

加工时间不确定的炼钢连铸生产调度串级交叉熵算法

王桂荣^{1,2}, 李歧强¹, 丁然¹, 王鲁浩¹

(1. 山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061; 2. 可再生能源利用技术教育部重点实验室, 济南 250101)

摘要: 针对加工时间不确定的炼钢连铸生产调度问题, 一方面考虑炉次精炼时间是运输时间和等待时间的线性增函数, 并考虑分时电价, 提出基于关键炉次的左右混合调整方法对各炉次精炼时间进行调整; 另一方面, 考虑炉次在各阶段的基本加工时间和连铸机最早开浇时间可在一定范围内选择, 提出一种串级交叉熵算法进行求解. 设计了不同的仿真实例, 并将串级交叉熵算法与改进自适应遗传算法进行比较, 验证了所提出算法的优越性.

关键词: 炼钢连铸; 不确定调度; 交叉熵; 分时电价

中图分类号: TP31

文献标志码: A

Cascade cross entropy algorithm for steelmaking-continuous casting production scheduling with uncertain processing time

WANG Gui-rong^{1,2}, LI Qi-qiang¹, DING Ran¹, WANG Lu-hao¹

(1. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China; 2. Key Laboratory of Building Renewable Energy Utilization Technologies of Ministry of Education, Ji'nan 250101, China. Correspondent: LI Qi-qiang, E-mail: qqli@sdu.edu.cn)

Abstract: For the steelmaking-continuous casting production scheduling problem with the uncertain processing time, on the one hand, considering that the refining time of a charge is a linear increasing function of its transportation time and waiting time, a left-right hybrid method based on critical charge is proposed to adjust the refining time of each charge under the circumstance of the time-of-use electricity price. On the other hand, considering that the basic processing time of each charge at each stage and the earliest start casting time of each continuous casting machine can be selected in a given interval, a cascade cross entropy algorithm is proposed to solve the problem. Different simulation instances are designed, and the proposed cascade cross entropy algorithm is compared with an improved adaptive genetic algorithm to demonstrate its superior performance.

Keywords: steelmaking-continuous casting; uncertain scheduling; cross entropy; time-of-use electricity price

0 引言

炼钢-连铸过程是钢铁生产的关键环节, 是一个典型的多段生产、多段运输的离散和连续相混杂的大型高温生产过程^[1]. 炼钢连铸生产调度问题可以描述为: 在保证工序正确衔接及连续浇铸的前提下, 确定各炉次在何时何种设备上以何种顺序进行加工, 从而使某一个目标函数最小(如总流程时间、工序间等待时间等). 优化生产调度可以提高生产效率、降低能源消耗、节约生产成本, 因此一直是研究的热点问题.

相关专家学者^[2-4]以减少炉次等待时间作为优化目标间接达到降低能耗的目的. 这些研究都假设炉次在各阶段的加工时间是固定不变的(本文定义为基本

加工时间). 然而, 根据实际生产工艺的要求, 因炉次在运输和等待期间有温度损失, 需要在精炼阶段延长加热时间予以补偿, 这在上述研究中都没有提及. 本文考虑了这种情况, 并对精炼时间在基本加工时间的基础上进行调整. 有的研究^[4-5]为了简化问题描述, 不考虑运输时间或将其合并到加工时间里, 这在降低能源成本方面, 尤其是分时电价环境下降低电力成本时是不合适的. 对于各炉次在各阶段的基本加工时间以及各连铸机第一个浇次的开浇时间(本文简称为连铸机最早开浇时间)的设定, 大部分研究^[6-7]都考虑它们事先已知且确定, 而实际中调度人员可以根据生产实际在一定范围内对其进行动态调整^[8], 因此各炉次在

收稿日期: 2015-08-10; 修回日期: 2015-11-05.

基金项目: 山东省自然科学基金重点项目(ZR2010FZ001); 山东省自然科学基金项目(ZR2014FM036).

作者简介: 王桂荣(1978-), 女, 博士生, 从事复杂系统建模与优化的研究; 李歧强(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与优化、节能优化技术等研究.

各阶段的基本加工时间以及各连铸机最早开浇时间不确定的炼钢连铸生产调度问题的优化还有待研究. 谭圆圆等^[8]建立了加工时间可控的混合整数规划模型, 以炉次等待设备时间和设备等待炉次时间及最大完成时间最小为调度目标, 应用 Cplex 对模型进行求解. 俞胜平等^[9]针对炼钢连铸生产过程中存在的加工时间不确定性问题, 采用三角模糊数表示不确定性加工时间信息, 应用遗传算法求解最小完成时间. 本文将各炉次在各阶段的基本加工时间以及各连铸机最早开浇时间的不确定、炉次运输及等待引起的精炼补偿时间不确定(统称为加工时间不确定)与优化分时电价环境下的电力成本最小化结合起来进行研究.

