

基于多目标根系生长算法的高精铜锭熔炼作业调度

张 浩[†], 朱云龙, 亓祥波

(中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 本文提出一种基于植物根系生长行为的自适应多目标算法(multi-objective root growth algorithm, MORGA), 用于求解高精度铜铸锭熔炼过程中的作业调度优化问题. 首先, 根据铜铸锭熔炼生产线现有的生产能力和熔炼工艺, 以达到对客户承诺的交货期、降低生产成本的目的, 建立以最小化生产总时间和订单未编入计划而受到的总惩罚值为目标的作业调度优化模型. 然后, 以植物根系分化式生长行为的数学仿真模型为基础, 融入多目标优化策略, 提出自适应多目标优化算法, 设计编码规则, 使其能够有效求解高精度铜铸锭熔炼作业调度模型. 最后, 利用实际生产数据对MORGA进行验证, 并与经典多目标优化算法NSGAII和MOPSO比较, MORGA获得了更优的结果.

关键词: 并行机调度; 多目标优化; 根系生长; 高精铜铸锭; 熔炼过程

引用格式: 张浩, 朱云龙, 亓祥波. 基于多目标根系生长算法的高精铜锭熔炼作业调度. 控制理论与应用, 2018, 35(1): 121 – 128

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Job scheduling of the smelting process for high-precision copper ingot using multi-objective root growth algorithm

ZHANG Hao[†], ZHU Yun-long, QI Xiang-bo

(Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang Liaoning 110016, China)

Abstract: This paper proposes a novel multi-objective root growth algorithm (MORGA) based on self-adaptive behavior of plant root growth. It can solve job scheduling optimization problem in the smelting process of high-precision copper ingot. At first, a job scheduling model for optimization is established on the existing production capacity and melting technology of smelting production line for copper ingot. The model is formulated with two objectives of minimizing production time and penalty value for the plans not containing some orders, which can meet clients' delivery date and reduce production cost. Then, MORGA is formulated based on mathematical simulation model for plant root growth behavior with multi-objective strategy. A new encoding rule for the algorithm is designed to solve the job scheduling model effectively. The experiment results using the actual data in production show that MORGA is robust and effective. MORGA can obtain better solutions compared to NSGA II and MOPSO when solving the model.

Key words: parallel machine scheduling; multi-objective optimization; root growth; high-precision copper ingot; smelting process

Citation: ZHANG Hao, ZHU Yun-long, QI Xiang-bo. Job scheduling of the smelting process for high-precision copper ingot using multi-objective root growth algorithm. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(1): 121 – 128

1 引言(Introduction)

铜铸锭是目前国家和市场急需的高精度铜板带的上游产品, 其生产精度要求非常高. 近年来, 国内新建了多条高精铜板带生产线, 对高质量的铜铸锭需求巨大. 铜铸锭的生产订单大多数呈现出多品种、小批量、多设备同时加工和实时性要求高等特点, 这对铜铸锭的生产柔性和智能调度都提出了更高的要求.

高精度铜锭的熔炼作业调度主要考虑熔炼设备能力、生产工艺规程及订单中对产品的要求等约束^[1], 通过对订单生产排序的优化, 缩短产品生产周期、降

低原材料的浪费带来的熔炼成本以及实现生产订单在特定生产周期内取舍的目标, 同时还要最大限度的满足客户订单的需求. 此问题可以归类为并行机环境下批调度问题, 一直受到各国学者的关注, 产生的研究方法有非常多. 传统的方法随着调度问题复杂性的增加, 越来越难以求解出理想的调度结果. 近年来, 很多学者利用基于生物启发计算的智能优化算法来解决并行调度优化问题. Holsapple等人将进化算法和领域知识结合, 提出了一种全新的基于生物启发计算的混合调度方法和生成策略, 该方法主要是将知识推理

收稿日期: 2016–08–15; 录用日期: 2017–09–04.

[†]通信作者. E-mail: zhanghao@sia.cn.

本文责任编辑: 吴敏.

辽宁省自然科学基金项目(Y6L7060701), 辽宁省科学技术计划(2014020085)资助.

Supported by Natural Science Foundation of Liaoning Province (Y6L7060701) and Liaoning Science and Technology Project (2014020085).

