

考虑订单组批特性的特种铝锭组炉优化

张浩[†], 库涛, 张丁一

(中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 中国科学院 机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 铝锭熔炼是特种铝合金生产的首道工序, 直接影响后面工序的生产效率和产成品质量. 针对熔炼过程中, 由于产品种类多样以及批量大小不一导致的制定组炉计划效率低以及组炉结果不优等问题, 本文考虑熔炼炉工艺、设备特点以及订单组批规则等约束条件, 建立以最小炉次数和最大订单铸锭占用比例为目标的组炉优化模型. 分析该模型的特点, 采用以订单分配百分比为决策变量的实数编码规则. 提出一种基于冯诺伊曼拓扑结构的粒子群算法对其进行求解, 并融入局部聚性算子改善算法寻优能力. 设计基于真实生产数据的仿真实验, 实验结果说明该模型和所提出的求解算法能够有效地解决特种铝锭组炉优化问题, 符合企业实际需求.

关键词: 组炉优化; 订单组批; 粒子群算法; 局部聚性算子; 特种铝铸锭

引用格式: 张浩, 库涛, 张丁一. 考虑订单组批特性的特种铝锭组炉优化. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1730–1737

DOI: 10.7641/CTA.2019.80994

Furnace-grouping optimization with order-grouping for special aluminum ingots

ZHANG Hao[†], KU Tao, ZHANG Ding-yi

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

Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang Liaoning 110016, China)

Abstract: In special aluminum alloy production, smelting for aluminum ingots is the first process that affects production efficiency and product quality in subsequent processes directly. To solve the problems that furnace-grouping plan is made inefficiently and furnace-grouping results are not optimal in the smelting process because of product variety and different batch size, furnace-grouping optimization model that is formulated with two objectives of minimizing the number of smelting batch and maximizing occupation ratio of ingots in orders is built with some constraints such as capacity of melting furnace and order-grouping rules in this paper. According to the characteristic of the model, real number coding rule is employed taking the percentage of order allocation as decision variable. A novel Particle Swarm Optimization algorithm is proposed with Von Neumann Topology to solve this optimization model, and locally convergent operator is employed to improve optimizing capacity in this algorithm. The simulation experiment is designed on the basis of the actual data in production. The experiment results show that this optimization model and the proposed algorithm can solve the furnace-grouping optimization problem for special aluminum ingots and meets the requirements of enterprises.

Key words: furnace-grouping optimization; order-grouping; particle swarm optimization; locally convergent operator; special aluminum ingots

Citation: ZHANG Hao, KU Tao, ZHANG Dingyi. Furnace-grouping optimization with order-grouping for special aluminum ingots. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(10): 1730–1737

1 引言

特种铝合金产品是制造汽车、火箭、人造卫星等的重要高端材料, 其质量较轻但强度较高, 具有特种功能或力学性能, 特殊的规格尺寸以及极高的尺寸精度或表面要求. 因此, 其生产难度大、技术含量高, 产品附加值高. 目前, 国内外铝行业竞争日益激烈, 市场

环境复杂多变, 且随着能源价格的进一步攀升, 使得作为高能耗的特种铝合金的生产成本相应提高. 同时, 对于特种铝合金产品来说, 生产品种多样, 批量小, 进一步加大了企业降低生产成本缩短响应时间的难度. 另一方面客户对交货时间方面的要求越来越苛刻, 客户满意度很大程度上受交货期满足程度的影响. 铝锭

收稿日期: 2018–12–22; 录用日期: 2019–04–28.

[†]通信作者. E-mail: zhanghao@sia.cn; Tel.: +86 24-23970681.

本文责任编辑: 阳春华.

国家自然科学基金项目(61803367)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61803367).

的熔炼过程是特种铝合金产品的首道工序, 与最终产品质量、成本和经济效益等有着密切的关系^[1-2]。基于多生产订单组合的组炉排产技术是铝锭熔炼过程通常采用的生产组织方式。生产订单在熔炼工序加工前, 需要将优先级相同或相近、交货期相同或相近、合金牌号相同的订单组合到同一个熔炼炉次中, 并且要考虑由于各个生产订单需求规格的不同而带来的铝锭组批问题。生产订单的组炉结果将直接影响特种铝合金产品多阶段、多工序的生产计划编制。如果组炉结果不佳将直接造成库存积压, 流动资金占用, 影响订单的交货准时率, 同时增加企业生产成本。

针对组炉和组批的优化问题, 国内外学者已经开展了一些研究。为实现组炉方案的优化, 文献[3]采用炼钢组炉计划与质量设计的集成模式, 在多约束下对成分相近的不同品种的候选组炉合同进行聚类分析, 并提出了基于微粒群优化的求解方法。文献[4]根据罩式炉退火工艺特点, 以最小化装炉计划数和钢卷总加热时间为目标, 建立了罩式退火炉装炉优化组合问题的数学模型, 并提出了一种自适应遗传算法和蚁群算法相结合的两阶段智能优化算法用于这一问题的求解。文献[5]针对磁性材料企业人工组炉存在的组炉时间长和组炉结果不优化等问题, 建立了磁性材料生产订单组炉优化模型, 并将该组炉问题转化为伪旅行商问题, 采用一种改进的遗传算法对其进行求解。文献[6]对装箱组合问题与装炉优化问题进行分析, 认为它们都属于同一类分组问题。文献[7]基于批的视角对电力机组组合问题建立了批模型, 将相近物理位置的风机进行组批, 并采用拉格朗日松弛算法进行求解。文献[8]对炼钢-连铸批量计划中的炉次计划问题建立了多目标约束优化模型, 设计了一个嵌入禁忌表的算法