交叉熵(CE)方法是 Rubinstein^[10]将信息熵中的交叉熵概念应用于小概率事件的仿真中, 结合重要度采样方法提出的一种小概率事件估计的新方法^[11]. 它是一个多级迭代过程, 通过不断更新的概率分布引导最优解的搜索方向, 在很大程度上避免了盲目搜索, 且不需要建立问题精确的数学模型, 因此已成功应用于可靠性评估^[12]及其他的优化问题中^[13-14]. 本文基于 CE 方法的基本思想, 重点将最小化电力成本作为优化目标之一, 提出一种串级交叉熵算法(CCEA)来求解加工时间不确定的炼钢连铸生产调度问题.

1 问题描述

本文研究的炼钢连铸生产过程主要包括转炉炼钢(氧气顶吹转炉, 用 LD 表示)、精炼(钢包精炼炉, 用 LF 表示)和连铸(用 CCM 表示连铸机)3 个阶段. 炼钢和精炼阶段的最小加工单元为一个炉次, 即一台转炉中或一个钢包中的钢水; 在连铸阶段, 生产工艺要求多个炉次连续浇铸, 这些炉次构成一个浇次. 如果一个浇次内相邻的两炉次出现不连续浇铸的情况, 则称为浇次断浇. 与以往研究不同, 本文考虑了各炉次在各阶段的基本加工时间可在给定范围内选择, 同时各连铸机最早开浇时间可在以计划开浇时间为中心的一定范围内选择. 因此, 优化生产调度需要确定的是各炉次在各阶段的基本加工时间、各连铸机的最早开浇时间、各炉次在各阶段的设备指派及在相应设备上的加工开始时间等, 从而使炉次总等待时间(WT)、炉次总断浇时间(CBT)、总电力成本(EPC)等目标值最优(最小). 生产约束如下:

- 1) 每个炉次在每个阶段只能由一台设备加工;
- 2) 每台设备在同一时刻只能加工一个炉次;
- 3) 炉次在各阶段的基本加工时间不能超出其允许的范围;
- 4) 连铸机最早开浇时间不能超出其允许范围;
- 5) 炼钢转炉开始加工时间不能早于其最早可用

时间;

- 6) 每个炉次相邻两阶段的等待时间不能超过允许的最大值.

此外, 为了简化问题描述, 本文给出如下假设:

- 1) 各炉次具有相同的加工路径;
- 2) 各阶段并行机都相同;
- 3) 各浇次对应的连铸机及浇次内炉次数量和顺序已知.

2 LF 精炼炉加工时间的调整

在炼钢连铸生产过程中, 炉次因运输及等待而产生温度损失, 需要进行补偿才能保证温度和质量的要求. 然而, 运输及等待过程的温降因调度方案而不同, 但可以通过优化调度来减小, 从而降低能源消耗. 根据炼钢连铸过程的生产实际, 炉次等待 1 min 大约下降 2°C 左右, 而在 LF 精炼炉每加热 1 min 则提高 5°C 左右. 运输中的温降与等待过程的温降类似, 但又不完全相同, 本文对炉次在 LF 炉的精炼时间根据其运输时间和等待时间分别进行调整.

2.1 根据运输时间调整

车间布局使得炼钢连铸过程中不同阶段的任意两台设备间的距离不尽相同, 因此炉次运输时间也不相同, 只有在调度阶段为炉次分配好加工设备后才能确定. 此时才能据其对 LF 炉精炼时间进行调整, 如下所示:

$$\Delta pt_{ij_2}^1 = \frac{2}{5} \times (Tt_{ij_1j_2} + Tt_{ij_2j_3}). \quad (1)$$

其中: $\Delta pt_{ij_2}^1$ 表示炉次 i 需延长的精炼时间, $Tt_{ij_1j_2}$ 表示炉次 i 在转炉 j_1 与精炼炉 j_2 之间的运输时间, $Tt_{ij_2j_3}$ 表示炉次 i 在精炼炉 j_2 与连铸机 j_3 之间的运输时间.

2.2 根据等待时间调整

为了满足生产约束 2), 有时炉次在当前阶段加工结束后不能立即进入下一阶段加工, 需要等待一段时间, 从而产生温降. 等待时间的大小决定了精炼时间延长的多少, 如下所示:

$$\Delta pt_{ij_2}^2 = \frac{2}{7} \times (Wt_{ij_1j_2} + Wt_{ij_2j_3}). \quad (2)$$

其中: $\Delta pt_{ij_2}^2$ 表示炉次 i 需延长的精炼时间, $Wt_{ij_1j_2}$ 表示炉次 i 在转炉 j_1 与精炼炉 j_2 之间的等待时间, $Wt_{ij_2j_3}$ 表示炉次 i 在精炼炉 j_2 与连铸机 j_3 之间的等待时间. 由于延长的这部分精炼时间会抵消一部分等待时间, 式(2)与(1)有所不同.