以遗传算法的方式进行,然后利用过滤束搜索的方法进行优化^[2]. Pelin等人在遗传算法中引入模糊处理时间求解不同并行机调度问题^[3]. Purushothaman等人采用经典的模拟退火算法求解具有任意加工时间和非零准备时间的不一致并行机调度问题^[4]. Cheng提出了一种改进的蚁群算法来求解任意加工单元的并行机调度问题,在算法中引入了Metropolis准则来引导蚁群选择路径,从而避免算法早熟收敛的情况^[5]. Torabi等人提出了一种改进的粒子群算法,用来求解加工时间和交期带有不确定性的不相关并行机调度问题,该算法在局部搜索Pareto前沿时,引入了一个在模糊环境中的一般性支配概念,提升了算法的整体优化性能^[6]. Xu等人提出了一种新Pareto的新机制将传统蚁群算法改进为多目标优化算法用于求解并行机调度问题,该机制可以有效地探索整个解的空间^[7]. 除此以外,人工免疫算法、细菌觅食算法和果蝇算法等也用于求解生产调度问题^[8-10]. 现有的调度算法大多数针对典型并行机调度问题,在实际问题上应用还有一些不足. 目前国内高精铜锭生产企业的调度主要依靠人工调度,针对其生产特点的建模和优化方法的研究还比较少.

对于高精铜铸锭的熔炼过程,影响调度的因素多而且相互关联. 除了考虑熔炼工艺对生产调度的影响之外,还要考虑多台设备的分配、设备的最大能力、下游产品供货周期以及订单优先级造成的取舍等诸多因素. 对于此类含有多变量、非线性和多目标问题的求解上,已有的优化计算方法并不适合,因为传统意义上的最优解,难以应对高精铜铸锭熔炼过程中复杂多变的现场情况,而多种备选的具有多样性的最优值配合计划人员的经验更具有可操作性. 因此,本文根据高精铜铸锭熔炼过程的特点,考虑设备分配、设备能力、交货期以及订单属性等约束条件,建立了以最小化生产总时间和订单未编入计划而受到的总惩罚值为目标的两目标模型. 针对模型目标与变量的多样性,采用模拟根系生长过程的多目标自适应根系生长算法对模型进行求解,求出的Pareto解集整体收敛性好,并且局部具有多样性,可见该多目标算法在解决调度优化过程中需要多个具有代表性的较优解的问题上具有较为明显的优势,是单目标智能优化算法所不具备的. 最后使用基于模糊集合理论的Pareto选优方法^[11],排出可行解的选择优先序列. 利用生产现场的真实数据对模型进行求解计算,并与经典算法进行了对比,结果证明了所提出模型和求解方法的有效性和优越性.

2 熔炼作业调度模型(Job scheduling model)

2.1 决策变量(Decision variable)

在高精度铜锭熔炼作业调度模型中,需要指定排产单在哪个熔炼炉上进行熔炼和排产单的熔炼顺序,定义以下两种决策变量用来表征上述要求:

$$x_{ijl} = \begin{cases} 1, & \text{在熔炼炉} l \text{ 中排产单 } j \text{ 在排产单 } i \text{ 后,} \\ 0, & \text{否则,} \end{cases} \quad (1)$$

$$y_{il} = \begin{cases} 1, & \text{排产单 } i \text{ 在熔炼炉 } l \text{ 中生产,} \\ 0, & \text{否则,} \end{cases} \quad (2)$$

其中: $i, j = 0, 1, \dots, n$, $i, j = 0$ 代表虚拟排产单,表示一定周期内熔炼的开始和结束; l 代表熔炼炉号, $l = 1, 2, \dots, m$.

2.2 目标函数(Objective function)

在铜铸锭的熔炼过程中,要充分利用熔炼炉生产能力,使生产总时间最短以追求产量的最大化. 生产总时间主要包括熔炼时间和熔炼炉洗炉时间. 熔炼炉洗炉时间可以用来表征熔炼炉因订单成分不同导致的洗炉成本. 在生产过程中,企业上层安排在当前生产周期内的生产任务并不一定符合实际生产情况,需要根据生产线实际生产能力以及产品盈利能力的要求对当前生产周期内下达的排产单进行取舍,有些生产任务将被移出当前生产周期,改期生产. 基于上述考虑,建立以下两个目标函数:

洗炉调整时间

$$T_1(X) = \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ijl} x_{ijl}, \quad (3)$$

其中: $t_{ijl} (i, j = 1, 2, \dots, n, l = 1, 2, \dots, m)$ 表示在熔炼炉 l 中,排产单 i, j 之间的洗炉调整时间; $i \neq j$.

熔炼加工时间

$$T_2(Y) = \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^n t_{il} y_{il}, \quad (4)$$

其中 $t_{il} (i = 1, 2, \dots, n, l = 1, 2, \dots, m)$ 表示排产单 i 在熔炼炉 l 中熔炼加工时间.

生产总时间为洗炉调整时间和熔炼加工时间之和:

$$f_1(X, Y) = T_1(X) + T_2(Y) = \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ijl} x_{ijl} + \sum_{l=1}^m \sum_{i=1}^n t_{il} y_{il}. \quad (5)$$

排产单未编入计划而受到的总惩罚值

$$f_2(Y) = \sum_{i=1}^n \pi_i (1 - \sum_{l=1}^m y_{il}), \quad (6)$$

其中: π_i 是排产单 i 未编入作业计划的惩罚值,可表示为排产单 i 的熔炼重量与交货期优先系数倒数的乘积.