对其进行求解。

特种铝合金生产行业铸锭组炉优化问题具有以下特点: 客户订单种类和规格多样; 在组炉过程中还需要对订单需求的铸锭进行组批; 同一炉次的结晶器平台规格多样。目前国内特种铝合金生产企业主要依靠人工对客户订单进行组炉, 针对其生产特点的建模和优化方法的研究还比较少。而现有的组炉模型和求解算法无法适应这些特点直接应用。本文针对特种铝合金生产过程中, 考虑铝锭组批的生产订单组炉优化问题进行研究。首先, 在描述特种铝锭熔炼过程生产工艺流程的基础上, 考虑订单交货期, 单炉容量和组批规则等约束条件, 建立了以最小炉次数和最大成品率为目标的特种铝锭组炉优化模型。针对该模型特点, 设计了基于订单分配百分比的实数编码规则, 并采用一种基于冯诺伊曼拓扑结构并融入局部聚性算子的粒子群算法(Von Neumann and locally convergent particle swarm optimization, VNLC-PSO)对其进行求解。

2 特种铝锭组炉问题描述

特种铝锭组炉过程是在生产订单的交货期优先级、需求合金牌号、铸锭需求数量和重量已知的条件下, 以生产订单组炉的金属损失(最大成品率)最小、炉次总数最少为目标进行计算, 确定炉次总数、生产订单在各个炉次中分配的生产重量和铸锭数量以及铸锭的组批情况, 由此形成组炉结果表, 组批过程如图1所示。在组炉过程中, 需要满足组到同一个炉次中生产订单的合金牌号相同、各生产订单的重量和数量需求、铸锭规格符合组炉工艺要求(结晶器规格限制等)、单炉铸锭数量限制、最大和最小装炉量等约束条件。

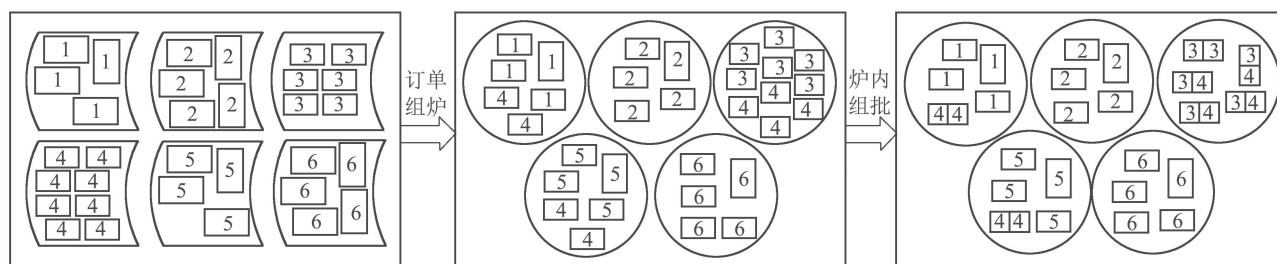


图 1 生产订单的组炉划分及炉内组批

Fig. 1 Furnace-grouping of Production orders and batching for each furnace

在实际生产中, 车间技术人员按照上述过程利用Excel表格进行组炉计算。在技术人员的指导下, 本文作者进行现场实际模拟组炉计算, 发现人工组炉过程存在以下两个问题:

1) 生产订单批量小, 数量多, 需求规格多样, 导致组批组炉的排列组合异常复杂, 技术人员无法在短时间内穷尽所有组炉的可能性, 当筛选组炉结果

时, 可行解缺失;

2) 组炉结果多样, 同时要满足组炉的约束条件, 致使满意的组炉结果的选择困难, 并且可行解集庞大, 经验不足的技术人员无法选择出合理的组炉结果。

针对特种铝锭人工组炉过程中存在的问题, 本文建立了考虑订单组批特性的组炉优化模型, 并设计一种改进的粒子群算法进行求解。

3 考虑订单组批特性的组炉优化模型

3.1 组炉优化模型

3.1.1 决策变量

根据分析可知,特种铝组炉过程是将各个待组炉的生产订单分配给熔炼炉进行生产,所以决策变量定义为

$$X = \{x_{ij} | i=0, 1, \dots, N; j=0, 1, \dots, M\}, \quad (1)$$

表示第*i*个订单在第*j*个炉次的占用百分比.其中:*N*为待组炉生产订单的总数;*M*为组炉后炉次总数,无法预知,可按照一定的规则进行预设.

3.1.2 组炉目标函数

1) 炉次总数最少.

