提出了鲁棒优化的思想,解决了线性规划中的不确定性,该方法基于区间集的最坏情况考虑,结果较为保守.后经Ben-Tal等^[11]、Bertsimas等^[12]拓展,该方法的理论研究已趋于成熟且得到了广泛应用.已有研究表明,相较于模糊规划及随机规划,鲁棒优化方法突破了对历史数据及分布函数信息依赖性的限制,所求得解在不确定参数的任何实现下均能满足约束条件,具有较强的鲁棒性.在炼钢-连铸调度领域,Yang等^[13]基于鲁棒优化方法解决废钢金属元素浓度的不确定性,基于块建模方法建立了鲁棒优化模型并用CPLEX软件求解,但对于大规模问题,CPLEX求解耗时较长,求解效率低于智能优化算法;Ye等^[9]除随机规划外同时采取了鲁棒优化方法解决需求不确定的炼钢-连铸调度问题,建立了确定性的鲁棒对等优化模型求

解,并对两种方法进行比较,结果表明两种方法所求解的质量相当.可以看出,鲁棒优化在炼钢-连铸调度领域已有了初步探索,但目前还鲜有研究用鲁棒优化方法处理炼钢-连铸生产中普遍存在的加工时间不确定因素.

本文采用鲁棒优化方法解决加工时间不确定的炼钢-连铸调度问题.首先,通过鲁棒优化方法处理不确定的加工时间信息,建立炼钢-连铸鲁棒优化调度模型;其次,针对模型特点设计混合编码遗传算法对其求解;最后,基于国内某炼钢厂的实际生产数据,对模型和算法的有效性进行验证.

1 炼钢-连铸鲁棒优化调度模型

炼钢-连铸鲁棒优化调度建模方法如下:首先,基于标准加工时间建立炼钢-连铸生产调度基础模型;进而,考虑加工时间的不确定性,构造不确定集合及鲁棒对等转换,建立鲁棒优化调度模型.

1.1 问题描述

炼钢-连铸生产主要包括炼钢、精炼及连铸3个阶段,如图1所示,是将铁水经过转炉冶炼形成钢水,进而通过多重精炼使钢水成分满足要求,最后经连铸机浇铸形成固态钢坯的过程.其中,精炼阶段包含多道工序,每道工序均由多台并行机构成,炉次顺次经过各工序,因此可抽象为混合流水车间调度问题.但是,相对于传统混合流水车间调度,炼钢-连铸调度具有其特殊性.首先,精炼阶段需要为不同的钢种选择不同的加工路径;其次,连铸阶段具有多重加工约束,包括按浇次分组加工、同一浇次内炉次保证连浇、切换浇次时需预留更换中间包及结晶器的时间;再次,为满足钢水对温度及成分的要求,钢水在相邻工序间等待时间不能超过规定上限.

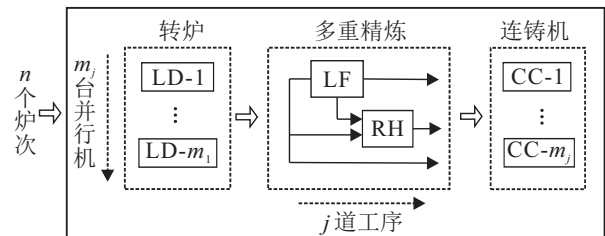


图1 炼钢-连铸生产流程

在炼钢-连铸生产中,一台转炉设备冶炼的一炉钢水被称为一个“炉次”,对应于传统调度中的一个“工件”;经一台连铸机连续浇铸的所有炉次的有序集合被称为一个“浇次”^[2].本文研究的炼钢-连铸调度问题是在浇次计划已知情况下进行的,浇次数、各浇次包含的炉次集合(含加工顺序)、目标连铸机和计

划开浇时刻均为已知. 具体假设如下:

- 1) 炉次在炼钢及精炼工序设备指派不受限制;
- 2) 炉次在精炼工序的加工时间具有不确定性;
- 3) 各炉次在设备上的加工时间是相互独立的;
- 4) 不考虑炉次在不同工序间的运输时间;
- 5) 不考虑加工设备突发故障.

为便于描述模型, 定义符号如下:

1) 索引与集合: i 为炉次编号, I 为炉次集合, $I = \{1, 2, \dots, n\}$; j 为工序编号, J 为工序集合, $J = \{1, 2, \dots, s\}$; M_j 为工序 j 的设备集合, $|M_j|$ 为工序 j 中的并行机数量, $m_j = |M_j| \geq 1$; k 为工序 j 上的设备编号, $k \in M_j$; l 为浇次编号, L 为浇次集合, $L = \{1, 2, \dots, z\}$; Ω_l 为浇次 l 中包含的炉次的有序集合, Ω_l^i 为浇次 l 中的第 i 个炉次, Ω_l^e 为浇次 l 中包含的最后一个炉次, $e = |\Omega_l|$.

2) 已知参数: t_{ij} 为炉次 i 在工序 j 上的标准加工时间; w_{ij} 为炉次 i 在工序 j 与 $j+1$ 间等待时间上限; t_l 为浇次 l 的计划开浇时间; ST 为连铸机上切换浇次所需的准备时间; T 为足够大的正数.