2.3 约束条件(Constraint condition)

考虑到熔炼过程中熔炼工艺,计划期内排产单的属性(成分、重量和交货期等)和库存等诸多因素,建立如下约束条件.

1) 熔炼炉中排产单 i 之后有且只有一个排产单

$$\sum_{j=0, i \neq j}^n x_{ijl} = y_{il}, \quad (7)$$

其中: $i = 0, 1, 2, \dots, n, l = 1, 2, \dots, m$.

2) 熔炼炉中排产单 j 之前有且只有一个排产单

$$\sum_{i=0, i \neq j}^n x_{ijl} = y_{il}, \quad (8)$$

其中: $j = 0, 1, 2, \dots, n$, $l = 1, 2, \dots, m$.

3) 一个排产单只能安排到一台熔炼炉中或者不进行熔炼

$$\sum_{l=1}^m y_{il} \leq 1, \quad (9)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, n$.

4) 每台熔炼炉的生产中都包括一个虚拟排产单

$$\sum_{l=1}^m y_{0l} = m. \quad (10)$$

5) 对于进行生产的排产单总重量不超出当前生产周期内熔炼炉的生产能力:

$$C_{\min}^l \leq \sum_{i=1}^n g_{il} y_{il} \leq C_{\max}^l, \quad (11)$$

其中: $l = 1, 2, \dots, m$, g_{il} 表示排产单 i 的铸锭需求重量, $C_{\min}^l$ 和 $C_{\max}^l$ 分别表示生产周期内每台熔炼炉生产能力的上下限.

6) 消除子回路

$$\sum_{i \in R} \sum_{j \in R} x_{ijl} \leq |R| - 1, \quad (12)$$

其中: $R \subseteq \{1, 2, \dots, n\}$, $l = 1, 2, \dots, m$.

2.4 最终形式(Final formula)

结合式(5)–(6), 最小化形式的高精铜锭熔炼过程的作业调度多目标优化模型如下:

$$\min\{f_1(X, Y), f_2(Y)\}, \quad (13)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=0, j \neq i}^n x_{ijl} = y_{il}, \\ \sum_{i=0, i \neq j}^n x_{ijl} = y_{jl}, \\ \sum_{l=1}^m y_{il} \leq 1, \\ \sum_{l=1}^m y_{0l} = m, \\ C_{\min}^l \leq \sum_{i=1}^n g_{il} y_{il} \leq C_{\max}^l, \\ \sum_{i \in R} \sum_{j \in R} x_{ijl} \leq |R| - 1, R \subseteq \{1, 2, \dots, n\}. \end{cases} \quad (14)$$

3 多目标自适应根系生长算法(Self-adaptive multi-objective root growth algorithm)

3.1 基本思想(Basic idea)

多目标植物根系生长算法是为了优化高精铜铸锭熔炼过程中的调度问题而提出的新型多目标优化算法, 它的设计灵感来源于植物根系生长行为. 植物生长的土壤环境可以看作优化问题的解空间, 将最优解当作土壤中最肥沃的点, 基于形态素浓度理论^[12]模拟植物根系的生长状况, 建立节点和根须在不同肥沃程度土壤环境下快速生长关系^[13]的优化模型. 该算法结合以根节点生长规则为基础的植物系统演绎方式和植物根系生长趋向模型, 实现人工植物在优化问题解

空间中从初始状态到完整形式终态(没有新的根茎生长)的过程.

多目标植物根系生长算法是在植物根系生长模型的基础上, 结合多目标特点, 实现对带有约束的多目标问题的优化. 算法主要的结构分为3个部分: 第1部分是种群的更新; 第2部分是根据多个目标综合适应度进行个体选择; 第3部分是利用约束条件处理方法对个体适应度进行修改, 以求在满足约束条件的同时, 对多个目标函数进行优化. 在该算法中, 利用植物根系生长模型配合自适应策略对个体进行更新, 使用非支配排序和拥挤距离多目标策略^[14]来对每个个体的多个适应度值进行优劣评判, 留下优秀个体, 淘汰质量差的个体. 多目标植物根系生长算法的伪代码如下:

1) 设置参数.

设置最大循环次数(MNC); 设置迭代次数 $T = 1$; 设置其他参数值.

2) 初始化.

① 随机产生种子位置;

② 计算目标函数值, 并使用约束条件处理方法修改目标函数值;

③ 对所有个体进行归一化目标值求和以及多样性选择.

3) 循环.