生产特种铝锭的熔炼炉是高耗能设备,为了提高其利用率,降低能源消耗,要求在给定生产订单情况下,所组炉次数要尽可能减少.另外,生产订单的组炉率高,也能显著地减少废旧量产出,降低库存的金属占用.生产订单组炉的炉次总数为*M*,组炉总数最少就是最小化*M*.

$$\min f_1 = M. \quad (2)$$

根据决策变量*x_{ij}*可以得出第*i*个生产订单组在哪个炉次中

$$p_{ij}(x_{ij}) = \begin{cases} 1, & x_{ij} > 0, \\ 0, & x_{ij} = 0. \end{cases} \quad (3)$$

假设组炉总数*M'*, $M' \gg M$, 在第*j*个炉次中,生产订单的数量 $n_j(X) = \sum_{i=1}^N p_{ij}(x_{ij})$. 则在*M'*个炉次中是否存在生产订单表示如下:

$$y_j(X) = \begin{cases} 1, & n_j(X) > 0, \\ 0, & n_j(X) = 0. \end{cases} \quad (4)$$

可见,炉次总数*M*按下面公式计算可得

$$\min f_1(X) = M = \sum_{j=1}^{M'} y_j(X). \quad (5)$$

2) 最大化订单铸锭占用比例.

由于特种铝合金的生产工艺以及组锭过程的特殊性(见第3.2节),生产过程中会产生大量的切削废料,所以一根铸锭的有效订单占用量并不是100%.为了最大化降低原料成本,生产铸锭时要尽量提高每根铸锭的订单有效占用量,即订单铸锭占用比例.

$$\max f_2(X) = \frac{\sum_{i=1}^N w_i(X)}{\sum_{j=1}^M g_j(X)}, \quad (6)$$

其中: $w_i(X) = \sum_{j=1}^M x_{ij}$ 表示第*i*个生产订单的需求重量, $g_j(X)$ 表示第*j*炉的熔炼铸造重量.由于决策变量*X*决定了第*i*个订单在第*j*个炉次中生产(参见式(3)),铸锭组批后直接影响第*j*个炉次的熔炼铸造重量,所以*g_j*也是决策变量*X*的函数.

最终目标函数表示如下:

$$\min f(X) = \eta f_1(X) - \lambda f_2(X) = \eta \sum_{j=1}^{M'} y_j(X) - \lambda \frac{\sum_{i=1}^N w_i(X)}{\sum_{j=1}^M g_j(X)}, \quad (7)$$

其中*η*和*λ*代表两个目标的惩罚因子,根据生产实际情况进行调节选取.

3.1.3 约束条件

1) 铸锭约束.

根据设备特点和工艺要求,每个铸锭的铸造重量和铸造长度都不能超过工艺允许的最大值.定义第*j*炉内第*k*个铸锭重量为*g'_{jk}*,长度为*l'_{jk}*,表达式如下:

$$g'_{jk} \leq g_{\max}, \quad (8)$$

$$l'_{jk} \leq l_{\max}, \quad (9)$$

其中: $k=0, 1, \dots, q_j$, q_j 表示每炉的铸锭个数; g_{\max} 和 l_{\max} 分别表示允许铸造的铸锭最大重量和最大长度.

2) 单炉约束.

同一熔炼炉内铸造出的所有铸锭合金牌号*A_{jk}*和厚度*h'_{jk}*必须相同:

$$\Delta A_j = 1, \quad (10)$$

$$\Delta h'_j = 1, \quad (11)$$

其中*ΔA_j*和*Δh'_j*分别代表合金牌号和厚度的种类数量.

铸造时,根据生产订单的需求规格选择结晶器.结晶器按照宽度分为大平台和小平台,大平台的结晶器宽度,即铸锭宽度,大于等于2250 mm,目前只有4种:2250 mm,2400 mm,2650 mm和2750 mm;小平台的结晶器宽度小于2250 mm.使用大平台铸造的铸锭,规格不能混铸,宽度*u'_{jk}*必须相同;而小平台最多可以同时铸3种宽度的铸锭,只要其宽度差不超过250 mm即可.

$$\begin{cases} 1 < \Delta u'_j \leq 3, & u'_{jk} < 2250, \\ \Delta u'_j = 1, & u'_{jk} \geq 2250, \end{cases} \quad (12)$$

$$\max(u'_{jk}) - \min(u'_{jk}) \leq 250, \quad (13)$$

其中*Δu'_j*代表宽度的种类数量.

由于结晶器孔数的限制, 单炉铸锭数量 q_j 不能超过该熔炼使用结晶器的孔数.

$$q_j \leq c_j, \quad (14)$$

其中 c_j 代表第 j 炉结晶器的孔数.

每炉的铸造重量不能超过熔炼炉的容量.

$$g_j = d_j \sum_{k=1}^{q_j} l'_{jk} h'_{jk} u'_{jk} \leq G_{\max}, \quad (15)$$

其中: d_j 代表第 j 炉熔炼合金的密度, G_{\max} 代表熔炼炉的最大容量.