3) 决策变量: s_{ij} 为炉次 i 在工序 j 的开工时间, 且有

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{炉次 } i \text{ 第 } j \text{ 道工序在机器 } k \text{ 上加工;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

$$y_{i_1 i_2 j} = \begin{cases} 1, & \text{对于在工序 } j \text{ 加工的任意两炉次} \\ & i_1 \text{ 和 } i_2, i_1 \text{ 优于 } i_2 \text{ 加工;} \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

1.2 炼钢-连铸调度的基础模型

假设炉次在每道工序的加工时间为确定且已知的, 则炼钢-连铸生产调度基础模型 M1 表示如下:

$$\min f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{s-1} (s_{i,j+1} - s_{ij} - t_{ij}). \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^{m_j} x_{ijk} = 1, \quad i \in I, j \in J, k \in M_j; \quad (2)$$

$$s_{ij} + t_{ij} \leq s_{i,j+1}, \quad i \in I, j \in \{1, 2, \dots, s-1\}; \quad (3)$$

$$y_{i_1 i_2 j} + y_{i_2 i_1 j} = 1, \quad i_1, i_2 \in I, i_1 \neq i_2, j \in J; \quad (4)$$

$$s_{i_1 j} + t_{i_1 j} - T(3 - y_{i_1 i_2 j} - x_{i_1 j k} - x_{i_2 j k}) \leq s_{i_2 j}, \quad i_1, i_2 \in I, i_1 \neq i_2, j \in J, k \in M_j; \quad (5)$$

$$s_{i,j+1} - s_{ij} - t_{ij} \leq w_{ij}; \quad (6)$$

$$s_{\Omega_l^1, s} = t_l, \quad \Omega_l^1 \in \Omega_l, l \in L; \quad (7)$$

$$s_{\Omega_l^{i+1}, s} = s_{\Omega_l^i, s} + t_{\Omega_l^i, s}, \quad \Omega_l^{i+1} \in \Omega_l; \quad (8)$$

$$s_{\Omega_l^e, s} + t_{\Omega_l^e, s} + ST \leq s_{\Omega_{l+1}^1, s}, \quad \Omega_l^e \in \Omega_l, l+1 \in \Omega_{l+1}; \quad (9)$$

$$s_{ij} \geq 0, \quad x_{ijk}, y_{i_1 i_2 j} \in \{0, 1\}. \quad (10)$$

目标函数(1)为最小化炉次的总等待时间; 约束条件(2)保证炉次在每道工序只能选择一台设备进行加工; 约束条件(3)保证炉次在当前工序加工完成后才可进入后一道工序加工; 约束条件(4)和(5)表示在同一机器上先后加工的两炉次, 机器在加工完当前炉次后才能开始加工下一个; 约束条件(6)保证炉次在相邻两工序间的等待时间不能超过上限; 约束条件(7)保证浇次准时开浇; 约束条件(8)表示连续浇铸约束; 约束条件(9)表示切换浇次所需的准备时间; 约束条件(10)表示决策变量取值约束.

1.3 基于鲁棒优化的主动调度模型

考虑模型 M1 中加工时间的不确定性, 采用鲁棒优化方法对加工时间不确定的调度问题求解. 鲁棒优化方法包括两个阶段: 一是构造不确定集合对不确定参数进行描述; 二是通过鲁棒对等转换理论, 将包含不确定参数的模型转换为可在多项式时间内求解的数学模型. 以一般的线性规划问题为例对鲁棒优化模型构建过程简要说明如下:

$$\min cx; \quad \text{s.t. } \sum_j a_{ij} x_j \leq b_i, \quad \forall i. \quad (11)$$

假设约束(11)左侧的系数具有不确定性, 以第 i 个约束为例, 将不确定系数的实际值记为 \tilde{a}_{ij} , $j \in J_i$, J_i 表示第 i 个约束中不确定系数的索引集合, $|J_i|$ 表示约束 i 中不确定系数的个数. 定义 $\tilde{a}_{ij} = a_{ij} + \hat{a}_{ij} \xi_{ij}$, $\xi_{ij} \in U, j \in J_i$. 其中: a_{ij} 表示标称值, \hat{a}_{ij} 表示偏离 a_{ij} 的最大值, U 表示有界闭集, ξ_{ij} 表示在不确定集 U 内变动的、控制 \tilde{a}_{ij} 波动范围的独立的随机变量. 基于上述定义, 约束 i 可表示为

$$\sum_j a_{ij} x_j + \sum_{j \in J_i} \hat{a}_{ij} \xi_{ij} x_j \leq b_i, \quad \xi_{ij} \in U. \quad (12)$$

基于鲁棒优化的思想, 即考虑最坏情况下的最优结果, 约束(12)可进一步表示为

$$\sum_j a_{ij} x_j + \left[\max_{\xi_{ij} \in U} \left\{ \sum_{j \in J_i} \hat{a}_{ij} \xi_{ij} x_j \right\} \right] \leq b_i, \quad \forall i. \quad (13)$$

其中: 不确定集 U 越宽泛, 模型所求解的保守性越高; U 越精细, 模型复杂度越高, 求解难度加大. Li 等^[14] 归纳出了 U 的 6 种类型, 并证明对于有界不确定性下的优化问题, 将不确定集与区间集相结合可在兼顾最优解鲁棒性的同时降低其保守性. 同时结合

Bertsimas等^[15]的研究,本文令 ξ_{ij} 在有界的“盒子+多面体”型不确定集内变化,集合形式可表示为

$$U = \left\{ \xi_{ij} \mid \sum_j |\xi_{ij}| \leq \Gamma_i, |\xi_{ij}| \leq 1, \forall i, j \in J_i \right\}. \quad (14)$$

