

不确定条件下炼钢-连铸生产调度的两阶段鲁棒优化方法

蒋胜龙^{1†}, 文耀民¹, 陈 兰¹, 曹玲玲¹, 彭功状²

(1. 重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400044; 2. 北京科技大学 工程技术研究院, 北京 100083)

摘要: 根据炼钢-连铸生产过程的特点, 建立一种考虑加工时间和运输时间不确定性的两阶段鲁棒优化模型, 即在第 1 阶段确定排序和指派变量, 在第 2 阶段确定时间变量. 针对两阶段鲁棒优化问题的复杂性和非线性难点, 运用线性对偶理论将其转换为最差场景下的网络优化问题. 针对简化后的网络优化问题, 提出一种基于协方差自适应进化策略 (covariance matrix adaptation evolution strategy, CMA-ES) 的求解算法, 并引入基于瓶颈浇次的重启策略以提升其搜索效率. 最后, 基于不同规模的测试实例进行模型灵敏度分析及算法对比测试. 计算和统计结果验证了所提出的调度模型在不确定性条件下的有效性及改进 CMA-ES 算法的竞争性.

关键词: 炼钢-连铸; 生产调度; 鲁棒优化; 两阶段决策; 进化策略

中图分类号: TP278 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0063

引用格式: 蒋胜龙, 文耀民, 陈兰, 等. 不确定条件下炼钢-连铸生产调度的两阶段鲁棒优化方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3516-3524.

A two-stage robust optimization approach for steelmaking-continuous casting production scheduling under uncertainty

JIANG Sheng-long^{1†}, WEN Yao-min¹, CHEN Lan¹, CAO Ling-ling¹, PENG Gong-zhuang²

(1. College of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Institute of Engineering Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: According to the characteristics of the steelmaking-continuous production, this paper proposes a two-stage robust optimization (TSRO) model considering the uncertainties of processing time and transportation time, where the sequencing and assignment variables are determined in the first stage, and the timing variables are specified in the second stage. Focusing on the complexity and nonlinearity of the TSRO problem, this paper applies the linear duality theory to transform it into a network optimization problem in the worst-case scenario. To solve the simplified network optimization problem, this paper proposes an evolutionary solution algorithm named covariance matrix adaptation evolution strategy (CMA-ES) and introduces a bottleneck cast-based restart strategy to improve the algorithmic efficiency. Finally, this study carries out various experiments based on randomly synthetic instances. The computational and statistical results show the effectiveness of the proposed scheduling model under uncertainty and the competitiveness of the improved CMA-ES algorithm.

Keywords: steelmaking-continuous casting; production scheduling; robust optimization; two-stage decision; evolution strategy

0 引言

炼钢-连铸生产是钢铁制造流程中高品质产品实现和能源环境约束的关键环节, 其典型生产流程为: 高温液态铁水按照指定工艺路线, 顺序经过炼钢、精炼和连铸等工序加工转换至固态板坯或方坯. 炼钢-连铸生产调度是根据上级部门下达的生产计划 (一般以炉次、浇次为基本操作单元), 考虑原料到达、

机器能力和工艺规程等约束条件, 合理安排操作单元在各工序的加工顺序和设备, 确定各工序操作的时间表, 以追求等待时间、准时开浇和最大完成时间等一个或多个目标的最优化, 为企业生产系统的高效、稳定、安全运行提供决策支持^[1].

自上世纪 90 年代以来, 炼钢-连铸生产调度问题得到了国内外很多学者的关注, 并在模型和算法研究

收稿日期: 2022-01-09; 录用日期: 2022-07-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61873042).

[†]通讯作者. E-mail: jiang_shl@cqu.edu.cn.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

方面取得了丰富成果. 然而, 实际生产过程中存在大量不确定性^[2]: 1) 内部生产过程的非完全可知和非完全可控性, 例如: 大量复杂物理化学变化引起的工序操作时间频繁波动; 2) 外部环境变化的非完全可预测性, 例如: 高炉工况变化导致上游铁水的随机到达, 客户需求变化导致紧急生产任务的插入. 这些不确定性因素给调度模型构建和算法设计带来很大难度, 也使得最优调度解在实际执行过程易出现目标波动、约束冲突等现象, 相关调度软件也仅起到信息传递和集成的作用——理论研究与现实应用仍存在较大差距. 因此, 如何提前考虑生产过程中存在的不确定性, 编制一个具有鲁棒性的调度方案成为该领域长期关注的问题.

Dorn等^[3]利用梯形模糊数描述加工时间, 并采用启发式方法构造了一个初始调度解, 在执行过程中, 当调度解满意度指标超出预定目标时, 使用禁忌搜索算法进行动态修正; Slany^[4]使用模糊约束建立炼钢-连铸调度多准则决策模型, 提出了一种模糊约束满足与邻域搜索相结合的优化方法; 孙福权等^[5]利用梯形模糊数描述连铸加工时间, 将模糊优化问题转化为精确优化问题, 利用禁忌搜索算法进行柔性决策; 俞胜平等^[6]采用三角模糊数描述加工时间, 使用“中间值最大隶属度”方法将模糊规划问题转化为非线性规划问题, 进而提出了基于遗传算法的优化策略; 针对加工时间和到达时间存在的不确定性, Sun等^[7]使用拉格朗日松弛法对原始调度问题进行分解, 设计了一种基于随机动态规划的求解算法; Worapradya等^[8]使用概率分布描述机器故障现象, 将炼钢-连铸调度问题转化为一个Minimax决策问题后使用基于蒙特卡洛的双层遗传算法求解. 在不确定性事件出现时, 通过仿真方法分析影响结果, 并采用遗传算法对调度方案的目标函数和稳定性指标进行再优化^[9]. Hao等^[10]、Jiang等^[11]使用随机分布描述炼钢-连铸加工时间的不确定性, 构造了一种基于特征指标的软决策调度模型, 运用仿真优化方法寻求最优调度策略.

通过上述调研可以发现, 围绕不确定炼钢-连铸调度问题的主要研究思路均假设模型参数的先验知识完全已知(如随机分布函数和模糊隶属度函数), 然后构造相应的不确定模型以寻求最优解或满意解. 事实上, 在实际生产过程中, 决策者仅掌握着有限的先验知识很难完全获知不确定参数的随机分布函数或隶属度函数. 与模糊优化和随机优化方法相比, 近年来兴起的鲁棒优化理论无需获取不确定变量的

精确先验信息, 即可使最优解在不确定性条件下保持较高可靠性. 早在1973年, Soyster^[12]就开始研究鲁棒线性规划问题, 但直至1998年El Ghaoui等^[13]和Ben-Tal等^[14]提出了鲁棒正定规划理论之后, 鲁棒优化理论才得到迅速的发展和广泛应用^[15]. 近年来, 鲁棒优化开始用于解决加工时间存在未知扰动的炼钢-连铸调度问题: Rahal等^[16]针对电炉冶炼的小规模调度问题(炉次数小于30), 提出了一种基于线性仿射规则的自适应鲁棒优化模型; 针对转炉炼钢的小规模调度问题(炉次数小于50), Niu等^[17]设计了一种分布式鲁棒优化模型和带加速策略的禁忌搜索算法. 这些工作拓展了鲁棒优化理论在炼钢-连铸生产调度领域的应用, 但所关注的问题在约束条件、问题规模和不确定性表征等方面仍与实际生产过程存在一定差距.

