

大型风电机组球墨铸铁件多炉次熔炼排产方法

蔡薇^{1, 2}, 赵秀栩^{1, 2}, 庄澳杰^{1, 2}, 秦艳平³, 刘国兵³

(1. 武汉理工大学机电工程学院, 湖北武汉 430070; 2. 数字制造湖北省重点实验室, 湖北武汉 430070;

3. 广东省金志利科技股份有限公司, 广东韶关 512100)

摘要: 风电机组厚大断面球墨铸铁单件毛重超过铸造企业现有最大熔炼炉安全熔炼容量, 在熔炼阶段无法单炉一次性熔炼, 需要多炉同时熔炼方能满足风电铸件浇注重量的合理需求, 如何对重量大小各异的风电铸件订单进行合理分配成为熔炼排产中的一个难题。为了有效解决问题, 本研究基于交货期、炉容量利用率以及合炉材质约束, 构建了熔炼阶段多炉次计划模型。该模型依据铸件大小分别有不同的约束空间, 计划熔炼炉次同时制定多个并行熔炼炉上的排产安排; 采用混合遗传鲸鱼算法对其进行求解, 并结合企业实例对比证明了该模型算法解决排产问题具有有效性和高效性。该模型能够促进资源优化配置, 显著提高计划生产的效率以及资源利用率。

关键词: 大型风电机组; 球墨铸铁件; 熔炼阶段; 炉次计划; 炉容量利用率; 合炉材质约束

作者简介:

蔡薇 (1999-), 女, 硕士生, 主要研究方向为生产运作与企业信息化。E-mail: 1453892634@qq.com

通信作者:

赵秀栩, 女, 教授, 博士, 博士生导师。E-mail: zhaoxiuxu@whut.edu.cn

中图分类号: TG250.2

文献标识码: A

文章编号: 1001-4977 (2025)

05-0674-08

收稿日期:

2023-10-13 收到初稿,

2024-04-24 收到修订稿。

随着我国海上风电进入大规模发展阶段, 带动大型风电零部件需求不断快速增大, 8~12 MW级机组将在“十四五”末期成为主流^[1]。就重量而言, 8~12 MW海上风电机组轮毂、主轴、轴承座和前机架等厚大断面球墨铸铁件 (简称风电铸件) 的单件重量在20~60 t左右, 相对这些大型风电铸件而言, 企业现有的中频炉容量与数量是非常有限的。在熔炼生产阶段, 同一座熔炼炉一次冶炼的合金称为一个炉次^[2], 不同订单的铸件进行组合形成的合炉生产安排称为炉次计划^[3]。只有相同牌号的工件才能合炉为一个炉次生产, 满足合炉条件的多个工件才可组批由一台熔炼炉进行熔炼。当风电铸件重量大于最大炉容量时必须将大型风电铸件任务拆分成多个炉次同时熔炼浇注, 这样的多个炉次熔炼排产计划中每个炉次熔炼的风电铸件必须满足合炉条件, 同时还需要考虑大型风电铸件分配到各炉次中的熔炼重量, 以及如何将大小型风电铸件组批进行生产, 以实现减少产能浪费、充分利用设备资源和提高生产效率的目标, 成为风电铸件生产企业的一个重要课题。

目前, 针对炉次计划问题有学者基于目标约束层面建立数学模型。例如, Stawowy等^[4]在模型中引入了炉利用率下限约束, 最小化延迟生产成本、成品存储成本和设置成本的总和, 为单炉-单铸钢线系统的生产计划和调度考虑设置成本提供了有效的启发式方法。Mathirajan等^[5]以最小化最大完工时间为目标, 考虑了具有单一作业族 (SJF)、非相同作业大小 (NIJS)、非相同作业尺寸 (NIJD) 和非约定放行时间和截止日期 (NARD) 的单一-HTF的确定性调度, 对提高整个铸钢过程生产率至关重要。Tonaki^[6]考虑到最大限度地减少炉废物, 提出了带有合金浪费惩罚的平衡炉启发式, 减少了大量的物品积压和炉子的浪费。胡常伟^[7]针对不同熔炼任务批的分批规则和调度优化规则分别建立了单机、同型机、同类机和不相关机的批调度模型。张明珠等^[8]在前人研究的基础上同时考虑了更多的因素, 以炉利用率、订单交货期为目标, 考虑合炉约束等建立了铸造企业热处理批量计划整数模型, 并将其拆分为划分批量和批量调度两个子问题求解。潘徐政等^[9]在炉次计划模型中提出了基于交货