其中: Γ_i 表示控制模型保守性的可调整参数,取值范围为 $0 \leq \Gamma_i \leq |J_i|$.为了将约束(13)线性化从而将其转换为可以在多项式时间内求解的凸优化问题,引入辅助变量 μ_{ij} 和 z_i ,通过对偶理论对式(13)中 $\max_{\xi_{ij} \in U} \left\{ \sum_{j \in J_i} \hat{a}_{ij} \xi_{ij} x_j \right\}$ 进行转换,得到其对偶表达式为

$$\min \sum_{j \in J_i} \mu_{ij} + \Gamma_i z_i. \quad (15)$$

$$\begin{cases} z_i + \mu_{ij} \geq \hat{a}_{ij} |x_j|, \forall i, j \in J_i; \\ z_i, \mu_{ij} \geq 0, \forall i, j \in J_i. \end{cases} \quad (16)$$

因此,约束(13)可以等价于

$$\sum_j a_{ij} x_j + \sum_{j \in J_i} \mu_{ij} + \Gamma_i z_i \leq b_i, \forall i. \quad (17)$$

$$\begin{cases} z_i + \mu_{ij} \geq \hat{a}_{ij} |x_j|, \forall i, j \in J_i; \\ z_i, \mu_{ij} \geq 0, \forall i, j \in J_i. \end{cases}$$

综合上述描述,引入 \tilde{t}_{ij} 表示炉次在设备上的实际加工时间,则 $\tilde{t}_{ij} = t_{ij} + \hat{t}_{ij} \xi_{ij}$, $\xi_{ij} \in U, j \in J_i$.其中: \hat{t}_{ij} 表示偏离 t_{ij} 的最大值, ξ_{ij} 表示控制 \tilde{t}_{ij} 波动范围的独立的随机变量, U 表示“盒子+多面体”不确定集.由于本文只考虑炉次在精炼工序加工时间的不确定性, $J_i = \{2, 3, \dots, s-1\}$,通过对M1中包含不确定加工时间的约束进行鲁棒对等转换,可得鲁棒优化模型M2:

$$\min f'.$$

$$\text{s.t. 约束(2)、(4)、(7)~(10);}$$

$$f' - \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^{s-1} (s_{i,j+1} - s_{ij} - t_{ij}) + \Gamma_i z_i + \sum_{j \in J_i} \mu_{ij} \right] \geq 0; \quad (18)$$

$$s_{ij} + t_{ij} + \Gamma_i z_i + \mu_{ij} \leq s_{i,j+1}; \quad (19)$$

$$s_{i_1 j} + t_{i_1 j} + \Gamma_{i_1} z_{i_1} + \mu_{i_1 j} - T(3 - y_{i_1 i_2 j} - x_{i_1 j k} - x_{i_2 j k}) \leq s_{i_2 j}, i_1, i_2 \in I, i_1 \neq i_2, j \in J_{i_1}; \quad (20)$$

$$s_{i,j+1} - s_{ij} - t_{ij} + \Gamma_i z_i + \mu_{ij} \leq w_{ij}; \quad (21)$$

$$z_i + \mu_{ij} \geq \hat{t}_{ij}, z_i, \mu_{ij} \geq 0, i \in I, j \in J_i. \quad (22)$$

其中:约束(18)表示将目标函数中的不确定性等价转化为约束中的不确定性;约束(22)表示引入的中间变量 μ_{ij} 和 z_i 需满足的条件.

2 混合编码遗传算法

在鲁棒优化调度模型M2中,炉次的设备选择变量及引入的中间变量 z_i 、 μ_{ij} 分别为离散变量和连续变量,为提高算法的运算精度及效率,本文提出一种混合编码遗传算法(hybrid encoding genetic algorithm, HEGA). HEGA算法将正整数编码与正实数编码相结合生成初始种群;针对种群内染色体的混合编码特征提出并行进化策略,不同编码片段分别采取不同的交叉和变异操作;同时引入自适应的调节参数方法以提高算法搜索能力.

2.1 染色体编码

模型M2定义了3类变量:加工设备选择变量、开工时间变量和鲁棒优化引入的中间变量.根据3类变量的各自特点,定义每个染色体为加工设备选择变量和中间变量的可行解,开工时间变量则在染色体解码过程中由前两者的具体取值推导得到.其中,加工设备选择变量采用正整数编码,中间变量采用正实数编码,编码后的染色体可由矩阵表示如下:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1s} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{ns} \end{bmatrix}$$

$$Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}, \mu = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} \\ \mu_{21} & \mu_{22} \\ \vdots & \vdots \\ \mu_{n1} & \mu_{n2} \end{bmatrix}.$$

该染色体由两部分组成:

1) 第1部分记为 $A = (a_{ij})_{n \times s}$,表示炉次在每道工序的加工设备选择信息. A 由 s 个片段(列)组成,每个片段包括 n 个基因,基因位点对应的值 a_{ij} 表示炉次 i 在工序 j 上选择的并行机编号,其值为区间 $[1, m_j]$ 上的整数.

2) 第2部分记为 B ,由 $Z = (z_i)_{n \times 1}$ 及 $\mu = (\mu_{ij})_{n \times 2}$ 共同构成,表示引入的中间变量的取值信息. Z 和 μ 共包括3个片段(列),每个片段包括 n 个基因,取值范围均为正实数.

此外,模型M2中的开工时间变量通过后续解码及修复操作来确定.

2.2 初始种群的生成

一条完整的染色体由 A 与 B 两部分构成,首先由浇次计划倒推炉次在各工序的加工顺序,并结合先到先加工及机器先空闲先加工原则生成染色体 A 部分;然后由随机函数生成 B 部分;最后,重复上述过程得

到规模为 P 的初始种群. 具体步骤如下.

step 1: 确定染色体 A 部分.

step 1.1: 根据各浇次中炉次的钢种信息确定炉次的加工路径;

step 1.2: 根据给定的浇次计划倒推得出炉次在精炼和炼钢阶段的开工时间;

step 1.3: 按照 step 1.2 中得出的开工时间从小到大排序, 若开工时间相同, 则随机确定加工顺序;

step 1.4: 按照先到先加工原则为炉次分配设备, 炉次在各工序的设备指派遵循空闲机器优先的原则, 为先空闲下来的机器优先选择炉次.

step 2: 确定染色体 B 部分.