考虑炼钢-连铸实际生产过程在浇次决策、工艺路径约束方面的复杂性以及多类未知扰动(加工和运输时间)并存的特点, 本文通过线性对偶理论深入分析炼钢-连铸生产调度问题的结构特征, 构建一个两阶段鲁棒优化调度模型, 进而提出一种基于进化策略的求解算法. 最后, 设计不同规模的测试实例以验证所提出的模型和算法的有效性.

1 模型构建

在炼钢-连铸生产系统中: 所有工序($I = \{1, \dots, i, \dots, |I|\}$)均按照流水式生产线布置; 每个工序由若干同型或异构机器组成($M_i = \{1, \dots, k, \dots, |M_i|\}$); 所有炉次($J = \{1, \dots, j, \dots, |J|\}$)需要按顺序依次经历所有工序, 并指派合适的机器进行加工. 由于钢种冶炼工艺的差异, 某些炉次可能会跳跃某个精炼工序进行加工, 且同一浇次内所有炉次需要按既定顺序在连铸机上连续加工.

1.1 符号说明

定义如下已知参数:

$I^U = I \setminus \{I\}$ 表示除连铸之外的上游工序集合;

J_i 表示经过工序 i 的炉次集合, $O_{i,j}$ 表示炉次 j 在工序 i 的操作;

$B = \{1, 2, \dots, b, \dots, |B|\}$ 表示浇次集合, 且 \bar{J}_b 表示浇次 b 内包含的炉次集合, $\bar{J}_{b,r}$ 表示第 r 个炉次, $\bar{J}_{b,0}$ 为最后一个炉次;

R_j 表示炉次 j 经过的工序列表, 且 $R_{i,j}^-$ 、 $R_{i,j}^+$ 分别表示炉次 j 在工序 i 操作的上一工序或下一工序;

$P_{i,j}$ 表示炉次 j 在工序 i 的加工时间;

$D_{i,i'}$ 表示工序 i 至工序 i' 的运输时间;

Su_b 表示浇次 b 开浇之前的准备时间;

At_j 表示炉次 j 对应的铁水到达时间;

γ_i 表示工序 i 前等待时间系数;

bigM 表示一个足够大的正整数.

定义如下决策变量:

$x_{i,j,k}$ ($i \in I^U, j \in J_i, k \in M_i$) 表示 0/1 变量, 如果炉次 j 分配在机器 $M_{i,k}$, 则为 1, 否则为 0;

$y_{i,j',j}$ ($i \in I^U, j', j \in J_i$) 表示 0/1 变量, 如果炉次 j' 在工序 i 先于 j 加工, 则为 1, 否则为 0;

$z_{b,k}$ ($k \in M_{|I|}, b \in B$) 表示 0/1 变量, 如果浇次 b 安排在连铸机 $M_{|I|,k}$ 上加工, 则为 1, 否则为 0;

$u_{b',b}$ ($b', b \in B$) 表示 0/1 变量, 如果浇次 b' 先于浇次 b 开浇, 则为 1, 否则为 0;

$S_{i,j}$ ($i \in I, j \in J_i$) 表示炉次 j 在工序 i 的开始时间.

1.2 确定性优化模型

根据炼钢-连铸生产过程的工艺要求建立如下数学模型:

P: $\min f =$

$$\sum_{j \in J} \left[\sum_{i \in R_j \setminus \{1\}} \gamma_i (S_{i,j} - S_{R_{i,j}^-} - P_{R_{i,j}^-} - D_{R_{i,j}^-, i}) + \gamma_1 (S_{1,j} - At_j) \right]. \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k \in M_i} x_{i,j,k} = 1, \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \quad (2)$$

$$y_{i,j',j} + y_{i,j,j'} = 1, \quad \forall i \in I^U, j', j \in J_i; \quad (3)$$

$$\sum_{k \in M_{|I|}} z_{b,k} = 1, \quad b \in B; \quad (4)$$

$$u_{b',b} + u_{b,b'} = 1, \quad \forall b', b \in B; \quad (5)$$

$$S_{i,j} - S_{i,j'} + \text{bigM}(3 - x_{i,j',k} - x_{i,j,k} - y_{i,j',j}) \geq P_{i,j'}, \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \quad (6)$$

$$S_{R_{i,j}^+, j} - S_{i,j} \geq P_{i,j} + D_{i,R_{i,j}^+}, \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \quad (7)$$

$$S_{|I|, \bar{J}_{b,1}} - S_{|I|, \bar{J}_{b',0}} + \text{bigM}(3 - z_{b',k} - z_{b,k} - u_{b',b}) \geq P_{|I|, \bar{J}_{b',0}} + Su_b, \quad \forall b, b' \in B; \quad (8)$$

$$S_{|I|, \bar{J}_{b,r}} - S_{|I|, \bar{J}_{b,r-1}} = P_{|I|, \bar{J}_{b,r-1}}, \quad \forall b' \in B, r \in \{2, 3, \dots, |\bar{J}_b|\}; \quad (9)$$

$$S_{1,j} \geq At_j, \quad \forall j \in J. \quad (10)$$

其中: 目标函数(1)表示最小化炉次加权等待时间总和; 约束方程(2)保证每个炉次只能在一台机器上加工; 约束方程(3)确保炉次先后顺序的唯一性; 约束方

程(4)保证每个浇次只能在一台连铸机上加工; 约束方程(5)确保浇次加工先后顺序的唯一性; 约束方程(6)表示同一机器上两个紧邻炉次之间的开工时间的先后关系; 约束方程(7)表示每个炉次在前后工序的开工时间关系; 约束方程(8)表示同一浇次内两个紧邻炉次之间的连续性操作要求; 约束方程(9)表示同一连铸机上两个紧邻浇次之间的中间包准备时间要求; 约束方程(10)表示每个炉次在炼钢工序的开始时间要晚于其铁水的到达时间.