WHILE($T \leq \text{MNC}$)

FOR(每个生长点)

根据归一化目标值求和以及多样性选择结果选择生长点

END FOR

FOR(每个被选的生长点)

产生新的生长点(新解)

END FOR

/*生长阶段*/

FOR每个生长点

IF新解的适应度 > 原解的适应度

① 在新解的基础上产生下一个新解

② 利用约束处理方法计算个体适应度值, 进行归一化目标值求和

③ 更新每个根茎的生长长度

ELSE

Break

END IF

利用约束处理方法计算个体适应度值, 进行归一化目标值求和

IF个体的数量 > 种群的规模

利用多样性选择进行优秀个体保留, 其它的个体放弃

```

END IF
END FOR
 $T = T + 1$ 
END WHILE

```

3.2 自适应策略(Self-adaptive strategy)

根茎自适应生长是植物根系生长的一个显著特色,它能够协调根茎生长与土壤营养浓度之间的关系.来源于植物根茎生长行为的自适应策略能够显著的改进多目标植物根系生长算法的性能.

每个根茎的生长长度定义为 $\mu_i (i = 1, 2, \dots, l)$,在根系生长时,生长点通过下式产生:

$$x_i = x_i + \mu_i \varphi_i, \quad (15)$$

其中 $\varphi_i (i = 1, \dots, n)$ 是每个根茎的生长角度.

μ_i 是一个重要参数,它的变化能够产生多个模型变种,恰当地调节这个参数能很好地改进多目标算法的性能.初始化时,所有根茎的生长长度是相同的.然后,运用模糊集合论的方法计算参数 μ_i .在Pareto前沿集合 F_k 中一个解的第 k 个目标可以用隶属函数来表示 ξ_k ,可以定义它为^[11]

$$\xi_k = \begin{cases} 1, & F_k \leq F_k^{\min}, \\ \frac{F_k^{\max} - F_k}{F_k^{\max} - F_k^{\min}}, & F_k^{\min} \leq F_k \leq F_k^{\max}, \\ 0, & F_k \geq F_k^{\max}, \end{cases} \quad (16)$$

其中 $F_k^{\min}$ 和 $F_k^{\max}$ 分别是第 k 个目标的最小值和最大值.

对于每个解 x ,隶属函数按照下式进行正则化:

$$\xi^x = \sum_{k=1}^{N_{\text{obj}}} \xi_k^x / \sum_{j=1}^L \sum_{k=1}^{N_{\text{obj}}} \xi_k^j, \quad (17)$$

其中: N_{obj} 是目标函数的个数; L 是Pareto前沿集合中解的个数;较大的 ξ_k 值表明非支配解有比较好的性能,可能较好地平衡多个目标函数.所以式(16)和式(17)可以用来进行Pareto选优.

每个根茎的生长长度 μ_i 可以按照下式计算:

$$\mu_i = \frac{|\xi^{x_i} - \xi_{\text{best}}|}{|\xi^{x_i} - \xi_{\text{best}} + \lambda|}, \quad (18)$$

其中 λ 是非负数.可见,参数 μ_i 随着非支配解 x_i 平衡各个目标函数性能的变化而变化.

3.3 多目标优化策略(Multi-objective strategy)

2010年,Qu和Suganthan提出了归一化目标值求和策略和多样性选择方法^[15],本文将融入植物根系模型中用于求解多目标优化问题.

3.3.1 归一化目标值求和(Summation of normalized objective values)

在多目标算法中使用归一化目标值求和以及其选择步骤是非常实用并且非常节约计算量的.对一个包

括 M 个目标的数学模型,首先要找到每个目标函数的最大值 $f_{\max}$ 和最小值 $f_{\min}$,并计算每个目标函数的范围.然后对种群内所有成员的每个目标函数进行归一化处理,按照下式进行计算:

$$f'_m(x) = \frac{f_m(x) - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}, \quad (19)$$

其中 $f'_m(x)$ 是第 m 个归一化的目标值.最后对每个个体所有的归一化的目标值进行求和.

3.3.2 多样性选择(Diversified selection)

利用归一化目标值求和策略处理多目标问题,会导致种群多样性的缺失,所以设计一种多样性选择方法用于克服这个问题.在选择过程中,根据归一化目标值求和策略和每个目标的多样性选择父代.为了增加种群的多样性,当前种群个体被分割成两个子集:优先集和备份集.当优先集出现无效解时,利用归一化目标值求和方法在备份集中进行选择.如果在优先集里的个体数目比种群规模大的话,随机选择个体作为下一代的父代.多样性选择过程如下:

Step 1 目标空间范围对称的分割成100个盒子.

Step 2 按照 $P\%$ 对这100个盒子进行浏览,换句话说,就是盒子1到盒子 P , P 一般选择80或90.

Step 3 拥有最小的归一化目标值之和的个体将被放入优先集,用来进行扫描.如果在盒子中没有个体,直接进入下一个盒子.