对于染色体 B 部分的基因, 利用随机函数进行初始化, 结合 M2 的目标函数及 μ_{ij} 和 Z_i 的约束条件, 将 μ_{ij} 和 Z_i 的取值限制在区间 $[0, \hat{t}_{ij}]$ 内.

step 3: 循环执行 step 1.2 ~ step 2, 直至生成规模为 P 的初始种群.

2.3 遗传操作

2.3.1 选择算子

采用轮盘赌策略进行选择操作, 为避免选择过程中可能丢失较好的个体, 同时引入精英保留策略, 以保证算法的全局收敛性. 具体步骤如下:

step 1: 计算个体的适应度值, 适应度函数如下:

$$\max F_t = 1/f_t, \quad t = 1, 2, \dots, P. \quad (23)$$

step 2: 计算个体被选中的概率

$$P_t = F_t / \sum_{t=1}^n F_t, \quad t = 1, 2, \dots, P. \quad (24)$$

step 3: 产生一个随机数 $r \in U(0, 1)$, 若 $Q_{t-1} \leq r \leq Q_t$, $Q_t = \sum_{j=1}^t P_j$, 则保留该染色体, 否则抛弃, 重复 $(P - 1)$ 次得到 $(P - 1)$ 条染色体.

step 4: 将目前种群进化中出现的最优个体直接选到下一代中.

2.3.2 交叉算子

1) A 部分采用顺序交叉. 如图 2(a) 所示, 首先将染色体两两随机分组, 对于每组染色体, 随机产生 $\rho \in U(0, 1)$, 若 $\rho < P_c$, 则对其进行交叉操作, P_c 为交叉概率. 随机产生 $1 \sim n$ 之间不相等的整数 m_1 和 m_2 , 将 m_1 到 m_2 之间的基因与另一条染色体上相同片段的基因互换.

2) B 部分采用算数交叉. 如图 2(b) 所示, 设选中的父代染色体 $P_1 = (x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^n)$, $P_2 = (x_2^1, x_2^2, \dots, x_2^n)$, 则交叉后产生的两个子代染色体上的基因可表示为 $y_1^i = \alpha x_1^i + (1 - \alpha)x_2^i$, $y_2^i = \alpha x_2^i + (1 - \alpha)x_1^i$,

其中 $i = 1, 2, \dots, n, \alpha \in [0, 1]$.

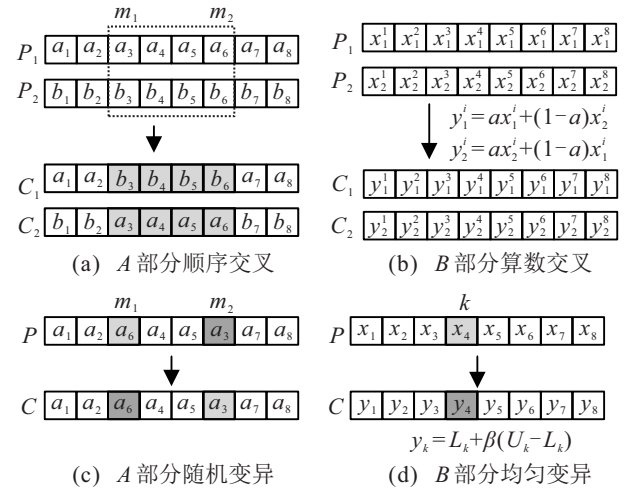


图 2 交叉及变异操作过程

2.3.3 变异算子

1) A 部分采用随机变异. 如图 2(c) 所示, 对于每条染色体, 随机产生 $\eta \in U(0, 1)$, 若 $\eta < P_m$, 则对其进行变异操作, P_m 为变异概率. 随机产生 $1 \sim n$ 之间不相等的整数 m_1 和 m_2 , 交换 m_1 与 m_2 处的基因, 变异只发生在位于染色体同一片段的基因上.

2) B 部分采用均匀变异. 如图 2(d) 所示, 设父代染色体 $P = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 随机产生 $1 \sim n$ 之间的整数 k 作为变异位点, 变异后的基因为 $y_k = L_k + \beta(U_k - L_k)$. 其中: $x_k \in [L_k, U_k]$, $\beta \in [0, 1]$.

2.3.4 自适应的交叉及变异概率

为避免算法早熟, 本节依据种群进化情况及个体适应度的差异, 设计自适应的交叉和变异概率. 在种群进化前期, 个体适应度差异较大、种群较为分散, 此时应设置较大的交叉概率, 快速产生新个体, 以提高种群进化速度. 在进化后期, 种群中个体适应度差异不断缩小、染色体结构相似, 交叉作用不明显, 此时应提高变异概率产生新个体, 避免算法陷入局部最优. P_c 和 P_m 计算方法如下:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - P_{c2} \frac{1}{1 - \frac{F_{\min}}{F_{\max}}}, \frac{F_{\min}}{F_{\max}} m_1 \frac{F_{\text{avg}}}{F_{\max}} > m_2; \\ P_{c1}, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (25)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} + P_{m2} \frac{1}{1 - \frac{F_{\min}}{F_{\max}}}, \\ \frac{F_{\min}}{F_{\max}} > m_1 \frac{F_{\text{avg}}}{F_{\max}} > m_2; \\ P_{m1}, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (26)$$

其中: P_{c1} 和 P_{m1} 分别表示初始交叉和变异概率; P_{c2} 和 P_{m2} 分别表示控制迭代后期交叉和变异概率调整范围的值; F_{\min} 和 F_{\max} 分别表示种群的最小和最大适应度值; F_{\min}/F_{\max} 及 F_{avg}/F_{\max} 均用来衡量种群中个体的分布情况, 两者取值越大, 说明种群越集中, 种群中个体间越相似; m_1 和 m_2 取值范围分别为 $m_1 \in [0, 1]$, $m_2 \in [0.5, 1]$.