为了尽可能减小对调整前调度方案的影响, 并降低调度周期内的电力成本, 本文提出一种基于关键炉次的左右混合调整方法. 由于刚开始被调整的炉次受其他炉次的影响较小, $\Delta pt_{ij_2}^2$ 数值较小, 应先调整电

费高价区的炉次, 从而使附加的电力成本最小. 下面给出关键时刻、关键炉次、右移炉次和左移炉次的概念.

定义 1 关键时刻是指电费高价区的中心时刻, 用 T_c 表示. 为了避免调整时炉次冲突, 关键时刻只能有一个. 如果调度周期内存在两个或两个以上的电费高价区, 则取最接近调度周期中心的电费高价区的中心时刻作为关键时刻.

定义 2 关键炉次是指 LF 精炼阶段第 1 个被调整的炉次. 关键炉次的确定方法是先找出每台 LF 上处于关键时刻所属电费高价区 (即加工开始时间 (st_{ij_2}) 和结束时间 (ct_{ij_2}) 都属于该区间), 且满足不等式 $st_{ij_2} + \frac{1}{2} \times pt_{ij_2} > T_c$ 的炉次, pt_{ij_2} 为炉次 i 在精炼炉 j_2 的加工时间; 然后再找出这些炉次中 st_{ij_2} 最小的炉次, 即为关键炉次.

定义 3 右移炉次是指 LF 精炼阶段关键炉次及精炼开始时间晚于关键炉次的炉次. 其特点是调整时 st_{ij_2} 不变, ct_{ij_2} 增大, 在调度甘特图上相对于调整前表现为向右移动, 故称为右移炉次.

定义 4 左移炉次是指 LF 精炼阶段精炼开始时间早于关键炉次的炉次 (不包括关键炉次). 其特点是调整时 ct_{ij_2} 不变, st_{ij_2} 减小, 在调度甘特图上相对于调整前表现为向左移动, 故称为左移炉次.

3 问题求解算法

本文研究的主要特点是考虑了炼钢连铸生产中加工时间不确定的情况. 这更加符合生产实际, 同时也使优化分时电价环境下的电力成本更加灵活, 但也使问题的求解更加困难和复杂. 本文在基本 CE 方法的基础上提出一种 CCEA 对问题进行求解. 该算法嵌套内外两层基本 CE 算法, 分别求解各炉次在各阶段的基本加工时间和各连铸机的最早开浇时间等整数变量, 及各炉次在各阶段的设备指派等二进制变量.

3.1 外层连续 CE 算法

外层连续 CE 算法用于求解炉次基本加工时间和连铸机最早开浇时间, 且精炼时间要根据等待时间进行调整. 该算法从设定的初始概率分布及生成的初始样本开始, 经过一系列的更新和样本状态转移, 得到一组最优或近优的炉次基本加工时间和连铸机最早开浇时间, 基于中间包更换时间, 可以推算出其他浇次的开浇时间.

3.1.1 问题的算法编码

外层连续 CE 算法的问题编码由两部分组成, 分别表示各炉次在各阶段的基本加工时间和各连铸机最早开浇时间, 用矩阵 X^1 和 X^2 表示, 如下所示:

$$X^1 = \begin{bmatrix} x_{11}^1 & x_{12}^1 & \dots & x_{1H}^1 \\ x_{21}^1 & x_{22}^1 & \dots & x_{2H}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1}^1 & x_{n2}^1 & \dots & x_{nH}^1 \end{bmatrix},$$

$$x_{is}^1 \in [PT - \Delta_1, PT + \Delta_1],$$

$$i = 1, 2, \dots, n, s = 1, 2, \dots, H; \quad (3)$$

$$X^2 = [x_1^2 \quad x_2^2 \quad \dots \quad x_{m_H}^2],$$

$$x_r^2 \in [K(r) - \Delta_2, K(r) + \Delta_2],$$

$$r = 1, 2, \dots, m_H. \quad (4)$$

其中: n 为炉次数, H 为阶段数量, m_H 为最后阶段连铸机的数量, x_{is}^1 为炉次 i 在阶段 s 的基本加工时间, x_r^2 为连铸机 r 的最早开浇时间, PT 为基本加工时间的经验值, $[PT - \Delta_1, PT + \Delta_1]$ 为基本加工时间的取值范围, $K(r)$ 为连铸机 r 的计划开浇时间, $[K(r) - \Delta_2, K(r) + \Delta_2]$ 为连铸机 r 的最早开浇时间的取值范围, Δ_1 和 Δ_2 为基于经验数据设定的常数.