1.3 鲁棒优化模型

在实际炼钢-连铸生产过程中, 由于大量物理变化与化学反应相互耦合和影响, 工序操作过程处于非完全可知和非完全可控状态, 操作加工时间 $P_{i,j}$ 存在一定的随机性. 此外, 由于天车运输易发生路径冲突, 工序之间的运输时间 $D_{i,i'}$ 也存在一定的随机性. 因此, 最优调度解中某一操作 $O_{i,j}$ 的加工时间 $P_{i,j}$ 或运输时间 $D_{i,i'}$ 的变化, 既可能影响目标函数的最优性, 也可能违反约束条件, 造成设备冲突、连铸断浇等事故. 假设受分布未知的干扰因素的影响, 炼钢和精炼工序操作 $O_{i,j}$ 的加工时间 $P_{i,j}$ 及其至下一工序的运输时间 $D_{i,R_{i,j}^+}$ 的真实值落在不确定集 Ξ 内. 根据 Bertsimas 等^[18] 提出的鲁棒优化理论, 不确定条件下的炼钢-连铸生产调度问题可以描述为

$$\text{RO:} \quad \min_{x,y,z,u,S} \max_{\xi \in \Xi} f(\xi); \quad \text{s.t.} \quad \text{式(2)} \sim (10). \quad (11)$$

$\Xi =$

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{i,j} = \bar{P}_{i,j} + \xi_{i,j} \hat{P}_{i,j}, \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \\ D_{i,R_{i,j}^+} = \bar{D}_{i,R_{i,j}^+} + \xi_{i,j} \hat{D}_{i,R_{i,j}^+}, \\ \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \\ -1 \leq \xi_{i,j} \leq 1, \quad \forall i \in I^U, j \in J_i; \\ \sum_{i \in I^U} \sum_{j \in J_i} |\xi_{i,j}| \leq \Gamma \end{array} \right\}. \quad (12)$$

其中: $\bar{P}_{i,j}$ 和 $\bar{D}_{i,R_{i,j}^+}$ 表示标称值; $\hat{P}_{i,j}$ 和 $\hat{D}_{i,R_{i,j}^+}$ 表示最大偏差; $\xi_{i,j}$ 表示随机干扰因素; Γ 表示最大累计扰动预算, 反映了决策者对约束违反风险水平的容忍程度. 可见 RO 本质上是一种具有高保守性的静态决策方法——在最差场景下寻求所有决策变量的最优化.

1.4 两阶段鲁棒优化模型

从原调度问题 P 的形式可知, 目标函数 f 仅与时间变量 $S_{i,j}$ 直接相关. 根据动态决策的时序特征, 可将不确定生产调度划分为如下两个决策阶段: 1) 不确定因素出现前确定最优炉次、浇次的排序和

机器指派关系 (here-and-now 变量), 并将结果传递至下一阶段, 属于一个 min 优化问题; 2) 根据上层结果确定操作开始时间 (wait-and-see 变量) 以寻求最差场景下的最优目标, 属于一个 max-min 优化问题. 据此构造如下多层优化问题:

$$\begin{aligned} \text{TSRO: } & \min_{x,y,z,u} \max_{\xi \in \Xi} \min_{S \in \Omega(x,y,z,u,\xi)} f(\xi); \\ \text{s.t. } & \text{式(2) } \sim \text{(5)}, \text{(12)}, \\ & \Omega(x,y,z,u,\xi) = \{S | \text{式(6) } \sim \text{(10)}\}. \end{aligned} \quad (13)$$

根据 Bruni 等^[9] 的证明结论, TSRO 的保守度要低于 RO, 即 $f_{\text{TSRO}} \leq f_{\text{RO}}$.

2 模型转换与简化

2.1 网络流转换

根据炼钢-连铸生产调度的排序、指派约束 (2) ~ (5) 以及时间表约束 (6) ~ (10) 可知: 如果二进制变量 (x, y, z, u) 可以确定一个可行的炼钢-连铸调度解, 则炉次、浇次的排序和机器指派关系应满足有向无环网络 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A})$ 的拓扑关系 (如图 1 所示), \mathcal{V} 为节点集合, \mathcal{A} 为弧集合.

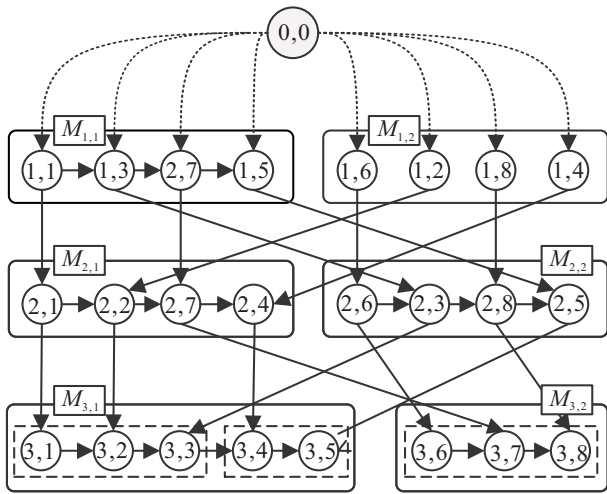


图 1 炉次、浇次排列和机器分配的有向图结构表达

在网络 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A})$ 中, 每一个节点 (i, j) 对应一个操作 $O_{i,j}$, 节点 $(0, 0)$ 表示铁水到达的虚操作. 根据各炉次工艺路径及其机器加工顺序约束 (2) ~ (10), 节点 (i, j) 的前向节点集合中至多含有两个元素: 同机器前向节点为 $\delta^1(i, j)$, 同炉次前向节点为 $\delta^2(i, j)$. 定义节点之间的弧距离如下:

$$\begin{cases} d_{\delta^1(i,j),i,j} = P_{\delta^1(i,j)} + Su_b, \\ i = |I|, j = J_{b,1}, b \in B; \\ d_{\delta^2(i,j),i,j} = P_{\delta^2(i,j)}, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} d_{\delta^2(i,j),i,j} = At_j, i = 1, j = J_1; \\ d_{\delta^2(i,j),i,j} = P_{\delta^2(i,j)} + D_{R_{i,j}^-}, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

根据机器和工序先后关系, 将 \mathcal{A} 划分成以下两类集合:

1) $\mathcal{A}_{i,j}$: 同属于机器 $M_{i,k}$ 的弧 $(\delta^1(i, j), i, j)$ 集合.

其中连铸工序上同一浇次内弧集合为 $\bar{\mathcal{A}}_{|I|,K}$.

2) \mathcal{A}_j : 同属于炉次 j 的弧 $(\delta^2(i, j), i, j)$ 集合.