期、客户信誉等级及生产负荷的优先级模型，构建了砂箱、模具造型能力、合炉材质和熔炼炉容量等多条件约束。

针对炉次计划模型的求解问题，有学者分别采用启发式算法、松弛修复方法和遗传算法等进行了研究。其中，Maristela等^[10]面对特定的多合金材质问题，提出了一种松弛的启发式方法，将其简化为单个合金情况，然后求解到最优性。Araujo等^[11]将基本松弛-修复（RF）法和三种邻域搜索变体求解方法进行对比，结果表明松弛修复方法在解决方案的速度和质量之间提供了很好的折衷。Jiang等人^[12]则将炼钢-连铸调度问题分解为并行机器调度和复杂混合流水线车间调度两个子问题，提出了采用混合差分进化算法进行求解。Mattioli等^[13]使用背包问题作为工具，提出了一种遗传算法作为确定待熔合金生产计划的求解方法，寻找到了成本更低的方案。J. Duda^[14]提出并比较了一些计算智能启发式算法，即禁忌搜索、遗传算法和差分进化，检验表明，启发式方法可以成功地用于中小型铸造厂计划和调度决策。

综合分析发现，目前对于铸造企业熔炼阶段炉次计划的研究能够有效解决小型铸件熔炼炉排产问题，

提出的相关模型和算法能够对熔炉熔炼生产成本、完工时间、设备利用率等进行优化。但是，现有研究中建立的模型均假设铸件重量不超过炉最大安全熔炼容量，无法解决大型风电铸件在熔炼阶段需要多炉同时熔炼的实际问题。因此，本研究综合考虑最小化订单延期、最大化炉利用率以及合炉材质约束，首先构建了铸造熔炼阶段多炉次计划模型，然后将该问题分解为三个子问题：①划分可同批熔炼的铸件组；②划分同批浇注的铸件；③同批浇注的铸件在不同炉上的分配，采用启发式算法对该问题进行求解，得到计划周期内的熔炼阶段炉次安排，为解决上述问题提供一个有效解决方案。

1 问题描述与数学模型

1.1 问题描述

铸造企业生产流程图如图1所示，计划部门根据销售订单制定生产计划，由造型班组提前完成砂箱造型，待熔炼班组将铁液浇注到铸型并冷却后形成铸件。每个工件的造型阶段和制芯阶段可以同时由不同并行机加工，在熔炼阶段多个工件可组批由一台熔炼炉进行熔炼，因而熔炼阶段成为瓶颈工序^[15]。

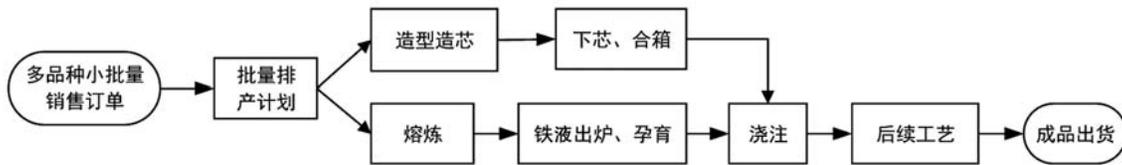


图1 工艺流程图

Fig. 1 Process flow chart

大型风电铸件重量超过炉最大安全熔炼容量，且浇口数量较多，铁液可以通过多浇道同时浇注到型箱中，因此需要将任务拆分到多个熔炼炉中。而小于炉容量的铸件由于浇口限制，必须由一炉熔炼浇注，不可拆分。此外，每一炉只能熔炼一种材质，且熔炼完成的铁液需尽快浇注，可将该问题简化如图2所示，基于此问题建立能够同时对多个熔炼炉进行计划排产的熔炼炉次计划模型。