2.4 染色体解码与修复策略

解码时采用逆序倒推方法: 首先, 基于浇次计划确定各浇次中首个炉次在连铸机上的开工时间, 进而依据连续浇铸约束确定其余炉次在该阶段的开工时间; 其次, 依据染色体的设备指派信息及加工时间信息倒推, 依次确定炉次在精炼、炼钢阶段的开工时间. 在解码过程中, 记 c_{ij} 为炉次在工序的完工时间, 则对于炉次 i 的紧后炉次 i' 而言, 设备最早空闲时间即为炉次 i 离开该设备的完工时间 c_{ij} . 显然, 若设备的最早空闲时间晚于炉次在该设备上的计划开工时间 ($c_{ij} > s_{i'j}$), 则为不可行解. 此时需对染色体进行如下修复操作.

step 1: 设备冲突识别. 采用逆推方法, 先后判断精炼及炼钢阶段各炉次之间是否存在设备冲突. 方法如下: 设精炼阶段炉次的加工顺序为 i_1, i_2, \dots, i_n , 则令 $\alpha = n, n-1, \dots, 1$, 依次判断, 若炉次 i_α 满足 $s_{i_\alpha j} < c_{i_{\alpha-1}j}$, 则存在设备冲突, 转 step 2.

step 2: 设备冲突消解. 具体规则如下.

rule 1: 对于炉次 i_α , 若存在 $s_{i_\alpha j} < c_{i_{\alpha-1}j}$, 则向前调整其紧前炉次 $i_{\alpha-1}$ 对应的 $s_{i_{\alpha-1}j}$ 和 $c_{i_{\alpha-1}j}$;

rule 2: 若炉次 $i_{\alpha-1}$ 调整后的完工时间不满足等待时间上限要求, 即 $s_{i_{\alpha-1}j+1} - c_{i_{\alpha-1}j} < w_{i_{\alpha-1}j}$, 则采取等待时间最小优先规则为炉次 i_α 重新选择设备.

step 3: 按照 α 的次序循环执行 step 1 和 step 2, 直至精炼阶段及炼钢阶段各设备上存在的设备冲突全部消解, 则染色体修复完成.

2.5 算法流程

本文提出的 HEGA 求解流程如图 3 所示. 首先将正整数编码与正实数编码相结合对染色体进行编码, 并生成初始种群; 采用染色体修复策略对种群中的不可行解进行调整, 进而计算个体适应度值, 若达到迭代上限则直接输出最优方案, 否则根据 2.3 节对种群进行选择、交叉及变异操作, 生成子代种群; 重复上

述步骤直至生成最优解.

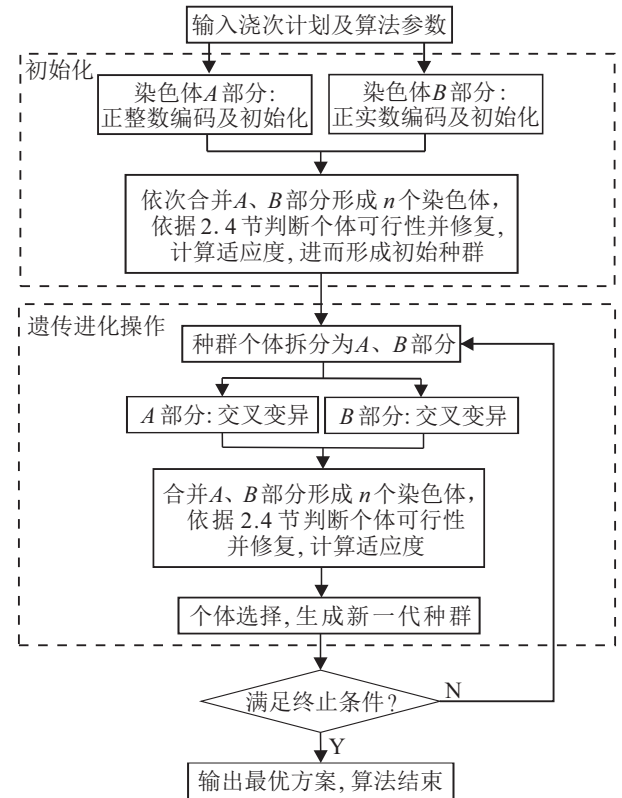


图 3 混合编码遗传算法流程

3 数据实验

3.1 实验设计与数据

本文以国内某大型转炉炼钢厂的实际生产数据为例进行实验, 该钢厂现有 2 座转炉 (BOF)、2 座精炼炉 (LF、RH)、2 台连铸机, 其中同类设备的加工时间相同. 为检验本文模型及算法的可行性和有效性, 分别设计以下 3 组实验.

实验 1 用于检验模型 M1 和 M2 的可行性, 具体设计如下: 分别用 CPLEX 数学规划软件和 HEGA 算法对两模型求解, 考虑到模型中变量及约束的复杂性, 随机选取 4 组小规模算例进行测试, 如表 1 所示.