$(\bigcup_{i \in I, k \in M_i} \mathcal{A}_{i,k}) \cup (\bigcup_{j \in J} \mathcal{A}_j) = \mathcal{A}$. 若第 1 阶段优化问题能够确定一个可行解, 则根据上述网络关系, 忽略目标函数中的常数项, TSRO 中的最下层问题

$\min_{S \in \Omega(x,y,z,u,\xi)} f(S)$ 可转换为如下形式:

$$\begin{aligned} \text{SP: } \min f = & \sum_{(i,j) \in \mathcal{V} / \{0,0\}} \gamma_i (S_{i,j} - S_{\delta^2(i,j)}) = \\ & \sum_{(i,j) \in \mathcal{V} / \{0,0\}} \mathcal{L}_{i,j} \cdot S_{i,j}. \end{aligned} \quad (16)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} S_{i,j} - S_{i',j'} = d_{i,j,i',j'}, (i, j, i', j') \in \mathcal{A}_{|I|,k}; \\ S_{i,j} - S_{i',j'} \geq d_{i,j,i',j'}, \text{ otherwise.} \end{cases}$$

其中 $\begin{cases} \mathcal{L}_{i,j} = \gamma_{|I|}, i = |I|; \\ \mathcal{L}_{i,j} = \gamma_i - \gamma_{R_{i,j}^+}, i \in I^U. \end{cases}$ 根据线性对偶理论,

可将 SP (16) 转换为如下线性规划问题:

$$\begin{aligned} \text{DSP: } \max \varphi(\omega, \xi) = & \sum_{\delta_{i,j} \in \mathcal{A}} \omega_{\delta(i,j),i,j} d_{\delta(i,j),i,j}. \\ \text{s.t. } & \sum_{i',j' \in \delta(i,j)} \omega_{i',j',i,j} - \sum_{i',j' \in \Delta(i,j)} \omega_{i,j,i',j'} \leq \mathcal{L}_{i,j}. \\ & \begin{cases} \omega_{\delta^1(i,j),i,j} \text{ 无约束}, \delta^1(i, j), i, j \in \bar{\mathcal{A}}_{|I|,k}; \\ \omega_{\delta^1(i,j),i,j} \geq 0, \omega_{\delta^2(i,j),i,j} \geq 0, \text{ otherwise.} \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $\Delta(i, j)$ 表示节点 (i, j) 的后续节点集合. DSP 问题结构具有如下特征.

特征 1 DSP 等价于外部流量未知的最大网络流问题. 引入松弛变量 $e_{i,j} \geq 0$, 流约束可以转换为

$$\sum_{i',j' \in \delta(i,j)} \omega_{i',j',i,j} - \sum_{i',j' \in \Delta(i,j)} \omega_{i,j,i',j'} = \mathcal{L}_{i,j} - e_{i,j}, \text{ 即 } (\mathcal{L}_{i,j} - e_{i,j}) \text{ 为节点 } (i, j) \text{ 的外部输入输出流量.}$$

特征 2 $\mathcal{A}_{|I|,K}$ 中的负流量是抑制网络流最大化的关键因素之一, 即 $\omega_{\delta^1(i,j),i,j} < 0$ 不利于网络流目标函数的最大化, 应尽量使 $\omega_{\delta^1(i,j),i,j}$ 取值大于 0.

由此可知, TSRO 可简化为如下 min-max 问题:

$$\text{TSRO: } \min_{\mathcal{G}} \max_{\xi \in \Xi, \omega} \varphi(\omega, \xi), \quad (18)$$

且所有不确定元素均位于目标函数 $\varphi(\omega, \xi)$ 中.

2.2 不确定集转换

根据式(12)定义的不确集和式(14)、(15)定义的转换关系,节点*(i, j)*输入弧距离的不确定性可分别定义为

$$\begin{aligned}
 & d_{\delta^1(i,j),i,j} \in [\bar{d}_{\delta^1(i,j),i,j} - \xi_{i,j}^1 \hat{d}_{\delta^1(i,j),i,j}, \bar{d}_{\delta^1(i,j),i,j} + \xi_{i,j}^1 \hat{d}_{\delta^1(i,j),i,j}], \\
 & d_{\delta^2(i,j),i,j} \in [\bar{d}_{\delta^2(i,j),i,j} - \xi_{i,j}^2 \hat{d}_{\delta^2(i,j),i,j}, \bar{d}_{\delta^2(i,j),i,j} + \xi_{i,j}^2 \hat{d}_{\delta^2(i,j),i,j}],
 \end{aligned}
 \tag{19}$$

其中 $\xi_{i,j}^1$ 和 $\xi_{i,j}^2$ 表示位于 $[-1, 1]$ 之间的未知扰动系数. 根据网络流在炉次方向和机器方向的流动特征, 构造如下两类不确定集:

$$\begin{aligned}
 \Xi_{i,k} &= \begin{cases} -1 \leq \xi_{i,j}^1 \leq 1, \forall (i,j) \in \mathcal{V}_{i,k}; \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{V}_{i,k}} \xi_{i,j}^1 \leq \Gamma_{i,k}. \end{cases} \\
 \Xi_j &= \begin{cases} -1 \leq \xi_{i,j}^2 \leq 1, \forall (i,j) \in \mathcal{V}_j; \\ \sum_{(i,j) \in \mathcal{V}_j} \xi_{i,j}^2 \leq \Gamma_j. \end{cases}
 \end{aligned}$$

其中 $\Gamma_{i,k}$ 和 Γ_j 分别表示最大累计扰动预算. 由于不确定变量 ξ 的引入, DSP 模型的目标函数包含非线性项目, 根据 Bertsimas 等^[18] 提出的对偶变换方法, 可以将其转换为如下鲁棒线性对等 (robust linear counterpart, RLC) 问题:

$$\text{RLC: } \max \bar{\varphi}(\omega, \theta, \rho) \sum_{i \in I, k \in M_i} \varphi_{i,k} + \sum_{j \in J} \varphi_j. \tag{20}$$

$$\text{s.t. } \sum_{i',j' \in \delta(i,j)} \omega_{i',j',i,j} - \sum_{i',j' \in \Delta(i,j)} \omega_{i,j,i',j'} \leq \mathcal{L}_{i,j}; \tag{21}$$

$$\begin{aligned}
 \varphi_{i,k} &\geq \sum_{i',j',i,j \in \mathcal{A}(i,j)} \omega_{i',j',i,j} \bar{d}_{i',j',i,j} - \theta_{i,k} \Gamma_{i,k} - \sum_{i',j',i,j \in \mathcal{A}(i,j)} \rho_{i',j',i,j}, \forall i \in I, k \in M_i;
 \end{aligned}
 \tag{22}$$

$$\begin{aligned}
 \varphi_j &\geq \sum_{i',j',i,j \in \mathcal{A}(i,j)} \omega_{i',j',i,j} \bar{d}_{i',j',i,j} - \theta_j \Gamma_j - \sum_{i',j',i,j \in \mathcal{A}(i,j)} \rho_{i',j',i,j}, \forall j \in J;
 \end{aligned}
 \tag{23}$$

$$\theta_{i,k} + \rho_{i',j',i,j} \leq \Gamma_{i,k}, \forall i \in I, k \in M_i; \tag{24}$$

$$\theta_j + \rho_{i',j',i,j} \leq \Gamma_j, \forall j \in J; \tag{25}$$

$$\theta_j \geq 0, \theta_{i,k} \geq 0, \rho_{i',j',i,j} \geq 0. \tag{26}$$

其中: $\theta_j, \theta_{i,k}, \rho_{i',j',i,j}$ 表示引入的保护性变量, 网络流平衡约束(21)的对偶变量即为 $S_{i,j}$ 的取值.

$$\text{TSRO: } \min_{\mathcal{G}} \max_{\omega, \theta, \rho} \bar{\varphi}(\omega, \theta, \rho); \text{ s.t. } (21) \sim (26). \tag{27}$$

式(27)的本质目标在于寻找一个最优网络结构 \mathcal{G} , 使得其在满足约束(21)~(26)下网络流最大化.