4 作业调度模型的MORGA设计(MORGA for job scheduling model)

4.1 编码设置(Encoding settings)

高精铜锭熔炼过程的多目标作业调度模型属于多目标多约束0-1优化模型,决策变量多,是大规模组合优化问题,采用本文所提出的自适应多目标算法(multi-objective root growth algorithm, MORGA)进行求解.针对模型特点,将采用双链表编码方式.每个个体 x 由两部分组成,可表示为 $x = (L, I)$. L 为可重复自然数链表,用来表征每个排产单由哪个熔炼炉进行生产,设 M 为炉次号的集合,则 $\{L = (l_1, l_2, \dots, l_n) | l \in M\}$. I 为非重复自然数链表,用来表征生产顺序,设 N 为排产单号的集合,则 $\{I = (i_1, i_2, \dots, i_n) | i \in N\}$,其中 n 代表排产单的个数.这种编码方式可以有效的规避掉大量约束条件使可行解增多,并且可以大幅度减少决策变量,使算法效率更高.

由于MORGA的根茎生长操作是实数编码,而此作业调度模型采用的是整数编码,所以需要将编码进行转换.本文以LOV规则^[16]为基础,来实现非重复自然数链表 I 中的编码转换. I 向实数转换方法如下:

1) 将每个个体的非重复自然数序列部分 $I = (i_1, i_2, \dots, i_d, \dots, i_n)$ 转化为中间序列 $\Psi = (\psi_1, \psi_2, \dots,$

$\psi_d, \dots, \psi_n$), 按下式进行计算:

$$\psi_d = i_d - 1. \quad (20)$$

2) 将中间序列转化为实数编码序列 $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_d, \dots, \theta_n)$, 按下式进行计算:

$$\theta_d = n - \psi_d + \text{rand}, \quad (21)$$

其中 $\Psi = (\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_d, \dots, \psi_n)$ 表示 Θ 在降序排列中位置索引的集合.

当实数编码序列 Θ 向非重复自然数链表 I 转换时, 首先将 Θ 进行降序排列, 得到集合, 然后按照下式计算得到 $I = (i_1, i_2, \dots, i_d, \dots, i_n)$,

$$i_{\psi_d} = d. \quad (22)$$

可重复自然数链表 L 将跳过根茎生长操作阶段, 采用遗传算法中依据变异概率将个体编码串中的某些维度值用其它可选维度值来替换的方法, 形成新个体的 L 部分.

4.2 根尖分裂模式(Rhizomes splitting pattern)

针对作业调度模型中决策变量为自然数而非实数的情况, 在模型求解过程中, 借鉴遗传算法中交叉的思想, 在选择将要分裂的根尖后, 采用单点交叉的方式对个体的 L 部分进行处理生成新的个体 L 部分, 采用用于互换编码的部分匹配交叉(partial matching crossover, PMX)法^[17]对个体部分 I 进行处理生成新个体的 I 部分. 将两部分组合在一起形成新的生长点.

4.3 模型求解步骤(Steps of solving model)

Step 1 根据所述编码规则, 生成可重复自然数链表 L 和非重复自然数链表 I , 从而形成将要生长的种子.

Step 2 虚拟适应度计算. 计算目标函数值, 并使用约束条件处理方法修改目标函数值. 对所有个体进行非支配排序, 每个解的适应度(层次)为非支配层数.

Step 3 选择操作. 根据非支配排序方法和拥挤距离选择生长点.

Step 4 根尖分裂操作. 采用单点交叉和部分匹配交叉的方法对选择的生长点进行分裂.

Step 5 生长操作. 首先利用式(20)–(21)将进行个体中非重复自然数链表 I 转换成实数链表 Θ , 然后利用式(15)对 Θ 进行生长操作, 最后利用式(22)将实数链表转换回非重复自然数链表 I .

Step 6 变异操作. 对可重复自然数链表 L 进行变异.

Step 7 选择操作. 利用约束条件处理方法, 对所有个体重新计算目标函数的适应度值, 然后进行归一化目标值求和. 如果个体数量超过预设值, 则利用多样性选择方法进行选择. 当迭代次数达到设定代数, 进行Step 8; 否则重复Step 3至Step 8.

Step 8 利用式(16)和式(17)进行Pareto选优, 按照优先顺序输出Pareto集.

5 实验及结果分析 (Experiment and result analysis)

5.1 参数设置(Parameter settings)

MORGA将与NSGAI^[14]和MOPSO^[18]进行比较. 实验程序将运行在个人配置为i5-4210M 2.10 GHz的处理器和8 GB内存的个人电脑上. 实验结果是所有算法独立运行20次获得的平均值. 针对测试实例, MORGA算法的参数设置如下: 初始种子个数为2, 最大生长点个数为30, 最大循环次数MNC = 1000. 每个根茎初始长度为1, 生长点之间距离的阈值为1, 单点交叉概率和部分匹配交叉概率为0.85, 变异概率为0.25, 多样性选择率 $P = 90$. 对于NSGAI, 种群规模、最大循环次数、交叉和变异概率分别设置为30, 1000, 0.85和0.25^[14]; 对于MOPSO, 种群规模、最大循环次数、变异概率和目标空间要划分的网格数分别为30, 1000, 0.5和30^[18].