3.2 炉内订单组批策略

为了最大化利用熔炼炉容量, 在铸造机允许的规格范围内, 需要在组炉的同时将生产订单中规格较小的铸锭进行组合铸造, 在锯切工序中再进行分切, 以达到提高生产效率, 节约原料成本的目的. 根据特种铝合金铸锭生产工艺以及设备(熔炼炉和铸造机)性能的要求, 生产订单组批过程有以下特点:

- 1) 组批只能在长度方向上进行的, 不能进行截面(宽度和厚度)方向上的横向组批;
- 2) 同一熔炼炉铸造出的铸锭长度必须一致;
- 3) 同一熔炼炉铸造出的铸锭截面可以不同, 但只有截面相同的铸锭才能进行组批;
- 4) 铸锭的铸造长度需要包含在锯切工序切削掉的铸锭头尾长度.

定义第 j 炉内组批前第 r 个铸锭长度为 l_{jr} , 宽度为 u_{jr} , 厚度为 h_{jr} , 订单需求铸锭数量为 $s_j, r = 0, 1, \dots, s_j, s_j \leq q_j$. 根据上述组批特点, 生产订单中的规格需求在宽度和厚度方向上不能在铸造过程中发生改变, 则

$$u_{jr} = u'_{jk}, \quad h_{jr} = h'_{jk},$$

其中组批前后铸锭数量是多对一的关系.

组批计算前要对同一炉内生产订单铸锭先按照宽度 u_{jr} 进行排序, 宽度相同的铸锭再根据长度 l_{jr} 进行排序, 然后计算组批前后铸锭在长度方向上的映射关系, 伪代码如下表1所示.

4 问题求解方法设计

4.1 改进的粒子群算法

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法是一种借鉴鸟类和鱼类的群体觅食行为的群体智能算法, 它是由美国的Kennedy和Eberhart在1995年首先提出^[9]. 1998年, Shi等^[10]将惯性权重引入PSO中, 形成了现在通用的标准PSO. 由于PSO结构简单、易于实现、收敛速度快, 且不需要依赖问题的特征信息, 不受搜索空间限制以及内在并行性等优势^[11], 比较适合解决本文所提出问题.

表 1 组批策略的伪代码

Table 1 Pseudocode for batching strategy

```

/*按炉次进行计算*/
j = 0, k = 0
WHILE (j < M)
    1) 设定第j炉组批铸锭头部长度 $l'_j$ , 尾部长度 $b'_j$ ;
    2) r = 0.
    /*按生产订单铸锭进行组批计算*/
    WHILE(r < s_j)
        IF (u'_{jk} == u_{jr})
            1) 计算组批铸锭长度 $l'_{jk} = l'_{jk} + l_{jr} + l'_j + b'_j$ ;
            2) 计算组批铸锭重量 $g'_{jk} = d_j l'_{jk} h'_{jk} u'_{jk}$ .
        END IF
        IF (u'_{jk} \neq u_{jr} or l'_{jk} \leq l_{\max} or g'_{jk} \leq g_{\max})
            1) 保存组批结果;
            2) 新建组批铸锭k = k + 1.
            u'_{jk} = u_{jr}, l'_{jk} = l_{jr}
        END IF
        将生产订单铸锭r加入组批铸锭k
        r = r + 1
    END WHILE
    第j炉铸锭组批结束
    j = j + 1
END WHILE
    
```

在标准PSO中, 优化问题的每个潜在解都可以看作搜索空间中的一个粒子, 它们都对应一个由目标函数决定的适应值. 在每一次迭代计算中, 所有粒子借助个体和群体的历史最优位置更新自身的速度和位置. 设定 v_{id} 和 x_{id} 分别为第 i 个粒子第 d 维的速度和位置, p_{id} (pBest)和 p_{gd} (gBest)分别为个体和群体的历史最优位置. 在 $t + 1$ 时刻, v_{id} 和 x_{id} 的更新公式为

$$v_{id}(t + 1) = wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}(t)(p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(t)(p_{gd}(t) - x_{id}(t)), \quad (16)$$

$$x_{id}(t + 1) = x_{id}(t) + v_{id}(t + 1), \quad (17)$$

其中: w 为惯性权值, c_1 和 c_2 称为加速系数, rand 为服从 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数.

考虑订单组批特性的特种铝锭组炉优化问题是一个峰值点非常多的复杂优化问题, 每一种可能的生产订单组合都至少有一个峰值点, 因此当生产订单数较多时, 传统粒子群算法往往很难找到全局最优解. 为加快寻优速度, 避免算法陷入局部最优解, 本文粒子群算法中采用冯诺依曼的粒子拓扑结构^[12], 并将局部聚性算子融入方法融入到算法中, 以最小炉次总数和最大化订单铸锭占用比例作为进化方向, 提高算法的寻优效率以及结果的精度.

4.1.1 邻域拓扑结构

粒子群算法的优化动力主要来源于群体中粒子间的合作行为, 是通过粒子向与其相连的粒子传递信息, 并接收周围粒子的信息改变自身的状态, 从而产生自组织行为. 邻域拓扑结构就是用来描述种群中粒子间的邻居关系和交互方式, 它可控制信息在种群中的传播, 直接影响到算法的寻优能力和收敛性^[13].

冯诺依曼拓扑结构将种群分派到一个网格之中, 粒子在周围的4个方向上各有一个粒子, 如图2所示. 当一个粒子找到的解较优时, 将影响到周围的4个粒子, 这种结构维持了周围粒子的多样性, 驱使种群中的粒子向多个较优位置靠拢, 使得优化过程不易陷入局部最优, 收敛速度也较快.