表 1 小规模测试数据

实验	1	2	3	4
炉次数量	11	18	21	24
浇次数量	2	3	3	4

实验 2 用于检验模型的鲁棒性, 具体设计如下: 从实际生产数据中选取 12 组不同浇次规模的算例, 具体如表 2 所示.

表 2 不同规模的实验数据

实验	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
炉次数量	42	53	65	72	90	104	114	130	140	152	167	187
浇次数量	4	4	5	6	7	9	10	11	12	13	14	17

采用 HEGA 算法对模型 M1 和 M2 分别求解;同时引入相对偏差 P 比较两模型的目标函数值,进而对模型 M2 求解结果的鲁棒性进行分析,相对偏差 P 计算公式为 $(f_2 - f_1)/f_1$.

实验3用于检验 HEGA 算法的性能,为此设计以下4种对比算法:

1) ROS 算法^[16]:为验证 HEGA 算法调度解的鲁棒性,采用文献[16]中针对鲁棒优化调度模型特点提出的鲁棒优化调度算法(robust optimization scheduling, ROS)作为对比算法;

2) GWO 算法^[17]:为验证 HEGA 算法的有效性,与文献[17]提出的灰狼优化算法(grey wolf optimizer scheduling algorithm, GWO)作对比;

3) HEGA-E 算法:为验证 HEGA 算法的混合编码遗传操作策略的有效性,设计对比算法 HEGA-E,即染色体 A 部分先参与遗传操作得到最优解,在其基础上再对 B 部分进行遗传操作;

4) HEGA-P 算法:为验证 HEGA 算法的自适应交叉及变异概率策略的有效性,设计对比算法 HEGA-P,其中交叉及变异概率采取固定值.

算法有效性采用相对偏差率指标 (percentage relative difference, PRD) 衡量,计算公式为

$$PRD(A) = \frac{O(\text{Alg}) - O^*}{O^*} \times 100. \quad (27)$$

其中: $O(\text{Alg})$ 为算法 Alg 求得的目标值, O^* 为5种算法求得的最小目标值.

经过测试调整,HEGA 算法参数设置如下:种群规模为100,迭代次数为600,HEGA 中 $P_{c1} = 0.9, P_{m1} = 0.05, P_{c2} = 0.3, P_{m2} = 0.04$;对于模型 M2 中的可调整参数 Γ_i 和 \hat{t}_{ij} ,假设每个约束的变化幅度均相等,取 $\Gamma_i = \Gamma = 2$;摄动幅值取标准加工时间的 10%. 对比算法参数如下:ROS 和 GWO 采用原文献

中的参数(文献[16-17]);HEGA-E 中参数与 HEGA 相同;HEGA-P 通过参数调优测试,将固定的交叉变异概率值设为 $P_c = 0.8, P_m = 0.05$,其他参数与 HEGA 相同.所有算法均迭代600次后终止.本文算法代码均采用 Matlab 语言编程实现,测试环境为 AMD R5 4600U/16.0 GB/Matlab R2016a. 本文将全部数据脱敏处理后公开于 Github 开源社区,具体网址为: <https://github.com/yjchenen?tab=repositories>.

3.2 实验1:模型的可行性分析

针对表1的小规模算例,分别用 CPLEX 及 HEGA 算法求解.设置 CPLEX 运行时间上限为2400s,通过 HEGA 求解时,每组数据各运行10次并取平均值.采用 PRD 指标衡量 HEGA 算法相对 CPLEX 的求解结果质量,实验结果见表3,其中“-”表示 CPLEX 在2400s内无法得到最优解.

表3 CPLEX与HEGA求解结果对比

实验	CPLEX		HEGA		PRD	
	M1	M2	M1	M2	M1	M2
1	50	195.50	50	196.81	0	0.67
2	30	182.40	30	183.71	0	0.72
3	75	323.50	75	325.13	0	0.50
4	-	-	140	438.31	-	-

分析表3可知:除算例4外,CPLEX 均能在规定时间上限内得到模型 M1 和 M2 的最优解,表明 M1、M2 可行;此外,对于前3组算例,HEGA 均能得到 M1 的最优解,且求解 M2 的 PRD 均值均小于 1%,表明对于小规模算例 HEGA 算法具有很好的求解性能.

3.3 实验2:模型的鲁棒性分析

基于 HEGA 分别对模型 M1 和 M2 求解,每组数据各运行10次并取平均值,具体结果见表4.表4中: f_1 和 f_2 分别表示模型 M1 和 M2 的平均目标函数值, c_1 和 c_2 分别表示两个模型对应的完工时间平均值.

表4 HEGA求解确定性模型和鲁棒优化模型的计算结果

实验	M1		M2		P
	f_1/min	c_1/min	f_2/min	c_2/min	
1	310.00	1 128.00	842.73	1 151.80	1.72
2	459.00	1 375.00	1 368.61	1 472.49	1.98
3	556.60	1 756.00	1 607.23	1 768.10	1.89
4	964.00	2 030.00	2 228.01	2 071.60	1.31
5	1 083.00	2 107.00	3 228.67	2 307.87	1.98
6	1 197.40	3 000.00	3 406.11	3 220.56	1.84
7	1 809.40	3 061.00	4 093.60	3 261.50	1.26
8	1 910.30	3 540.00	5 415.91	3 869.50	1.84
9	2 314.50	3 654.00	6 249.78	3 848.00	1.70
10	4 755.40	3 953.50	7 619.09	4 079.11	0.60
11	3 493.40	4 620.50	6 318.35	4 861.60	0.81
12	5 305.20	4 653.20	8 733.03	4 764.70	0.65

分析表4可知,从相对偏差来看, P 值均介于0~2之间,表明为吸收加工时间扰动带来的影响,M2得到的鲁棒调度解在目标函数性能上有一定的损失.但从目标函数值和完工时间来看,相对M1,模型M2得到的最优解可保证在完工时间基本不变的情况下,使精炼阶段的加工时间具有柔性特征,即当加工时间出现波动且波动在一定范围内时,可保证所求的最优调度方案依旧可行,且不会使完工时间有较长延误,即调度解的鲁棒性较好.此外,由于鲁棒优化方法求的是最坏情况下的最优解,在实际生产中,炉次的总等待时间均小于表4中所求的目标值,只有在最坏情况下才可达到此值.