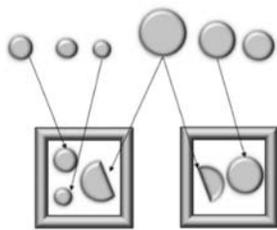


图2 简化模型图

Fig. 2 Simplified model diagram

1.2 数学模型

基于上述问题建立考虑大型风电铸件的熔炼阶段多炉次计划模型，先做出如下假设：

(1) 开炉计划中单个铸件的重量不能超过计划安排的熔炼炉的最大安全熔炼容量总和；

(2) 同时开炉的炉次能够同时浇注同一铸件；

(3) 每炉铁液刚好完全用于浇注，不留剩余。

此模型中的变量、决策变量如下所示：

(1) 变量

K : 开炉总次数

L : 任务总个数

N : 材质种类个数

k : 熔炼炉编号, $k=1, 2, \dots, K$

l : 任务编号, $l=1, 2, \dots, L$

n : 材质编号, $n=1, 2, \dots, N$

N_l : 任务 l 的总重量

V_l : 任务 l 的剩余交货时间

Q_k : 熔炼炉 k 的最大容量

M_l : 任务 l 的材质编号

T_k : 熔炼炉 k 的材质编号

(2) 决策变量

P_{lk} : 任务 l 分配到熔炼炉 k 上的重量比例

考虑订单交期的任务 l 优先级:

$$B_l = \frac{\max V - V_l}{\max V - \min V} \quad (1)$$

目标函数:

$$\max Z = \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K B_l \cdot N_l \cdot P_{lk} \quad (2)$$

其中, 式(2)为目标函数, 表示最大化熔炉熔炼价值, 该定义与铸件毛重和订单交期优先级相关, 能够体现炉次计划中铸件对于生产安排的重要程度。其中, 铸件毛重可以理解为铸件的炉容量占比, 交期优先级可以理解为单位铁液的交付价值, 二者相乘得到了可综合体现炉容量利用率和交期优先级的量化值。该多炉次计划数学模型的优化目标包含两个部分: ①在考虑订单交期优先级的前提下, 选取熔炼铁液总重量尽可能多的计划方案, 提升熔炼设备的利用率, 减少开炉次数; ②在考虑设备利用率的前提下, 根据任务的交货期优先级选取铸件, 关系到企业的信誉度^[16]。若以加法的方式结合两个目标, 容易导致生产计划倾向于选择更多的订单而不是选择交期更近的订单, 因此目标以乘法的方式将两个部分结合进行优化, 旨在安排交货期较为紧迫的订单, 并尽可能多地利用熔炼炉最大熔炼安全容量^[9]。当熔炼炉内还有剩余容量可以安排任一铸件时, 当前计划加上该铸件后的总熔炼价值会增大, 即当前计划仍有待优化的空间; 当不同熔炼计划方案熔炼总重量相近时, 会优先选取订单交期优先级值最大的方案。因此, 目标函数可以同时保证计划内熔炼重量和交期优先级都尽可能大, 以最大化地优化熔炼炉容量利用率。