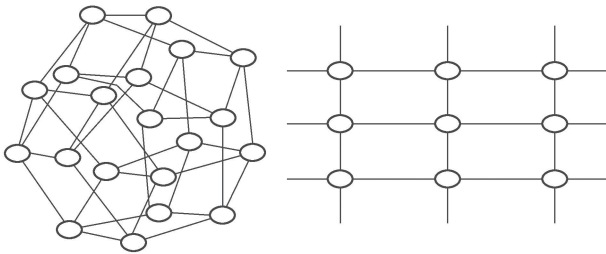


图2 冯诺依曼拓扑结构

Fig. 2 Von Neumann topology

为了构造 Z 个粒子的冯诺依曼拓扑结构, 首先将 Z 个粒子按照 rs 行和 cs 列排列, 其中 $Z = rs \times cs$. 然后按照表2方式计算周围粒子的位置.

表2 冯诺依曼拓扑结构的构造伪代码

Table 2 Pseudocode of Von Neumann topology

```

i = 0
WHILE (i < Z)
/*计算上邻居 $N_i^{up}$ */
 $N_i^{up} = (i - cs) \text{ MOD } Z$ 
IF ( $N_i^{up} == 0$ )  $N_i^{up} = Z$  END IF
/*计算下邻居 $N_i^{down}$ */
 $N_i^{down} = (i + cs) \text{ MOD } Z$ 
IF ( $N_i^{down} == 0$ )  $N_i^{down} = Z$  END IF
/*计算左邻居 $N_i^{left}$ */
 $N_i^{left} = i - 1$ 
IF (( $i - 1$ ) MOD  $cs == 0$ )  $N_i^{left} = i - 1 + cs$  END IF
/*计算右邻居 $N_i^{right}$ */
 $N_i^{right} = i + 1$ 
IF ( $i \text{ MOD } cs == 0$ )  $N_i^{right} = i + 1 - cs$  END IF
i = i + 1
END WHILE
    
```

4.1.2 局部聚性算子

为了克服粒子群算法优化过程中的“停滞”(局

部最优)现象^[14], 本文将局部聚性算子^[15]融入到粒子群算法中. 定义一个比例参数 ρ , 将其引入式(16)中, 新的粒子速度更新方式变换如下:

$$v_{id}(t+1) = -x_{id}(t) + p_{gd}(t) + wv_{id}(t) + \rho(t)(1 - 2 \text{rand}(t)). \quad (18)$$

结合式(17), 新的粒子位置更新方式变换如下:

$$x_{id}(t+1) = p_{gd}(t) + wv_{id}(t) + \rho(t)(1 - 2 \text{rand}(t)). \quad (19)$$

参数 ρ 可以驱使算法在 p_{gd} 周围进行随机搜索, 并控制着搜索直径. 定义 p_{gd} 连续进化或者不变的次数分别为 scn 和 fln , 当 $scn(t+1) > scn(t)$ 时, $fln(t+1) = 0$; 当 $fln(t+1) > fln(t)$ 时, $scn(t+1) = 0$. 每次迭代计算中, ρ 按如下方式进行自适应调整:

$$\rho(t+1) = \begin{cases} 1.2\rho(t), & scn(t+1) > s_c, \\ 0.5\rho(t), & fln(t+1) > f_c, \\ \rho(t), & \text{其他}, \end{cases} \quad (20)$$

其中 s_c 和 f_c 是 scn 和 fln 的阈值.

4.2 编码设置

本文粒子编码采用生产订单在每炉内占有百分比的正实数编码方式, 示例如下:

粒子	0.5	0.4	0.1	0	0	...	0	0	0
	0.3	0.1	0	0.6	0	...	0	0	0
	0	0.2	0.8	0	0	...	0	0	0
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	0.4	0.4	0.1	0.1	0	...	0	0	0
	0.5	0	0.4	0.1	0	...	0	0	0
	0	0.7	0.3	0	0	...	0	1	0
	炉次								

此种编码方式需要预设组炉总数 M' . 一般情况下, 多品种小批量的生产订单铸锭需求量较少, 如果 M' 设置较大, 由生产订单百分比组成的粒子群编码矩阵就是一个稀疏矩阵, 如图3所示, 最终的组炉总数也远小于 M' ; 如果 M' 设置太小, 那么 M' 个炉次可能无法容纳这些生产订单. 可见, 合理设定 M' 值对优化效率和是否有可行解有着至关重要的影响. 根据经济批量原则, 每个熔炼炉都有最小装炉量 G_{min} , 则 M' 计算如下:

$$M' = \left\lceil \frac{\sum_{i=1}^N w_i}{G_{min}} \right\rceil, \quad (21)$$

其中 w_i 表示第 i 个生产订单的需求重量.

采用这种编码方式, 非常简单、直观, 并且能有

效标识各生产订单与炉次的关系, 易于解码. 更重要的是, 相对于整数离散编码, 这种编码方式更加适合粒子群算法这种连续优化算法, 发挥算法优势.