3 基于CMA-ES的求解算法

由于原问题P中包含大量二进制变量, TSRO (27)中网络结构 \mathcal{G} 的搜索空间也将急剧增长. 因此, 本节设计一种基于自适应协方差矩阵进化策略 (covariance matrix adaptation evolution strategy, CMA-ES)^[20] 的进化算法, 以在有限时间内获得近似最优网络. 它的主要思想在于假设种群个体服从联合正态分布 $\mathcal{N}(m, \sigma^2 C)$, 通过对协方差矩阵 C 和步长参数 σ 的自适应学习机制使种群均值 m 尽可能分布在好的搜索区域, 以提升算法的搜索效率. 为了避免 CMA-ES 陷入局部最优, 本文设计一种基于问题知识 (源于瓶颈浇次定义) 的 CMA-ES 算法 (knowledge-based CMA-ES, KB-CMA-ES): 首先将问题域 TSRO(27) 的可行解编码为一个实值向量; 然后设计相应的解码和适应度计算方式, 通过选择、重组、更新和采样策略快速搜索到一个近似最优解. 当 CMA-ES 陷入局部最优时, 通过扩大种群规模重启算法. 算法流程如图2所示.

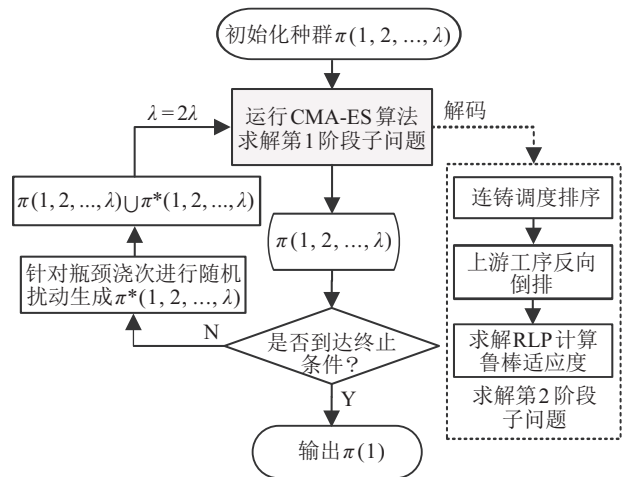


图2 KB-CMA-ES流程

3.1 编码与初始化

通常, 经典HFS调度问题的可行解可表示为首工序、末工序^[11] 或瓶颈工序^[21] 的工件排列. 由于炼钢-连铸生产调度在末工序存在连续性加工和准备时间约束, 本文将问题域的网络结构 \mathcal{G} 映射成连铸工序的浇次排列, 并使用一个两段式实数向量 $\pi =$

$(\pi^{(1)}|\pi^{(2)})$ 表达. 其中: $\pi^{(1)}$ 表示浇次优先级, $\pi^{(2)}$ 表示浇次延迟系数. $\pi^{(1)}$ (维度为 $|B|$) 中, 各浇次按照优先级由高到低顺序加工. 当浇次 b 开始加工时, 根据最早可用原则选择连铸机, 并获取其上一浇次 b' 的完工时间 $\bar{C}_{b'}$. 为了减少等待时间并保证浇铸操作的连续性, 根据 $\pi^{(2)}$ 设定浇次 b 的开始时间, 即 $\bar{S}_b = S_{|I|, \bar{J}_{b,1}} = \bar{C}_{b'} + \bar{S}u_b$. 其中: $\bar{S}u_b$ 表示延长后的准备时间, $\bar{S}u_b = (1 + \pi_b^{(2)})Su_b$, $\pi_b^{(2)}$ 表示延迟系数.

例如, 浇次 1, 2, 3 在连铸工序的操作集合分别为 $\{O_{3,1}, O_{3,2}, O_{3,3}\}$, $\{O_{3,4}, O_{3,5}\}$, $\{O_{3,6}, O_{3,7}, O_{3,8}\}$, 那么 (0.8, 0.3, 0.5|0.5, 1.0, 1.5) 对应的连铸工序排列如图 3 所示.

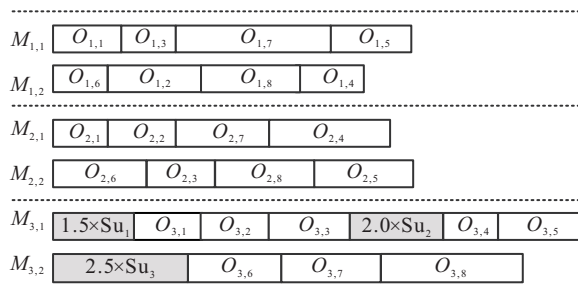


图 3 炼钢-连铸全工序排列 ($J = \{1, 6, 2, 3, 7, 8, 4, 5\}$)

种群初始化过程如下.

step 1: 首先按照最长的加工时间 (longest processing time, LPT) 规则生成一个初始浇次排列, 如 $\{3, 1, 2\}$;

step 2: 依据浇次所处的位置 $\text{pos}(b)$ 设置优先级系数 $1/\text{pos}(b)$, 如 $\{0.5, 0.33, 1.0\}$;

step 3: 每个浇次分别设置最小、最大延迟系数生成两个初始解, 如 $\pi_1 = \{0.5, 0.33, 1.0|0.0, 0.0, 0.0\}$, $\pi_2 = \{0.5, 0.33, 1.0|5.0, 5.0, 5.0\}$;

step 4: 在 π_1 和 π_2 上进行随机变换, 生成其他 ($\lambda - 2$) 个初始个体解.

3.2 解码及适应度计算

根据编码方案确定连铸调度排列之后, 可以计算每个炉次的连铸开始时间 $S_{|I|,j}$; 然后, 运用如下反向倒排策略确定上游工序操作之间的连接关系, 以构成一个完整的有向图网络 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A})$.

输入: 连铸开始时间 $S_{|I|,j}$.

step 1: 初始化.