3.1.2 概率分布及更新机制

在实际生产数据的基础上, 本文采用截尾正态分布作为外层连续 CE 算法的概率分布, 将生成的时间变量限制在允许的范围, 同时通过取整运算将其限定为整数, 时间单位为 min. 基于问题的算法编码, 概率分布模型用矩阵 Q^1 和 Q^2 表示, 如下所示:

$$Q^1 = \begin{bmatrix} q_{11}^1 & q_{12}^1 & \dots & q_{1H}^1 \\ q_{21}^1 & q_{22}^1 & \dots & q_{2H}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_{n1}^1 & q_{n2}^1 & \dots & q_{nH}^1 \end{bmatrix},$$

$$q_{is}^1 = (\mu_{is}^1, \sigma_{is}^1), i = 1, 2, \dots, n, s = 1, 2, \dots, H; \quad (5)$$

$$Q^2 = [q_1^2 \quad q_2^2 \quad \dots \quad q_{m_H}^2],$$

$$q_r^2 = (\mu_r^2, \sigma_r^2), r = 1, 2, \dots, m_H. \quad (6)$$

其中: 矩阵元素 q_{is}^1 和 q_r^2 为二维向量, μ_{is}^1 和 σ_{is}^1 为炉次 i 在阶段 s 的基本加工时间的均值和标准差, μ_r^2 和 σ_r^2 为连铸机 r 的最早开浇时间的均值和标准差.

初始概率分布 $Q^{1(0)}$ 和 $Q^{2(0)}$ 分别设定如下: 矩阵元素

$$q_{is}^{1(0)} = (\mu_{is}^{1(0)}, \sigma_{is}^{1(0)}) = (PT, \Delta_1/2),$$

$$q_r^{2(0)} = (\mu_r^{2(0)}, \sigma_r^{2(0)}) = (K(r), \Delta_2/3).$$

概率分布按如下公式更新:

$$\mu_{is}^{1(k)} = \alpha \cdot \frac{1}{EN} \sum_{l=1}^{EN} x_{is}^{1l} + (1 - \alpha) \cdot \mu_{is}^{1(k-1)},$$

$$k \geq 1, i = 1, 2, \dots, n, s = 1, 2, \dots, H; \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, n, s = 1, 2, \dots, H - 1, j$ 为阶段 s 的加工设备, m_s 为阶段 s 的并行机数量. 概率分布按下式更新:

$$p_{ij}^{(k)} = \alpha \cdot \frac{1}{EN} \sum_{l=1}^{EN} I_{\{a_{ij}=1\}}^l + (1 - \alpha) \cdot p_{ij}^{(k-1)},$$

$$k \geq 1, i = 1, 2, \dots, n, s = 1, 2, \dots, H - 1. \quad (14)$$

其中: k 为迭代次数, $\alpha \in (0, 1)$ 为学习率, $I_{\{a_{ij}=1\}}^l$ 为指示函数, EN 为精英样本的数量.

3.3 串级交叉熵算法 (CCEA)

从上两节的描述可以看出, 内外两层交叉熵算法分别求解不同类型的变量, 采用不同的算法编码和概率分布, 且它们的优化目标也不完全相同. 内层离散 CE 算法的目标是最小化 WT 和完工时间 (MS) 之和, 权重相等. 外层连续 CE 算法的目标 (即 CCEA 的优化目标, OBJ) 是最小化 EPC、WT 和 CBT 之和, 权重分别为 1、2 和 1. WT 权重高的原因是为了避免一味追求低 EPC 而引起 WT 增大, 从而导致精炼时间延长而增加电耗. CCEA 的特点是内层离散 CE 算法嵌套于外层连续 CE 内部, 相辅相成又相互独立, 是一种 CE 方法在连续和离散优化领域同时应用的混合优化算法. 图 1 描述了 CCEA 的流程.