4.3 模型求解步骤

步骤 1 根据编码规则, 进行种群初始化, 生成实数粒子矩阵;

步骤 2 按照冯诺依曼拓扑结构, 建立粒子种群的邻域关系;

步骤 3 结合式(7), 计算目标函数值, 求出粒子的虚拟适应度;

步骤 4 利用局部聚性算子中的式(18)–(19), 更新粒子的速度和位置;

步骤 5 计算更新后的粒子虚拟适应度, 并与更新前的适应度进行比较, 决定粒子是否沿着这个方向继续飞行;

步骤 6 当函数评估次数达到预设值, 则算法终止, 输出组炉结果以及炉次和订单之间的关系; 否则, 重复步骤4和步骤5.

5 实验设计及结果分析

5.1 实验数据

为了说明本文所提组批优化模型以及所设计求解算法的有效性, 以某铝合金加工企业2017年11月份的生产订单数据为例进行实验. 在实验中, 分别以10, 20和40个生产订单进行测试计算, 全部40个生产订单数据如表3所示. 由于减少炉次总数能更大幅度的降低成本, 所以, 在模型中炉次总数占有更大的比重, 两个目标的惩罚因子分别 $\eta = 0.6$ 和 $\lambda = 0.4$; 允许铸造的铸锭最大重量 $g_{\max} = 30000 \text{ kg}$ 和最大长度 $l_{\max} = 9050 \text{ mm}$; 结晶器的孔数 $c_j = 5$; 熔炼炉的最大容量 $G_{\max} = 105000 \text{ kg}$, 最小装炉量 $G_{\min} = 50000 \text{ kg}$.

5.2 参数设置

本文中所提出的VNLC-PSO将与标准粒子群算法(criterion particle swarm optimization, C-PSO)、基于冯诺伊曼拓扑结构的粒子群算法(Von Neumann particle swarm optimization, VN-PSO)和带有局部聚性算子的粒子群算法(locally convergent particle swarm optimization, LC-PSO)进行比较, 用于测试算法结构的改进和算子的增加对粒子群算法性能上的影响. 实验程序将运行在个人配置为i5-4210 M 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, 4种算法的参数统一设置如下: 种群规模为10000个粒子, 最大迭代次数为500次, 惯性权值 $w = 0.7298$, 加速系数 $c_1 = 1.4961$, $c_2 = 1.4961$ ^[14].

表 3 生产订单数据

Table 3 The data of production orders

编号	合金牌号	长度/mm	宽度/mm	厚度/mm	重量/kg	数量
PO1	5454	4300	2650	620	19075.2	6
PO2	5454	4400	2650	620	19518.8	9
PO3	5454	4400	2650	620	19518.8	9
PO4	5454	3900	2650	620	17300.8	1
PO5	6N16-2	5600	2000	620	18748.8	3
PO6	6N16-2	5600	2000	620	18748.8	3
PO7	6N16-2	5800	2000	620	19418.4	13
PO8	6061-1	7200	1350	620	16271.3	1
PO9	6061-1	7200	1350	620	16271.8	1
PO10	6061-1	7200	1350	620	16271.8	1
PO11	6061-1	5500	1350	620	12429.5	3
PO12	6061-1	5500	1350	620	12429.5	3
PO13	5052C	8100	1800	620	24406.9	15
PO14	5052C	8100	1800	620	24406.9	15
PO15	5052	6800	1400	620	15936.5	3
PO16	5052	6800	1400	620	15936.5	3
PO17	5052	6900	1400	620	16170.8	1
PO18	5052	6900	1400	620	16170.8	1
PO19	7050-1	5300	1560	480	10715.3	3
PO20	7050-1	5300	1560	480	10715.3	14
PO21	7050-1	8700	1560	480	17589.3	14
PO22	7050-1	8700	1560	480	17589.3	1
PO23	5182-3	8000	2000	620	26784	3
PO24	5182-3	8000	2000	620	26784	3
PO25	5182-3	7800	1850	620	24155.8	1
PO26	5182-3	7800	1850	620	24155.8	1
PO27	5182-3	7900	1800	620	23804.3	2
PO28	5182-3	7900	1800	620	23804.3	2
PO29	5182-3	7900	1800	620	23804.3	6
PO30	5182-3	7900	1800	620	23804.3	6
PO31	7075	6000	1560	480	12130.6	3
PO32	7075	6000	1560	480	12130.6	3
PO33	7075	7000	1560	480	14152.3	9
PO34	7075	7000	1560	480	14152.3	9
PO35	5182-2	8100	1750	620	23728.9	2
PO36	5182-2	8100	1750	620	23728.9	2
PO37	2017A	4000	1880	450	9136.8	2
PO38	2017A	4000	1880	450	9136.8	2
PO39	2017A	3200	1880	450	7309.44	1
PO40	2017A	3200	1880	450	7309.44	1

5.3 结果分析

表4列出了4种不同的粒子群算法, 分别针对10, 20和40个生产订单, 各运行20次, 每次迭代500次情况下, 获得目标函数最优值、最差值、均值和方差的统计对比. 除了生产订单数量为10个的时候, LC-