3.4 实验3: 算法性能分析

分别用上述5种算法对表2中不同规模的算例求解,每组数据各运行10次并取平均值.各算法的PRD均值及标准差如表5所示,同时运用方差分析

(analysis of variance, ANOVA)对其作显著性检验,显著性水平为 $\alpha = 0.05$.分析表5可以看出:

1) HEGA算法除算例7外,均取得了PRD均值最小值,且第7组实验为次小值,仅次于GWO算法且相差不大,表明HEGA算法的求解性能优于其他4种算法,且对于各组实验,方差分析得到的 P 值均小于0.05,表明5种算法所得结果质量存在显著差异.此外,HEGA所求PRD的标准差均为最小,表明HEGA算法的求解性能最为稳定.

2) ROS和GWO的PRD均值分别为HEGA的7.21倍、4.34倍,表明本文设计的HEGA算法能够有效求解加工时间不确定的炼钢-连铸调度问题;HEGA-E的PRD均值为HEGA的平均7.12倍,表明本文设计的混合编码遗传操作是可行的;HEGA-P的PRD均值为HEGA的平均9.61倍,验证了本文自适应交叉及变异概率策略的有效性.

表5 5种算法的PRD均值、标准差及ANOVA分析结果

实验	HEGA		ROS		GWO		HEGA-E		HEGA-P		ANOVA ($\alpha = 0.05$)	
	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	Avg	Std	F	P
1	2.77	1.16	24.39	3.44	17.32	5.46	7.25	4.39	30.19	2.86	83.69	3.00×10^{-20}
2	2.89	1.46	27.75	6.15	26.12	5.64	14.51	8.88	33.47	7.04	33.58	5.52×10^{-13}
3	3.97	2.31	98.91	7.39	22.68	6.88	106.86	10.09	135.56	7.00	567.73	7.14×10^{-38}
4	2.07	2.69	27.88	3.52	10.26	3.73	6.11	3.34	34.63	4.00	150.60	1.94×10^{-25}
5	1.35	1.26	18.62	3.12	21.90	5.20	23.78	4.26	24.44	3.35	61.01	1.34×10^{-17}
6	2.45	1.67	28.23	2.20	17.66	4.61	8.61	3.23	36.30	4.94	135.60	1.71×10^{-24}
7	8.91	1.36	10.91	1.91	7.98	5.68	28.56	5.24	14.66	3.31	41.99	1.21×10^{-14}
8	3.56	1.65	7.28	3.27	4.91	2.81	12.19	4.17	9.23	2.23	12.16	8.78×10^{-7}
9	4.86	2.24	16.09	3.11	15.61	3.42	34.77	5.72	21.86	2.99	78.75	9.92×10^{-20}
10	2.25	1.37	9.83	1.66	11.92	2.50	11.84	2.35	14.29	3.65	32.38	1.00×10^{-12}
11	2.42	1.15	12.19	2.04	10.12	2.50	17.99	4.65	18.02	3.20	43.17	7.45×10^{-15}
12	3.21	1.17	11.05	1.31	10.16	2.96	16.99	4.02	18.17	4.25	35.25	2.46×10^{-13}
均值	3.39	1.62	24.43	3.26	14.72	4.28	24.12	5.03	32.57	4.07	106.33	0

为分析算法的运行效率,图4绘制了12组实验下5种算法的运行时间趋势图.可以看出,运行效率由高到底分别为:HEGA-P、HEGA、HEGA-E、ROS、GWO.由于HEGA会依据种群进化情况及个体适应度的差异不断调整交叉及变异概率进行邻域搜索,耗时略高于HEGA-P.

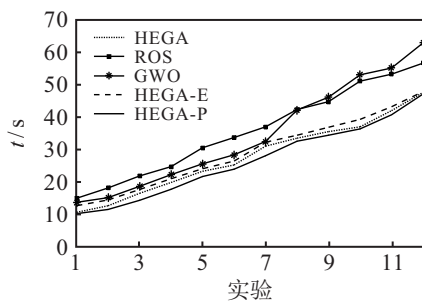


图4 5种算法的运行时间

为分析算法收敛性,以实验3为例,图5列出了5

种算法在相同迭代次数下求解模型M2的收敛曲线.分析图5发现,从生成初始解的质量来看,HEGA生成初始解的目标值最小;从收敛速度来看,HEGA在390代收敛到最小值1602,而ROS、GWO、HEGA-E、HEGA-P分别在569、512、593、573代收敛到最小值3202、2012、3360、3911.可见HEGA收敛速度及求解结果的质量均优于其余4种算法.