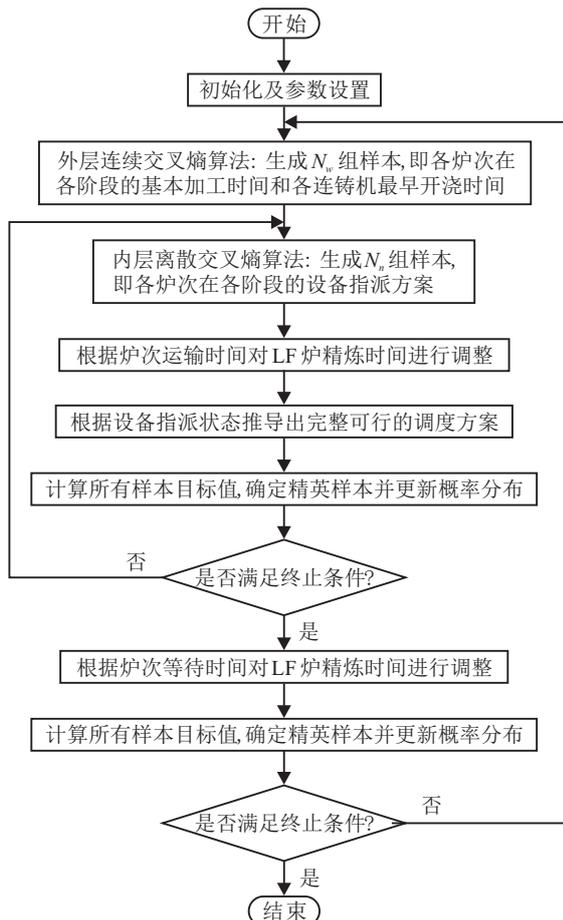


图 1 CCEA 流程图

需要特别说明的是, 在内层离散 CE 中, 精炼时间的调整只要知道炉次在各阶段的加工设备, 从而获得运输时间, 故可以在解码之前进行, 此时还没有形成一个完整可行的方案, 因此不会产生任何影响. 而在外层连续 CE 中, 精炼时间的调整需要知道炉次在各阶段的加工开始时间和结束时间, 以得到炉次等待时间, 所以必须在解码之后, 即在完整调度方案的基础上进行. 这样调整后, 虽然能够补偿炉次等待引起的温降, 但会造成个别炉次的断浇, 尽管实际生产中可以通过调整拉速等方式进行处理, 但势必对生产过程产生影响, 因此外层连续 CE 算法的 OBJ 函数中包括了 CBT.

4 仿真实验与结果分析

本文以某钢铁企业炼钢连铸生产过程为背景进行仿真实验. 该企业有 LD 3 台, LF 3 台, CCM 3 台. 设定调度周期为 24 h; 各炉次在各阶段的基本加工时间的经验值为 $PT = 40$; 各连铸机计划开浇时间分别为 $K(1) = 130, K(2) = 175, K(3) = 220, \Delta_1 = 10, \Delta_2 = 15$, 单位都为 min. 转炉冶炼、精炼、连铸阶段由于各自的工艺特点, 其电能消耗有明显区别, 经过换算后分别设定取值范围为 $[10, 20], [45, 60], [15, 25]$, 单位是度 (kW·h); 分时电价的规定参考了物价部门对工业电价的规定, 同时进行了简化, 用二维向量 $EP = (420, 510, 690, 1080, 1260, 1320, 1440; 0.3, 0.7, 1.2, 0.7, 1.2, 0.7, 0.3)$ 表示, 0~419 min 对应 0.3 元, 420~509 min 对应 0.7 元, 依此类推. 为了验证 CCEA 在加工时间不确定的炼钢连铸生产过程中降低电力成本的有效性, 本文设计两种不同的仿真实例, 在 Pentium(R) Dual-Core CPU, 2.6 GHz, 2GB 内存环境下采用 Matlab R2013a 编程实现. 实例 A 假设炉次在各阶段的基本加工时间和连铸机最早开浇时间是确定的, 采用单级 CE 算法 (SCEA) 求解各炉次在各阶段的设备指派状态和加工开始时间, 并比较目标函数中考虑 EPC 和不考虑 EPC 两种情况下求解结果的不同; 实例 B 考虑炉次基本加工时间和连铸机最早开浇时间可在一定范围内选择, 由 CCEA 求解, 并与 SCEA 和一种改进自适应遗传算法 (IAGA) 的求解结果相比较, 验证了该算法的效果和优势.

4.1 实例 A

基于各炉次在各阶段的加工时间的取值范围, 随机生成 10 组仿真实例, 每组实例的连铸机最早开浇时间相同, 取值为计划部门给定的开浇时间. 采用实验设计方法^[15]分析并设置算法参数为: 样本数 $N = 2000$, 分位数 (精英样本比例) $\rho = 0.01$, 样本学习率 $\alpha = 0.8$, 局部搜索次数 $L_s = 30$. 局部搜索是为了避免

表 1 SCEA 求解实例 A 的运行结果

	不考虑 EPC				考虑 EPC			
	EPC/yuan	WT/min	CBT/min	MS/min	EPC/yuan	WT/min	CBT/min	MS/min
实例 A-1	149 040	854	78	1 074	146 780	1 141	71	1 086
实例 A-2	148 168	1 060	65	1 082	147 189	1 399	82	1 092
实例 A-3	150 463	958	65	1 103	149 485	1 242	62	1 091
实例 A-4	145 526	680	47	1 080	144 368	992	46	1 088
实例 A-5	148 446	768	71	1 085	146 227	1 145	69	1 080
实例 A-6	150 720	1 344	101	1 096	149 588	1 722	115	1 094
实例 A-7	147 963	751	62	1 070	145 872	1 157	60	1 079
实例 A-8	146 962	714	78	1 075	145 096	1 122	84	1 077
实例 A-9	150 038	957	97	1 081	148 338	1 420	97	1 100
实例 A-10	148 523	827	68	1 071	146 834	1 041	63	1 077

较快陷入局部最优而对基本 CE 方法进行的改进^[16]. 对这 10 组实例数据分别针对不考虑 EPC 和考虑 EPC 时的优化目标求解最优或近优的调度方案, 结果如表 1 所示, 数值为算法连续运行 10 次的平均值. 虽然 MS 不是优化目标, 但也可以观察其数值的变化.