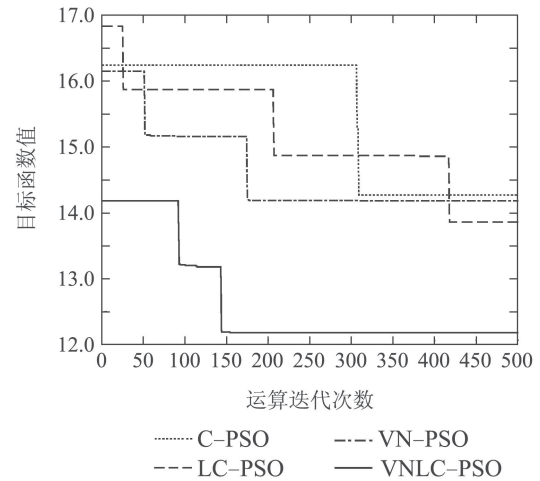
PSO的方差数据表现最好外,在其他实验条件下,本文改进的VNLC-PSO求解精度均比其他3种粒子群算法要好.图3展示了4种PSO算法在不同订单数量下的收敛曲线,可以看出,VNLC-PSO收敛速度快,且最优值均优于其他3种PSO算法.实验结果验证了本文改进粒子群算法VNLC-PSO的正确性和有效性.

表4 不同订单数量下4种PSO算法对比

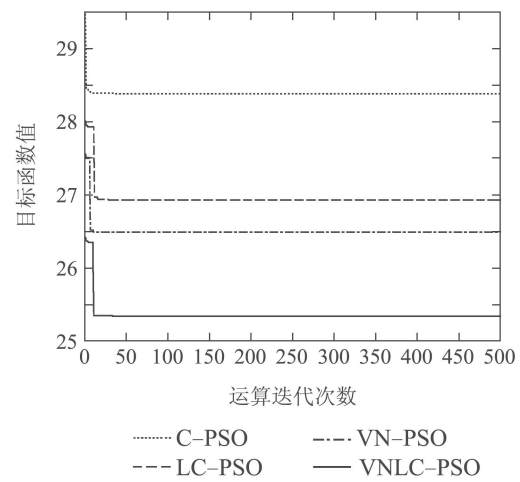
Table 4 The comparison of four PSO algorithms for different order quantities

算法	10个订单			
	最优值	最差值	均值	方差
C-PSO	14.27	127.86	85.61	2298.29
VN-PSO	14.18	139.14	90.37	2486.68
LC-PSO	13.86	130.75	82.18	1801.19
VNLC-PSO	12.18	119.10	78.94	1808.64
算法	20个订单			
	最优值	最差值	均值	方差
C-PSO	28.38	260.76	140.56	4673.87
VN-PSO	26.49	258.43	137.29	4819.23
LC-PSO	26.93	247.16	136.07	4012.87
VNLC-PSO	25.34	243.25	125.29	3821.72
算法	40个订单			
	最优值	最差值	均值	方差
C-PSO	46.38	572.96	298.17	9165.36
VN-PSO	44.67	570.16	300.17	9024.76
LC-PSO	43.90	545.17	289.34	8019.76
VNLC-PSO	43.67	546.28	285.55	7864.28

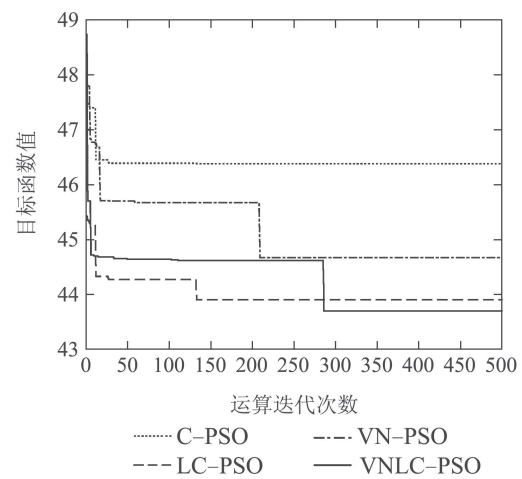
铝合金加工企业在组炉过程中关注铸锭的组炉率和占用比.组炉率是指每一炉的组炉重量与熔炼炉的最大容量的比率,组炉率越大表明单位时间内生产的铸锭越多,效率越高.占用比指的是每一炉铸锭的需求重量与组炉重量的比率,占用比越大表明铸锭所切掉的废料越少.表5是针对20个生产订单,VNLC-PSO算法运行一次的组炉结果.某铝合金加工企业20个订单人工组炉过程平均需要55 min,而运用该算法在计算机进行计算,仅仅需要15 s,并且与该企业的人工组炉结果相比,组炉率和金属占用比都有所提高,炉次降低.可见,本文所提出的考虑订单组批特性的组炉优化模型符合企业实际需求,设计的求解算法精度高.该优化模型通过炉次数减少、组炉率和金属占用比的提高,有效降低了废料的产生,减少库存积压,大幅度提高了企业生产效率,实现企业的降耗增效.