5.2 实验数据(Experiment data)

为了证明本文所提作业调度模型以及多目标算法MORGA的有效性, 以某企业高精铜板带生产线铸锭生产的作业调度数据为例进行实验. 在实验中, 模型里排产单的数量 $n = 40$, 熔炼炉的数量 $m = 3$, 每台熔炼炉生产周期内熔炼炉生产能力的下限 $C_{\min}^l = 100000$ kg, 上限 $C_{\max}^l = 125000$ kg. 熔炼时间 t_{il} 跟排产单铸锭需求重量 g_{il} 成正比例, $t_{il} = \gamma \times g_{il} / 1000$, 表1列出了不同牌号的 γ 值. π_i 是可用排产单 i 的熔炼重量 g_i 与其交货期优先系数 d_i 的倒数乘积表示: $\pi_i = g_i / d_i$. 表2熔炼炉在各个牌号之间切换时的洗炉时间, 0代表不需要洗炉. 某生产周期内熔炼排产单见表3.

表1 不同牌号的 γ 值

Table 1 The value of γ for different grades

牌号	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
γ	0.09	0.14	0.11	0.10	0.08	0.17	0.09	0.12

表2 各个牌号熔炼调整时间

Table 2 The switching time between different grades

牌号	G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
G1	0	2.4	3	3.4	4	4.8	5.1	5.7
G2	0	0	3	3.6	4.1	4.5	4.6	5.3
G3	0	1.2	0	3.3	2.5	3.1	3.4	4.0
G4	0	0	0	0	3.2	2.2	2.6	3.4
G5	0	0	0	1.6	0	4.2	3.6	4.7
G6	0	0	0	0	2.5	0	2.9	3.7
G7	0	0	0	0	0	2.1	0	2.3
G8	0	0	0	2.8	3.4	0	0	0

表 3 排产单属性

Table 3 The production scheduling table

排产单	牌号	铸锭重量/kg	优先级	排产单	牌号	铸锭重量/kg	优先级	排产单	牌号	铸锭重量/kg	优先级	排产单	牌号	铸锭重量/kg	优先级
S1	G2	7553	1	S11	G7	8122	1	S21	G5	8884	1.1	S31	G4	11422	1.2
S2	G4	8376	1	S12	G3	5711	1	S22	G4	10788	1.2	S32	G4	10788	1.2
S3	G5	6724	1	S13	G5	7615	1.1	S23	G6	11422	1.2	S33	G8	7615	1.3
S4	G3	11422	1	S14	G3	5457	1.1	S24	G8	10429	1.2	S34	G1	5457	1.3
S5	G2	10429	1	S15	G8	10429	1.1	S25	G2	8376	1.2	S35	G3	10429	1.3
S6	G2	10429	1	S16	G8	8376	1.1	S26	G3	6724	1.2	S36	G7	10788	1.3
S7	G1	8261	1	S17	G4	8122	1.1	S27	G1	8122	1.2	S37	G6	10429	1.3
S8	G2	6714	1	S18	G6	7615	1.1	S28	G7	7615	1.2	S38	G3	8376	1.3
S9	G7	8884	1	S19	G2	7553	1.1	S29	G3	5457	1.2	S39	G4	11422	1.3
S10	G2	10788	1	S20	G3	6724	1.1	S30	G5	6724	1.2	S40	G3	7553	1.3

5.3 结果分析(Result analysis)

表4列出了实验中MORGA应用于熔炼调度模型获得的10个最好调度方案.

表中10个调度方案是按照 μ_k 值的大小进行排序的. 从表3可以看出, 各个调度方案都有相似部分,

说明MORGA能够使熔炼调度模型收敛, 这一点从图1也可以看出, MORGA能够收敛到一个Pareto前沿面上. 而10种调度方案各不相同. 这样, 生产调度人员在熔炼铸造过程中可根据实际生产情况变化做出不同的选择.