1) $ST_j = \text{calculate_casting_time}(S_{|I|,j})$ /* 计算每个炉次的连铸开始时间 */

2) $i = |I| - 1$.

step 2: while $i > 1$ do

1) $\bar{J}_i = \text{sort_charges}(J_i, ST_j)$ /* 根据连铸工序

开始时间对当前工序所有炉次进行排序 */

2) $X_{i,k} = \text{allocate_machine}(\bar{J}_i)$ /* 根据负载均衡规则选择加工机器 */

step 3: $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A}) = \text{construct_graph}(X_{i,k})$ /* 根据机器上的炉次排列构造一个有向图 */

返回: \mathcal{G} .

按照上述反向倒排流程, 连铸工序的浇次排列可转换为一个全工序操作排列 (图 3), 由此可获得决策变量 (x, y, z, u) 的取值及其网络结构 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A})$. 为评价其适应度值, 本文运用商业求解器软件包对线性规划问题 RLC (20) ~ (26) 进行求解, 其最优目标值即为当前个体解 π 及其网络结构 $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{A})$ 在最差场景下的最大流值; 输入输出流量约束 (21) 的对偶变量即为操作 $O_{i,j}$ 的开始时间 $S_{i,j}$. 在解码过程, 如果出现 RLC 不可行的情况, 则令适应度函数值为一个极大数, 如 1.0×10^6 .

3.3 瓶颈浇次定义

由特征 2 可知, 浇次内的负流量是制约目标函数达到最优的限制性因素之一. 基于这一特征知识可以定义瓶颈浇次为含有负流量总和最小的浇次, 即

$$b^* = \arg \min_{b \in B, \lambda < 0} \sum_{r=2}^{|B_b|} \lambda_{|I|, J_b, r-1, |I|, J_b, r}$$

当算法陷入局部最优时, 需要生成一个新的种群: 在当前种群中找到每个个体编码向量中瓶颈浇次 b^* 对应的元素, 对其进行随机扰动, 即

$$\begin{aligned} \pi_{b^*}^{(1)} &= \text{Gauss}(0, 1) \times \pi_{b^*}^{(1)}, \\ \pi_{b^*}^{(2)} &= \text{Gauss}(0, 1) \times \pi_{b^*}^{(2)}. \end{aligned}$$

其中 Gauss(0, 1) 表示符合高斯分布的随机数.

4 数值实验

本文数值实验涉及的程序代码均采用 C++ 语言编程实现, 使用 Gurobi 9.0 求解 RLC (20) ~ (26); 运行环境为个人电脑 Intel Core i7 1.8 GHz, RAM 16 GB; 操作系统为 Windows 10 (64 bit).

4.1 测试实例生成

为分析本文提出的炼钢-连铸调度鲁棒优化模型及算法的性能, 本文利用国内某钢铁企业炼钢生产车间为例进行测试. 该炼钢车间包含转炉炼钢、LF 精炼、RH 精炼和连铸 4 个工序, 各工序上的机器数量分别为 3、4、2、3, 其中 LF、RH 工序为可跳跃工序. 根据实际生产数据的统计信息获取炼钢-连铸生产调度模型的相关参数 (见表 1, 其中 Uni() 表示生成均匀分布整数的函数).

表1 不确定炼钢-连铸调度问题的模型参数

序号	问题参数	参数取值	描述
1	$\bar{P}_{1,j}$	Uni (25,35)	炼钢标准加工时间
2	$\bar{P}_{2,j}$	Uni (35,45)	LF 精炼标准加工时间
3	$\bar{P}_{3,j}$	Uni (20,40)	RH 精炼标准加工时间
4	$\bar{P}_{4,j}$	Uni (25,35)	连铸标准加工时间
5	$\xi_{1,j}$	0.10	炼钢最大时间偏移系数
6	$\xi_{2,j}$	0.20	LF 精炼最大时间偏移系数
7	$\xi_{3,j}$	0.20	RH 精炼最大时间偏移系数
8	$\xi_{4,j}$	0.00	连铸最大时间偏移系数
9	$\bar{D}'_{i,i}$	5	相邻工序运输时间
10	Su_b	60	中间包准备时间
11	skip (LF)	0.20	LF 工序跳跃概率
12	skip (RH)	0.50	RH 工序跳跃概率

为计算便利,在仿真实验中假设所有炉次均已提前到达,即令 $At_j = 0, \forall j \in J$. 各个工序等待时间成本系数呈递增趋势,即令 $\gamma_i = 2^{i-|I|}$.

4.2 模型灵敏度分析

对于一个标准不确定性线性规划问题 $\min c^T x, s.t. \{a_l^T x \leq b_l, l = 1, 2, \dots, L\}$, 为估算第 l 个约束条件的冲突风险水平 ϵ_l , Bertsimas 等^[18] 提出了如下计算方法:

$$\Pr\left(\sum_{h=1}^{|H_l|} a_{l,h} x_h > b_l\right) \leq 1 - \hat{\Phi}\left(\frac{\Gamma_l - 1}{\sqrt{|H_l|}}\right) = \epsilon_l, \quad (28)$$

其中 $\hat{\Phi}$ 表示正态分布的累计密度函数. 由式(28)可知,如果预先定义约束冲突风险水平 ϵ_l ,则可确定不确定变量的最大累积扰动预算值 Γ_l . 针对不确定炼钢-连铸调度问题,不同规模下 $\Gamma_{i,k}$ 和 Γ_j 的取值如表2所示.

表2 模型参数可选取值

ϵ	$\hat{\Phi}_{1-\epsilon}$	$\Gamma_{i,k}$			Γ_j	
		$ \mathcal{V}_{i,k} =5$	$ \mathcal{V}_{i,k} =10$	$ \mathcal{V}_{i,k} =5$	$ \mathcal{V}_j =4$	$ \mathcal{V}_j =3$
0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.25	0.67	3.59	3.12	2.50	3.34	2.16
0.10	1.28	5.98	5.05	3.86	3.56	3.00
0.05	1.64	7.35	6.19	4.67	4.00	3.00
0.01	1.96	8.59	7.19	5.00	4.00	3.00
0.00	∞	15.0	10.0	5.00	4.00	3.00

本文以两个小规模炼钢-连铸生产调度问题 ($|B| \times |\bar{J}_b| = 3 \times 5, 3 \times 10$) 为例,计算它们在不同约束冲突风险水平下 ($\epsilon = \{0.0, 0.05, \dots, 0.50\}$) 的目标函数值及其相对百分比偏差 (relative percent deviation, RPD).

$$RPD = \frac{f_g - \min_{g \in [G]} f_g}{\min_{g \in [G]} f_g} \times 100\%.$$

其中: f_g 表示某场景 g 下的目标函数, $[G]$ 表示所有场景集合. 结果如图4所示,随着风险水平 (ϵ) 的不断升

高,不确定调度问题目标函数偏差也不断降低,即调度方案的鲁棒性越高,其最优目标损失越大. 权衡风险水平和目标损失,本文在后续仿真实验中令风险水平 $\epsilon = 0.10$.