(a) 10个订单



(b) 20个订单



(c) 30个订单

图3 4种PSO算法在不同订单数量下的收敛曲线

Fig. 3 The convergence curves of four PSO algorithms for different order quantities

6 结论

本文根据特种铝锭熔炼过程的特点,在考虑订单组批特性的基础上,建立了用于其组炉的数学优化模型.针对模型特点,采用冯诺伊曼拓扑结构,并

将融入局部聚性算子到粒子群算法中对其进行改进. 设计具有针对性求解过程, 对组炉优化模型进行求解, 并通过真实生产数据对模型和求解算法进行仿真测试, 并与其他改进的粒子群算法进行了比

较. 实验结果表明, 本文所提出的考虑订单组批特性的组炉优化模型符合企业实际需求, 设计的求解算法具有良好的优化能力, 能够有效地解决特种铝铸锭的组炉优化问题, 实现了铝加工企业的降耗增效.

表 5 VNLC-PSO 算法一次组炉结果

Table 5 The result of furnace-grouping using VNLC-PSO algorithm in one run

炉次	订单编号	重量/kg	组锭数	铸出数	组炉率/%	占用比/%
1	PO30	102448.8	4	4	97.57	95.29
2	PO30	102448.8	4	4	97.57	95.29
3	PO30	102448.8	4	4	97.57	95.29
4	PO30	76836.6	3	3	73.18	95.29
5	PO79	34572.1	3	3	32.93	92.98
6	PO80	34572.1	3	3	32.93	92.98
7	PO6,7	86060.3	4	4	81.96	88.14
8	PO4	63214.4	3	3	60.20	90.52
9	PO4	63214.4	3	3	60.20	90.52
10	PO5	86060.3	4	4	81.96	90.72
11	PO5	86060.3	4	4	81.96	90.72
12	PO5,6	64545.3	3	3	61.47	90.72
13	PO6	86060.3	4	4	81.96	90.72
14	PO44	50621.8	3	3	48.21	94.44
15	PO43, 45, 46	85541.4	5	5	81.46	93.70
16	PO463,464,465,466	57561.8	6	3	54.82	88.89
17	PO24,28	68701.0	4	4	65.42	77.96
18	PO25,26,27	85876.2	5	5	81.78	81.31

参考文献:

- [1] XIAO Yaqing. *Aluminum Processing Technology Manual*. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2005.
(肖亚庆. 铝加工技术实用手册. 北京: 冶金工业出版社, 2005.)
- [2] WANG Zhutang, TIAN Rongzhang. *Aluminum Alloy and Its Processing Manual*. Changsha: Central South University Press, 2000.
(王祝堂, 田荣璋. 铝合金及其加工手册. 长沙: 中南大学出版社, 2000.)
- [3] WANG Wanlei, YANG Jingping, FU Hongguang. Optimization of charge design with quality constraints based on particle swarm optimization. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(4): 509 – 512.
(王万雷, 杨静萍, 傅洪光. 基于微粒群和满足质量约束方程的组炉方案优化方法. 控制理论与应用, 2010, 27(4): 509 – 512.)
- [4] LIU Ying, LIU Quanli, WANG Wei. Optimizing model and algorithm for combination stacking of bell-type batch annealing. *Information and Control*, 2009, 38(2): 211 – 217.
(刘颖, 刘全利, 王伟. 罩式退火炉装炉组合的优化模型及其算法. 信息与控制, 2009, 38(2): 211 – 217.)
- [5] LIU Y F, PAN Q K, CHAI T Y. Magnetic material group furnace problem modeling and the specialization of the genetic algorithm. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2015, 62(1): 51 – 64.
- [6] FALKENAUER E. A new representation and operators for genetic algorithms applied to grouping problems. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(2): 123 – 144.
- [7] LANG Jing, TANG Lixin. Unit commitment problem for wind turbines power generation with batching characteristics consideration. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(7): 1295 – 1305.
(郎劲, 唐立新. 考虑风力发电批特征的电力机组调度问题. 自动化学报, 2015, 41(7): 1295 – 1305.)
- [8] LU Kebin, HUANG Kewei, ZHANG Ruiyou, et al. Multi-objective model and algorithm for charge design problem of steel-making. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2009, 40(51): 315 – 318.
- [9] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization. *Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*. New York: IEEE, 1995: 1942 – 1948.
- [10] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer. *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. New York: IEEE, 1998: 69 – 73.
- [11] WANG Dongfeng, MENG Li. Performance analysis and parameter selection of PSO algorithms. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(10): 1552 – 1561.
(王东风, 孟丽. 粒子群优化算法的性能分析和参数选择. 自动化学报, 2016, 42(10): 1552 – 1561.)
- [12] KENNEDY J, MENDES R. Neighborhood topologies in fully informed and best-of-neighborhood particle swarms. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part C*, 2006, 36(4): 515 – 519.
- [13] FIGUEIREDO E M N, LUDERMIR T B. Investigating the use of alternative topologies on performance of the PSO-ELM. *Neurocomputing*, 2014, 127(3): 4 – 12.
- [14] FRANS V D B. *An analysis of particle swarm optimizers*. South Africa: University of Pretoria, 2002.
- [15] VAN D B F, ENGELBRECHT A P. A new locally convergent particle swarm optimiser. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. New York: IEEE, 2002, Article ID: 80016509819.

作者简介:

张浩 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;

库涛 博士, 研究员, 目前研究方向为智能信息处理、感应网络技术, E-mail: kutao@sia.cn;

张丁一 博士, 副研究员, 目前研究方向为制造业信息化、生产调度, E-mail: dy202@sia.cn.