表 4 MORGA算法求得的一组最优调度方案

Table 4 A group of optimal solutions which are obtained by MORGA

解	炉号	排产单生产顺序												μ^k
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
S1	1	16	18	4	11	31	5	36	9	32	2	8	—	0.02317
	2	1	10	19	30	38	13	17	39	22	25	7	—	
	3	15	24	23	3	21	35	20	29	—	—	—	—	
S2	1	16	18	4	11	31	2	9	14	25	5	8	—	0.02257
	2	1	10	19	30	38	13	39	17	22	32	7	—	
	3	15	24	23	3	21	35	20	29	—	—	—	—	
S3	1	22	7	13	17	1	27	39	31	14	21	5	6	0.02317
	2	36	11	28	10	3	4	12	24	9	2	25	8	
	3	15	40	34	18	35	16	23	20	—	—	—	—	
S4	1	16	18	4	11	31	2	9	14	25	5	8	—	0.02161
	2	1	10	19	30	38	13	39	17	22	25	7	—	
	3	15	24	23	3	21	35	20	29	—	—	—	—	
S5	1	22	7	13	17	1	10	14	21	5	6	—	—	0.02156
	2	36	11	28	10	3	4	12	24	9	2	25	8	
	3	15	40	32	18	35	39	31	16	23	20	—	—	
S6	1	16	18	4	11	31	2	12	9	25	5	8	—	0.02135
	2	1	10	19	30	38	36	39	22	32	7	—	—	
	3	15	24	23	3	21	13	20	29	—	—	—	—	
S7	1	16	18	4	11	31	2	17	36	25	5	8	—	0.02105
	2	1	10	19	30	38	12	14	22	34	7	—	—	
	3	15	24	23	3	21	13	35	20	29	—	—	—	
S8	1	22	7	13	17	1	27	39	31	14	21	5	6	0.02089
	2	36	11	38	10	3	4	12	24	9	2	25	8	
	3	15	40	34	18	35	16	23	20	—	—	—	—	
S9	1	16	18	4	11	31	2	17	9	5	8	—	—	0.02076
	2	1	10	19	30	38	13	39	22	25	7	—	—	
	3	15	24	23	3	21	35	12	20	29	—	—	—	
S10	1	22	7	13	17	1	10	14	21	5	6	—	—	0.02050
	2	36	11	28	3	4	12	24	9	2	25	8	—	
	3	15	40	34	18	35	39	31	16	23	20	—	—	

表5列出了算法NSGAII, MOPSO和MORGA在求解熔炼调度模型过程中各自获得的最好的5个解. 其中, 最好值都用粗体标出. 从表5可以看出, MORGA可以在获得更少生产总时间的同时, 还可使排产单

尽量多地进行生产, 从而获得了更高的 μ_k 值, 也就是说其综合性能比经典算法NSGAII和MOSPO还要好一些, 但是NSGAII获得了更好的方差值, 可见MORGA在稳定性方面比NSGAII略差.

表 5 NSGAII, MOPSO和MORGA算法求得的结果比较

Table 5 Comparison of results obtained by NSGAII, MOPSO and MORGA

算法		S1	S2	S3	S4	S5	平均值	方差
NSGA II	f_1	53.63	53.25	50.04	50.59	62.26	53.95	4.91
	f_2	64709.79	65774.83	71310.83	70682.68	52162.13	64928.05	7706.96
	μ^k	0.0917	0.0899	0.0858	0.0855	0.0948	0.0895	0.0040
MOPSO	f_1	50.24	57.50	67.41	60.39	56.17	58.34	6.27
	f_2	68439.28	72848.12	59340.53	74982.12	51883.19	65498.65	9694.09
	μ^k	0.0864	0.0989	0.0733	0.1091	0.0827	0.0901	0.0140
MORGA	f_1	49.04	47.87	59.97	47.42	58.73	52.61	6.20
	f_2	63706.10	67043.65	51933.61	70322.65	53909.63	61383.12	8100.91
	μ^k	0.1183	0.1083	0.1170	0.0948	0.1140	0.1105	0.0096

图1展示了NSGAII, MOPSO和MORGA经过迭代到最后获得非支配解的分布情况(坐标值是为了计算约束, 归一化后的数值). 从图1中可以看出, MORGA, NSGAII 和 MOPSO 获得解的分布性都很好. 但是MORGA所获得的解明显能够支配NSGAII和MOPSO获得的解, 这表明在求解高精度铜板带熔炼调度模型这个问题上, MORGA要比NSGAII和MOPSO更加地有效.

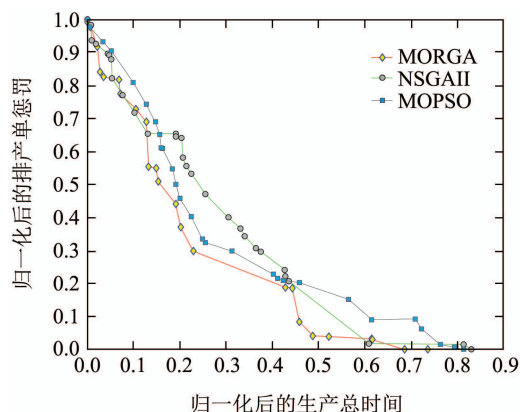


图 1 MORGA, MOPSO和NSGA II算法的结果比较

Fig. 1 A comparison with MORGA, MOPSO and NSGA II

6 结论(Conclusions)

本文根据高精铜铸锭熔炼过程的特点, 建立了用于其作业调度的数学优化模型, 并提出了模拟植物根系生长行为的多目标优化算法MORGA对其进行求解. 针对模型特点, 设计求解过程, 并通过真实生产数据对算法进行仿真测试, 并与经典多目标算法NSGAII和MOPSO进行了比较. 实验结果表明, 本文所提出的多目标算法MORGA能够有效地解决高精铜铸锭熔炼过程的作业调度问题, 而且效果比其他传统

算法更好.