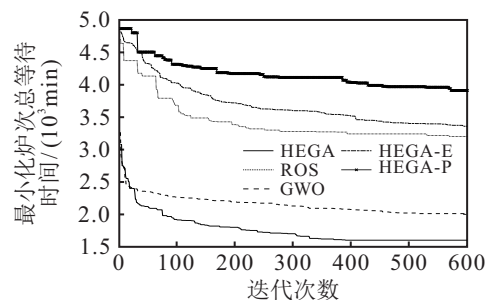


图5 5种算法的收敛曲线

综上可得如下结论: HEGA在求得解的质量、收敛速度和运行时间方面均优于其他对比算法;采用鲁棒优化方法建立的鲁棒优化调度模型能够预先控制不确定性对生产造成的影响,模型具有一定的有效性。

4 结论

本文针对炼钢-连铸调度问题中的加工时间不确定因素,基于鲁棒优化方法,采用“盒子+多面体”型不确定集处理加工时间信息,并通过鲁棒对等转换,将基于标准加工时间建立的调度模型转换为考虑加工时间不确定的鲁棒优化调度模型。针对模型特征设计了混合编码遗传算法求解,同时引入并行进化策略及自适应的调节参数方法以提高算法性能,最后通过实际生产数据进行了仿真实验。实验结果表明,鲁棒优化调度模型得到的最优解可有效吸收加工时间扰动带来的影响,模型鲁棒性较强;HEGA算法在所求解的质量及运行效率方面均优于4种对比算法,算法的求解性能最为稳定。考虑到HEGA算法主要是针对鲁棒优化调度模型特征进行的设计,因此其应用范围有待进一步扩展,未来将进一步研究更具普适性的优化算法。

参考文献(References)

- [1] Liu Q, Liu Q, Yang J P, et al. Progress of research on steelmaking-continuous casting production scheduling[J]. Chinese Journal of Engineering, 2020, 42(2): 144-153.
- [2] Yu S P, Chai T Y. Heuristic scheduling method for steelmaking and continuous casting production process[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(11): 1413-1421.
- [3] Kamammettu S, Li Z K. Multistage adaptive optimization for steelmaking and continuous casting scheduling under processing time uncertainty[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(21): 262-267.
- [4] Lglesias-Escudero M, Villanueva-Balsera J, Ortega-Fernandez F, et al. Planning and scheduling with uncertainty in the steel sector: A review[J]. Applied Sciences, 2019, 9(13): 2692.
- [5] Wang J L, Zhang J, Qin W, et al. Robust scheduling on flexible job shop with uncertain processing time[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(5): 627-632.
- [6] Rong A Y, Lahdelma R. Fuzzy chance constrained linear programming model for optimizing the scrap charge in steel production[J]. European Journal of Operational Research, 2008, 186(3): 953-964.
- [7] Yu S P, Pang X F, Chai T Y, et al. Research on production scheduling for steelmaking and continuous casting with processing time uncertainty[J]. Control and Decision, 2009, 24(10): 1467-1472.
- [8] Sun L L, Luan F J, Pian J X. An effective approach for the scheduling of refining process with uncertain iterations in steel-making and continuous casting process[J]. IFAC-PapersOnLine, 2015, 48(3): 1966-1972.
- [9] Ye Y, Li J, Li Z K, et al. Robust optimization and stochastic programming approaches for medium-term production scheduling of a large-scale steelmaking continuous casting process under demand uncertainty[J]. Computers & Chemical Engineering, 2014, 66: 165-185.
- [10] Soyster A L. Technical note-convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming[J]. Operations Research, 1973, 21(5): 1154-1157.
- [11] Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust solutions of uncertain linear programs[J]. Operations Research Letters, 1999, 25(1): 1-13.
- [12] Bertsimas D, Thiele A. Robust and data-driven optimization: Modern decision making under uncertainty[J]. INFORMS TutORials in Operations Research, 2014(14): 95-122.
- [13] Yang Y, Chen W D, Wei L, et al. Robust optimization for integrated scrap steel charge considering uncertain metal elements concentrations and production scheduling under time-of-use electricity tariff[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 176: 800-812.
- [14] Li Z K, Ding R, Floudas C A. A comparative theoretical and computational study on robust counterpart optimization: I. robust linear optimization and robust mixed integer linear optimization[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2011, 50(18): 10567-10603.
- [15] Bertsimas D, Sim M. The price of robustness[J]. Operations Research, 2004, 52(1): 35-53.
- [16] 唐秋华, 何明, 何晓霞, 等. 随机工时下柔性加工车间的鲁棒优化调度方法[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(4): 1002-1012.
(Tang Q H, He M, He X X, et al. Robust optimization scheduling of flexible job shops under stochastic processing times[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(4): 1002-1012.)
- [17] 彭琨琨, 李新宇, 高亮, 等. 可调加工时间炼钢-连铸的灰狼优化调度算法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(1): 58-65.
(Peng K K, Li X Y, Gao L, et al. Grey wolf optimizer scheduling algorithm for steelmaking-continuous casting with adjustable processing times[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020, 26(1): 58-65.)

作者简介

燕洁晨(1997—),女,硕士生,从事生产计划与调度的研究, E-mail: yjchen0316@163.com;

陈红雨(1980—),男,高级工程师,从事生产管理、质量设计等研究, E-mail: chenhongyu@ningbosteel.com;

张文新(1966—),男,副教授,硕士,从事电子商务的研究, E-mail: zhangwx@manage.ustb.edu.cn;

苏艺璇(1998—),女,硕士生,从事生产计划与调度的研究, E-mail: syx_study@163.com;

李铁克(1958—),男,教授,博士生导师,从事先进制造管理、生产计划调度等研究, E-mail: tieke@ustb.edu.cn;

王柏琳(1983—),女,副教授,从事智能优化算法的研究, E-mail: wangbl@ustb.edu.cn.