从表 1 可以看出, 在优化目标只考虑 WT 和 CBT 时, EPC 值都较高, 而优化目标中考虑了 EPC 后, 每组实例的 EPC 都有一定程度的减少, 而 CBT 和 MS 变化不大, 只是 WT 有所增加, 即增加了部分电能消耗.

4.2 实例 B

实例 A 的仿真结果表明, 在炉次的基本加工时间和连铸机最早开浇时间给定的情况下, 优化调度受到很大的限制. 因此, 在实例 B 中考虑它们可在一定范围内灵活选择, 采用 CCEA 进行求解. CCEA 的参数设置如下: 内层算法的参数基于已有研究^[16]中采用的实验设计方法确定为样本数 $N_n = 200$, 分位数 $\rho_n = 0.1$, 样本学习率 $\alpha_n = 0.8$, 局部搜索次数 $L_s = 15$; 外层算法的参数同样采用实验设计方法确定, 实验结果表明样本数对结果的影响最大, 其次为分位数和样本学习率.

图 2 给出了各参数的不同取值对结果的影响. 此外考虑到算法运行时间, 最终确定参数为样本数 $N_w = 30$, 分位数 $\rho_w = 0.2$, 样本学习率 $\alpha_w = 0.8$. CCEA 算法连续运行 10 次的结果如表 2 所示. 其中: AVE 为各目标项 10 次运行结果的平均值, ARD 为每次运行结果与 10 次运行结果最优值的平均相对偏差, 用下式计算:

$$ARD = \frac{\sum_{i=1}^T \frac{obj_i - obj_{opt}}{obj_{opt}}}{T}, \quad (15)$$

数值越小表明算法越稳定, T 的取值为 10.

比较表 1 和表 2 可以看出, 实例 B 使调度活动有了较大的灵活性, 从而使目标 OBJ 函数中的各项都得到了较大的改善, 即使最差一次的运行结果也比实

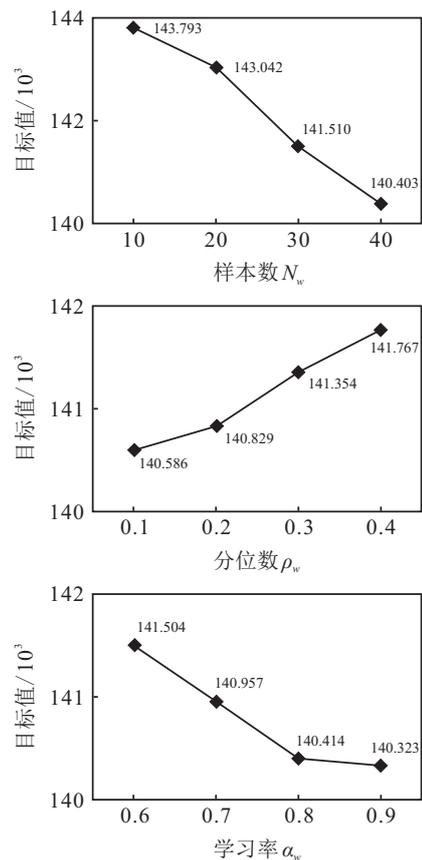


图 2 算法参数对结果的影响

表 2 CCEA 求解实例 B 的运行结果

次数	目标值				
	EPC/yuan	WT/min	CBT/min	OBJ	MS/min
1	139 920	328	8	140 584	1 052
2	140 260	422	11	141 115	1 080
3	140 310	414	5	141 143	1 103
4	140 081	318	3	140 720	1 053
5	138 950	402	10	139 764	1 102
6	140 220	329	8	140 886	1 084
7	140 152	419	6	140 996	1 069
8	137 196	267	1	137 731	1 080
9	140 400	385	3	141 173	1 097
10	138 928	327	4	139 586	1 049
AVE	139 641.7	361.1	5.9	140 369.8	1 076.9
ARD	0.017 83	0.352 43	4.900 00	0.019 16	0.026 60