参考文献(References):

- [1] ZHONG Weijia, MA Keding, WU Weijia. *Practical Guide of Copper Processing Technology* [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2007.
(钟卫佳, 马可定, 吴维佳. 铜加工技术实用手册 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2007.)
- [2] HOLSAPPLE C W, JACOP V S, PACART R, et al. A genetics-based hybrid scheduler for generating static schedules in flexible manufacturing contexts [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1993, 23(4): 953 – 971.
- [3] PELIN A, HÜSEYİN B. A genetic algorithm application using fuzzy processing times in non-identical parallel machine scheduling problem [J]. *Advances in Engineering Software*, 2012, 45(1): 272 – 280.
- [4] PURUSHOTHAMAN D, MARIO C V. A simulated annealing algorithm to minimize makespan of parallel batch processing machines with unequal job ready times [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(1): 1451 – 1458.
- [5] CHENG B Y, WANG Q, YANG S L, et al. An improved ant colony optimization for scheduling identical parallel batching machines with arbitrary job sizes [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(2): 765 – 772.
- [6] TORABI S A, SAHEBJAMNIA N, MANSOURI S A, et al. A particle swarm optimization for a fuzzy multi-objective unrelated parallel machines scheduling problem [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(12): 4750 – 4762.
- [7] XU R, CHEN H P, LI X P. A bi-objective scheduling problem on batch machines via a Pareto-based ant colony system [J]. *International Journal of Production Economics*, 2013, 145(1): 371 – 386.
- [8] XU X L, WANG W L, GUAN Q. Adaptive immune algorithm for solving Job-shop scheduling problem [C] // *Advances In Natural Computation, Pt 2, Lecture Notes In Computer Science*. Berlin: Springer, 2005, 3611: 795 – 799.
- [9] DAS S, BISWAS A, DASGUPTA S, et al. Bacterial foraging optimization algorithm: theoretical foundations, analysis, and applications [J]. *Studies in Computational Intelligence*, 2009, 203(3): 23 – 55.

- [10] ZHENG Xiaolong, WANG Ling, WANG Shengyao. A hybrid discrete fruit fly optimization algorithm for solving permutation flow-shop scheduling problem [J]. *Control Theory & Applications*, 2014, 31(2): 159 – 164.
(郑晓龙, 王凌, 王圣尧. 求解置换流水线调度问题的混合离散果蝇算法 [J]. *控制理论与应用*, 2014, 31(2): 159 – 164.)
- [11] SAKAWA M, YANO H, YUMINE T. An interactive fuzzy satisficing method for multiobjective linear programming problems and its application [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1987, 17(4): 654 – 661.
- [12] MAINZER K. *Thinking in Complexity: the Complex Dynamics of Matter, Mind and Mankind* [M]. Third Edition. New York: Springer, 1997.
- [13] WANG Dongsheng, CAO Lei. *Chaos, Fractal and Their Application* [M]. Hefei: Press of University of Science and Technology of China, 1995.
(王东生, 曹磊. 混沌、分形及其应用 [M]. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1995.)
- [14] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182 – 197.
- [15] QU B Y, SUGANTHAN P N. Multi-objective evolutionary algorithms based on the summation of normalized objectives and diversified selection [J]. *Information Sciences*, 2010, 180(17): 3170 – 3181.
- [16] QIAN B, WANG L, HUANG D X, et al. An effective hybrid DE-based algorithm for multi-objective flow shop scheduling with limited buffers [J]. *Computers & Operations Research*, 2009, 36(1): 209 – 233.
- [17] GOLDBERG D E, LINGLE JR R. Alleles, loci and the TSP [C] // *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*. Hillsdale, N.J.: Lawrence Erlbaum, 1985: 154 – 159.
- [18] CARLOS A C C, GREGORIO T P, MAXIMINO S L. Handling multiple objectives with particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(2): 256 – 279.

作者简介:

张 浩 (1984–), 男, 博士, 副研究员, 目前研究方向为复杂工业过程建模、多目标优化, E-mail: zhanghao@sia.cn;

朱云龙 (1967–), 男, 研究员, 博士生导师, 目前研究方向为优化决策模型与方法、基于生物行为特征的复杂系统建模与优化方法, E-mail: ylzhu@sia.cn;

亓祥波 (1981–), 男, 博士, 副研究员, 目前研究方向为群体智能优化算法, E-mail: qxb@sia.cn.