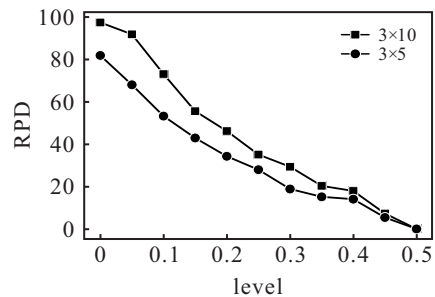


图4 不同风险水平下的RPD值

4.3 算法对比实验

为验证所提出的 KB-CMA-ES 算法性能,分别运用标准 CMA-ES、差分进化 (DE) 和粒子群优化 (PSO) 算法求解 TSRO (27). 在初始种群大小方面,所有算法均设置为 $4 \times |\pi|$. 在算法参数方面,参考文献 [22-23] 的建议: 1) PSO: 学习因子 $c_1 = c_2 = 0.1$, 惯性权重 $\omega_0 = 1.0$; 2) DE: 缩放因子 $\beta = 0.9$, 变异概率 $Cr = 0.5$. 另外,KB-CMA-ES 和 CMA-ES 算法的种群大小及参数取值参考文献 [20]. 为公平比较,所有算法均采用相同方式初始化种群,且在适应度函数评价次数达 $250 \times |\pi|$ 后终止.

由于尚无公开测试基准,本文根据表1 参数随机生成若干测试实例. 首先,构造8组不同的浇次数量 $3 \sim 10$,各浇次内炉次数量分别在 $[5, 15]$ 内随机取值. 在每个浇次水平下,炉次数分别随机生成3个组合,共产生 $8 \times 3 = 24$ 个测试实例. 基于上述参数,4个对比算法针对每个调度实例分别独立运行10次,根据所获得目标函数均值计算 RPD 值和 CPU 运行时间. 各个算法获得的 RPD 值和 CPU 运行时间结果见表3 (表格底部为均值和标准差); 其单因素方差分析结果见表4 (不同算法视为因素,目标函数值为响应输出); 实验结果分布的箱型图如图5所示 (显示中位数、上下四分位数、上下边界和异常数据等信息).

在 RPD 优越性比较方面,4种算法的性能存在显著差异 (P 值远小于 0.05). 从表4和图5中可以看出,CMA-ES、PSO和DE三种算法 RPD 值较为接近,但 KB-CMA-ES 获得的 RPD 值要显著优于其他算法. 这主要是由于 KB-CMA-ES 的重启策略克服了 CMA-ES 局部最优的弱点,可以在更大范围内搜索优良解. 在算法效率方面,所有算法的运行时间均值为 90s 左右,而相互之间的差别并不显著 (P 值大于 0.05). 由此可见,在没有损失算法时间效率的前提

表3 算法对比结果

实例	J	KB-CMA-ES		CMA-ES		PSO		DE	
		RPD	CPU	RPD	CPU	RPD	CPU	RPD	CPU
3-1#	28	0.0000	19.5270	2.9500	21.0260	11.7840	17.3270	11.5010	17.8600
3-2#	26	0.0000	14.7930	1.9500	13.5950	1.8920	11.4620	0.0000	12.7740
3-3#	29	0.0000	21.8200	0.1930	20.1090	0.1930	15.3320	0.1930	16.6120
4-1#	42	0.2600	31.9760	0.3240	29.2490	0.0000	19.7800	0.2220	20.0750
4-2#	36	0.0000	31.3920	0.4500	31.8170	1.2130	28.5080	0.7290	28.6480
4-3#	41	0.0600	38.4680	0.7070	36.5740	0.1050	33.3350	0.0000	35.8940
5-1#	48	0.2770	46.3020	0.1520	47.5650	0.0510	44.0440	0.0000	45.8280
5-2#	43	0.0000	35.6390	0.6450	37.7120	1.2720	32.5070	0.5830	33.4360
5-3#	53	0.0000	63.2940	0.7070	61.8860	0.2260	56.2860	0.4750	57.3550
6-1#	58	0.0000	57.6170	2.3540	56.6700	2.0550	51.3860	1.5610	55.2410
6-2#	71	0.0000	103.1130	1.8850	99.4290	7.5460	88.0660	5.7610	92.3170
6-3#	50	0.0000	71.1290	1.3080	60.3530	1.8370	56.3080	0.7270	56.7750
7-1#	64	0.0000	87.6690	0.0000	85.1410	1.2240	80.4160	0.6260	81.6450
7-2#	72	0.1670	91.8060	1.4760	91.9030	1.7470	93.7190	0.0000	91.8330
7-3#	86	0.7490	111.2010	0.8560	109.8180	0.0000	106.3500	1.4580	106.5890
8-1#	78	0.0000	123.4850	0.8690	117.9050	2.2540	112.2470	1.6080	113.6200
8-2#	74	0.0000	129.9420	0.3260	117.7060	1.2130	119.3660	0.8390	115.5960
8-3#	80	0.1260	127.1310	1.2520	118.6680	1.0630	117.1160	0.0000	116.3900
9-1#	86	0.0000	154.6420	0.5250	156.2060	2.1300	142.4410	1.3430	153.7980
9-2#	108	0.0000	226.9190	1.2150	220.0230	2.3760	203.2400	0.6070	207.8230
9-3#	90	0.0000	168.8570	1.4480	159.9190	2.5250	157.5540	1.0790	156.0220
10-1#	88	0.0000	198.0050	1.8410	205.2970	2.1200	183.2570	0.5720	182.9540
10-2#	113	0.0000	239.7730	8.5540	238.9920	9.5200	222.0630	8.9560	224.1340
10-3#	107	0.0000	196.5860	1.1150	196.6160	3.1340	182.0890	1.5490	180.9720
Avg.	65.4580	0.0680	99.6290	1.3790	97.2570	2.3950	90.5920	1.6830	91.8410
Std.	26.2360	0.1670	68.7820	1.7000	68.3260	2.9950	64.3850	2.9020	64.6280

表4 方差分析结果

项目	差异源	自由度 df	离差平方和 SS	均方 MS	F 值	P 值
RPD	组间(算法影响)	3	7.562e+01	2.521e+01	5.375e+00	1.796e-03
	组内(误差)	100	4.689e+02	4.689e+00		
	总和	103	5.445e+02			
CPU	组间(算法影响)	3	1.400e+03	4.666e+02	1.136e-01	9.519e-01
	组内(误差)	100	4.107e+05	4.107e+03		
	总和	103	4.121e+05			