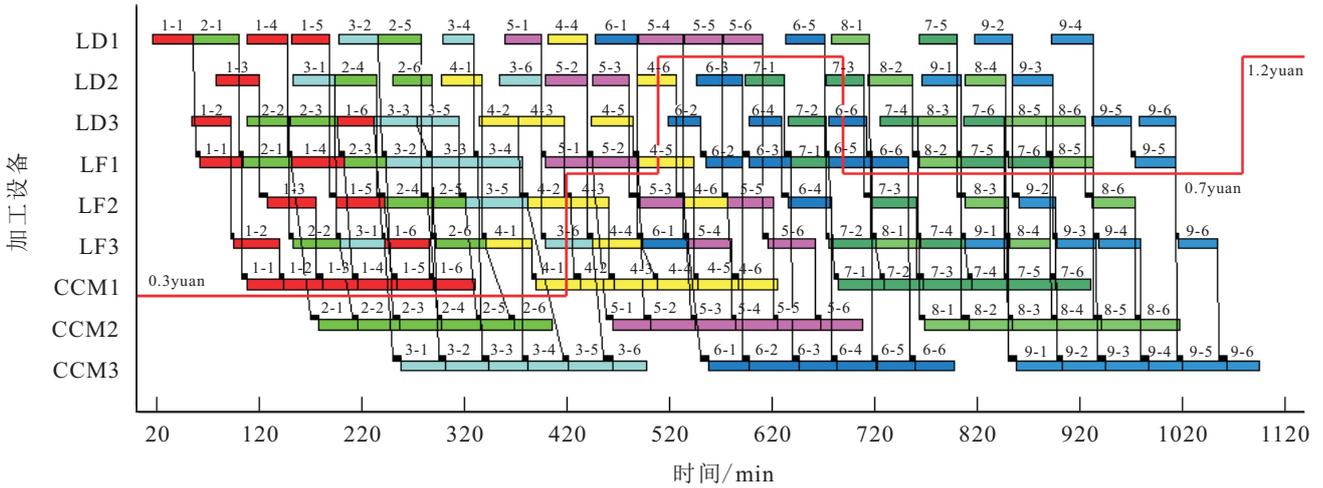


图3 调度方案甘特图

例A的情况优化很多。图3为其中第8次运行结果对应的调度方案甘特图, 图中的水平直线段表示分时电价, 图块表示持续的加工时间, 图块上方的两个数字 $x-y$, x 表示浇次号, y 表示浇次 x 内的炉次号。可见, 机器闲置多出现在高电价区, 而中低电价区的加工活动较为密集, 从而使EPC得以降低。

为了进一步验证CCEA的优越性能, 本文设计了一种IAGA对实例B进行求解, 并对结果进行比较。IAGA的染色体包括3段, 第1段表示每台连铸机最早开浇时间, 长度为连铸机数量; 第2段表示各炉次在各阶段的基本加工时间, 长度为炉次数量与阶段数量的乘积; 第3段表示各炉次在各阶段的设备指派, 长度为炉次数与炼钢阶段和精炼阶段的设备数量和的乘积。每一段分别进行交叉和变异。采用多点随机交叉的方法, 在每一段染色体的长度范围内随机生成交叉的点数和这些点的位置, 并采取两两随机配对竞争的方式进行样本的选择和复制, 该方法能够保留最优个体。IAGA的参数设置如下: 样本数 $N = 5000$, 迭代次数 $M = 50$, 自适应交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 表示为

$$P_c = \begin{cases} p_1 - \frac{f_{avg} - f'}{f_{avg} - f_{min} + \xi}, & f' \leq f_{avg}; \\ p_2 + \frac{f' - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg} + \xi}, & f' > f_{avg}; \end{cases} \quad (16)$$

$$P_m = \begin{cases} p_3 - \frac{f_{avg} - f}{f_{avg} - f_{min} + \xi}, & f \leq f_{avg}; \\ p_4 + \frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg} + \xi}, & f > f_{avg}. \end{cases} \quad (17)$$

其中: f_{max} 为当前种群中所有染色体适应值的最大值; f_{min} 为当前种群中所有染色体适应值的最小值; f_{avg} 为当前种群染色体的平均适应值; f' 为进行交叉的两个染色体适应值的小者; f 为要进行变异染色体的适应值; ξ 为一极小的数, 避免出现分母为零; p_1 、 p_2 为交叉概率的调整参数, p_3 、 p_4 为变异概率的调整参

数, $p_1 = 0.9$, $p_2 = 0.6$, $p_3 = 0.1$, $p_4 = 0.01$ 。IAGA 同样连续运行 10 次, 运行结果如表 3 所示。

表3 IAGA 求解实例B的运行结果

次数	目标值				
	EPC/yuan	WT/min	CBT/min	OBJ	MS/min
1	143 984	1 594	50	147 222	1 083
2	139 220	1 859	97	143 035	1 074
3	141 538	1 307	47	144 199	1 073
4	142 220	1 604	56	145 484	1 085
5	137 862	1 658	91	141 269	1 067
6	143 576	1 503	65	146 647	1 102
7	140 256	1 704	84	143 748	1 091
8	143 120	1 438	57	146 053	1 094
9	139 978	1 465	68	142 976	1 082
10	140 131	1 527	89	143 277	1 096
AVE	141 258.8	1 565.9	70.4	144 461	1 084.7
ARD	0.024 13	0.198 09	0.497 87	0.022 10	0.016 59

比较表2和表3可以看出, CCEA 求得的每一个目标项, 包括MS, 都优于IAGA的求解结果, 尤其是WT和CBT, 从而进一步表明了CCEA的优势。图4给出了CCEA和IAGA的收敛曲线。