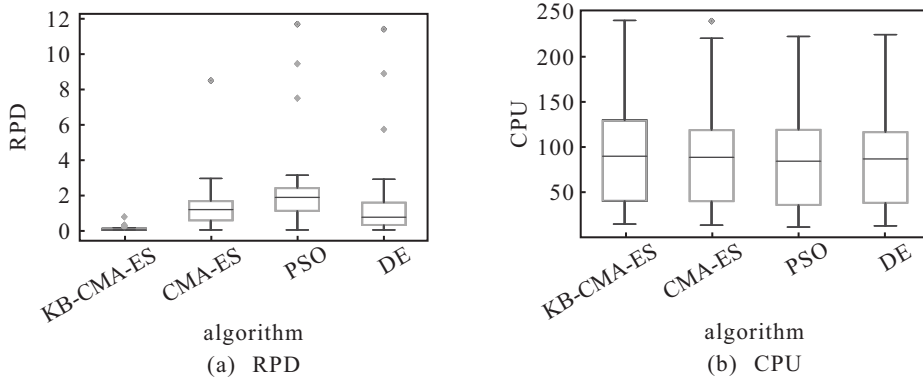


图5 计算结果箱型

下,KB-CMA-ES相较于其他对比算法具有较为显著的竞争性.

5 结论

本文针对操作时间和运输时间具有不确定性的炼钢-连铸调度问题,基于不确定调度决策的时序特征,构造了一个两阶段鲁棒优化模型,运用线性对偶对其进行转换,进而提出了一种基于瓶颈浇次的改进CMA-ES算法对其进行求解.基于实际生产数据

开展的模型灵敏度分析与算法对比实验验证了所提出的鲁棒优化调度模型及其求解算法在不确定性环境下的有效性和竞争性.未来研究主要考虑如下两方面内容:

- 1) 在问题认知方面,充分利用生产过程积累的历史数据,考虑基于数据驱动的不确定集与炼钢-连铸生产调度的网络流特征的融合.
- 2) 在模型设计方面,本文提出的鲁棒优化调度模

型属于一种预防式调度方法,当随机扰动突破不确定集限制时,如何将鲁棒优化理论与动态在线调度相结合仍是一个值得深入研究的课题。

参考文献(References)

- [1] 刘民. 基于数据的生产过程调度方法研究综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 785-806.
(Liu M. A survey of data-based production scheduling methods[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 785-806.)
- [2] Mula J, Poler R, García-Sabater J P, et al. Models for production planning under uncertainty: A review[J]. International Journal of Production Economics, 2006, 103(1): 271-285.
- [3] Dorn J, Kerr R, Thalhammer G. Reactive scheduling: Improving the robustness of schedules and restricting the effects of shop floor disturbances by fuzzy reasoning[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 1995, 42(6): 687-704.
- [4] Slany W. Scheduling as a fuzzy multiple criteria optimization problem[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 78(2): 197-222.
- [5] 孙福权, 崔建江, 汪定伟. 模糊作业时间的并行多机调度问题与算法研究[J]. 系统工程学报, 2001, 16(2): 95-99.
(Sun F Q, Cui J J, Wang D W. Fuzzy job time & concurrent multimachine scheduling and algorithm research[J]. Journal of Systems Engineering, 2001, 16(2): 95-99.)
- [6] 俞胜平, 庞新富, 柴天佑, 等. 加工时间不确定的炼钢连铸生产调度问题研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(10): 1467-1472.
(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.)
- [7] Sun L L, Liu W, Luh P B, et al. An effective approach for the scheduling of steel-making and continuous casting system with stochastic processing requirements[J]. IFAC Proceedings, 2011, 44(1): 9500-9505.
- [8] Worapradya K, Thanakijkasem P. Worst case performance scheduling facing uncertain disruption in a continuous casting process[C]. 2010 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Macao, 2010: 291-295.
- [9] Worapradya K, Buranathiti T. Production rescheduling based on stability under uncertainty for continuous slab casting[J]. Proceedings of ASIMMOD, 2009: 170-176.
- [10] Hao J H, Liu M, Jiang S L, et al. A soft-decision based two-layered scheduling approach for uncertain steelmaking-continuous casting process[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 244(3): 966-979.
- [11] Jiang S L, Liu M, Hao J H. A two-phase soft optimization method for the uncertain scheduling problem in the steelmaking industry[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 47(3): 416-431.
- [12] 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.
- [13] El Ghaoui L, Oustry F, Lebret H. Robust solutions to uncertain semidefinite programs[J]. SIAM Journal on Optimization, 1998, 9(1): 33-52.
- [14] Ben-Tal A, Nemirovski A. Robust convex optimization[J]. Mathematics of Operations Research, 1998, 23(4): 769-805.
- [15] Gorissen B L, Yankoğlu I, den Hertog D. A practical guide to robust optimization[J]. Omega, 2015, 53: 124-137.
- [16] Rahal S, Li Z K, Papageorgiou D J. Proactive and reactive scheduling of the steelmaking and continuous casting process through adaptive robust optimization[J]. Computers & Chemical Engineering, 2020, 133: 106658.
- [17] Niu S S, Song S J, Chiong R. A distributionally robust scheduling approach for uncertain steelmaking and continuous casting processes[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(6): 3900-3914.
- [18] Bertsimas D, Sim M. The price of robustness[J]. Operations Research, 2004, 52(1): 35-53.
- [19] Bruni M E, Pugliese L D P, Beraldi P, et al. An adjustable robust optimization model for the resource-constrained project scheduling problem with uncertain activity durations[J]. Omega, 2017, 71: 66-84.
- [20] Hansen N, Müller S D, Koumoutsakos P. Reducing the time complexity of the derandomized evolution strategy with covariance matrix adaptation (CMA-ES)[J]. Evolutionary Computation, 2003, 11(1): 1-18.
- [21] Liao C J, Tjandradjaja E, Chung T P. An approach using particle swarm optimization and bottleneck heuristic to solve hybrid flow shop scheduling problem[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(6): 1755-1764.
- [22] Shi Y H, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization[C]. International Conference on Evolutionary Programming. Heidelberg, 1998: 591-600.
- [23] Ronkkonen J, Kukkonen S, Price K V. Real-parameter optimization with differential evolution[C]. 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh, 2005: 506-513.

作者简介

蒋胜龙(1981—), 男, 副教授, 博士生导师, 从事不确定优化理论、工业智能技术等研究, E-mail: jiang_shl@cqu.edu.cn;

文耀民(1996—), 男, 硕士生, 从事炼钢生产优化调度的研究, E-mail:wymwh@cqu.edu.cn;

陈兰(1998—), 女, 硕士生, 从事热轧排产优化的研究, E-mail:l.chen@cqu.edu.cn;

曹玲玲(2000—), 女, 硕士生, 从事热轧排产优化的研究, E-mail:caoll@cqu.edu.cn;

彭功状(1991—), 男, 助理研究员, 博士, 从事知识管理、优化调度等研究, E-mail: gzpeng@ustb.edu.cn.