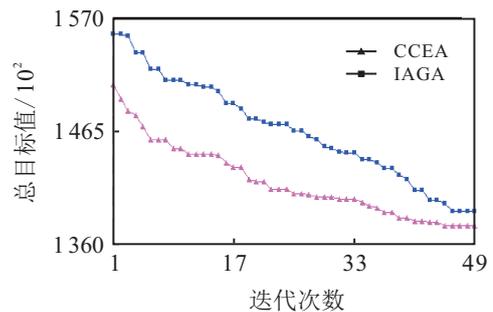


图4 算法收敛曲线

5 结 论

本文研究了加工时间不确定的炼钢连铸生产调度问题, 包括各炉次在各阶段的基本加工时间和各连

铸机最早开浇时间的不确定性, 以及根据运输时间和等待时间对炉次精炼时间进行调整所引起的不确定性. 为了对炉次的温降进行补偿, 分别针对运输时间和等待时间提出了对精炼时间的调整方法. 本文将分时电价环境下电力成本最小化作为一项重要的优化目标之一, 提出了CCEA进行求解. 其内外两层分别针对二进制变量和整数变量设计了不同的算法编码、概率分布及其更新机制. 实验数据表明, 本文研究的问题更符合生产实际, 且使优化生产调度更加灵活, 提出的CCEA可以有效地求解该问题.

参考文献(References)

- [1] 陈开, 郑忠, 高小强, 等. 炼钢-连铸生产计划调度系统开发[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(1): 62-66.
(Chen K, Zheng Z, Gao X Q, et al. Development of planning and scheduling system for steelmaking continuous casting[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(1): 62-66.)
- [2] 苏志雄, 李铁克, 王伟玲. 求解炼钢连铸生产调度问题的改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(5): 242-245.
(Su Z X, Li T K, Wang W L. Improved algorithm for SM-CC production scheduling problem[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(5): 242-245.)
- [3] Bellabdaoui A, Teghem J. A mixed-integer linear programming model for the continuous casting planning [J]. Int J of Production Economics, 2006, 104(2): 260-270.
- [4] 周永良, 李铁克. 面向节能降耗的炼钢-连铸生产调度模型及求解[J]. 冶金自动化, 2012, 36(5): 20-23.
(Zhou Y L, Li T K. Study on LD-CC production scheduling model and its solution aiming at energy saving[J]. Metallurgical Industry Automation, 2012, 36(5): 20-23.)
- [5] 刘光航, 李铁克. 炼钢-连铸生产调度模型及启发式算法[J]. 系统工程, 2002, 20(6): 44-48.
(Liu G H, Li T K. A steelmaking-continuous casting production scheduling model and its heuristic algorithm[J]. Systems Engineering, 2002, 20(6): 44-48.)
- [6] Mao K, Pan Q K, Pang X F, et al. A novel Lagrangian relaxation approach for a hybrid flowshop scheduling problem in the steelmaking-continuous casting process[J]. European J of Operational Research, 2014, 236(1): 51-60.
- [7] Xuan H, Tang L X. Scheduling a hybrid flowshop with batch production at the last stage[J]. Computers & Operations Research, 2007, 34(9): 2718-2733.
- [8] 谭园园, 宋健海, 刘士新. 加工时间可控的炼钢调度问题两阶段模型及优化算法[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(6): 697-707.
(Tan Y Y, Song J H, Liu S X. A hybrid two-phase algorithm and mathematical model for steelmaking and continuous casting with controllable processing time[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(6): 697-707.)
- [9] 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.)
- [10] Rubinstein R. The cross-entropy method for combinatorial and continuous optimization[J]. Methodology and Computing in Applied Probability, 1999, 1(2): 127-190.
- [11] 杨凡, 李歧强, 王桂荣. 柔性宽度浇次计划编制的一种混合改进算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 348-352.
(Yang F, Li Q Q, Wang G R. Hybrid improved algorithm for cast planning problem with flexible width[J]. Control and Decision, 2015, 30(2): 348-352.)
- [12] Mattrand C, Bourinet J M. The cross-entropy method for reliability assessment of cracked structures subjected to random Markovian loads[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 123(3): 171-182.
- [13] Bendavid I, Golany B. Setting gates for activities in the stochastic project scheduling problem through the cross entropy methodology[J]. Annals of Operations Research, 2011, 189(1): 25-42.
- [14] Maher M, Liu R, Ngoduy D. Signal optimisation using the cross entropy method[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 27: 76-88.
- [15] 刘文卿. 实验设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 64-75.
(Liu W Q. Design of experiments[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 64-75.)
- [16] Wang G R, Li Q Q, Yang F. An improved cross entropy algorithm for minimum power consumption of steelmaking continuous casting production scheduling[J]. J of Donghua University, 2015, 31(1): 17-23.

(责任编辑: 齐 霁)