约束:

$$\sum_{k=1}^K P_{lk} = Y_l, \quad Y_l = \begin{cases} 0, & \text{任务 } l \text{ 不加工} \\ 1, & \text{任务 } l \text{ 加工} \end{cases} \quad (3)$$

$$\sum_{l=1}^L P_{lk} \cdot N_l \leq Q_k \quad (4)$$

$$M_l = T_k | P_{lk} \neq 0, 1, k \in 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

$$P_{lk} \begin{cases} 0 \leq P_{lk} \leq 1, N_l > Q_k \\ P_{lk} \in \{0, 1\}, N_l \leq Q_k \end{cases} \quad (6)$$

$$l = 1, 2, \dots, L, k \in 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

其中, 约束(3)保证根据任务是否被加工有0、1两种取值, 所有任务被完全分配或者不被分配, 约束(4)确保每一炉熔炼的铸件重量之和不超过最大炉容量, 约束(5)确保每一炉合炉材质一致, 约束(6)

(7)为变量取值约束, 其中式(6)表示任务集中大型铸件可以合炉生产, 任务拆分后介于0至1之间, 而小型铸件最多只能被分配到一个熔炼炉上, 必须为0或者1。

2 模型求解

2.1 多炉次计划模型求解策略

在多炉次计划模型中, 决策变量根据铸件重量与炉容量的大小关系有不同的约束空间。当风电铸件重量大于炉容量时需将铸件重量进行拆分, 且要保证一旦被计划其重量必须同时全部被多个熔炼炉分摊。而重量小于炉容量的铸件由于浇口数量的限制不能拆分, 只有被计划和不被计划之分。此外, 双重约束空间中同时还要考虑合炉材质约束, 求解具有一定的复杂度。

为了求解该模型, 采用启发式策略将其拆分为三个子问题: ①划分可同批熔炼的铸件组; ②划分同批计划浇注的铸件; ③同批计划浇注的铸件在不同炉上的重量分配。其中, 划分铸件批次可视为0-1背包问题, 再通过动态规划将计划批次内铸件在多个炉次上进行任务分派, 以确定各炉次上安排的铸件重量。多炉次计划模型的求解流程如图3所示。

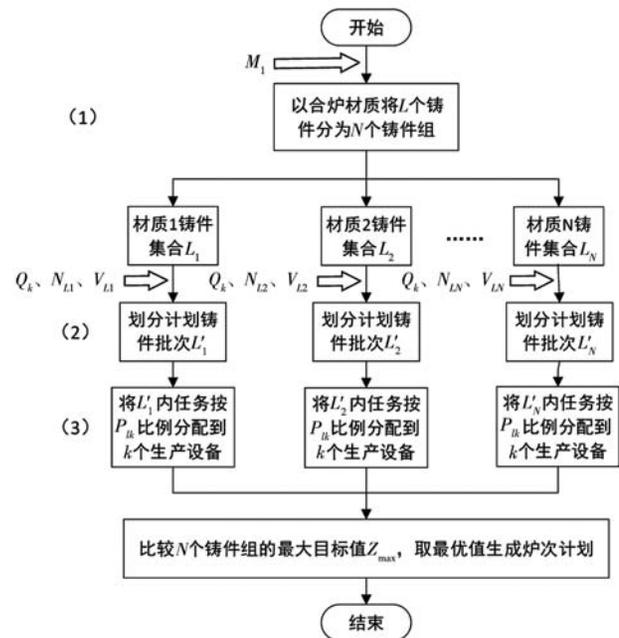


图3 多炉次计划模型求解策略

Fig. 3 Multi-heat planning model solving strategy

2.2 划分铸件批次

解决背包问题常见的智能优化算法包括遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 等。PSO收敛快, 但存在

着容易早熟和陷入局部极值的缺点^[17]。GA具有良好的全局搜索能力和对多样性的保持能力，能够解决批量划分与调度问题^[18]，已在背包问题上取得了较好的效果。因此，本研究采用GA确定批次中划分的铸件。

然而，传统GA存在依赖初始解、收敛速度较慢的缺点^[19]，鲸鱼算法（Whale Optimization Algorithm, WOA）在后期迭代中缺乏种群多样性，易陷入局部最优^[20]。因此，本研究提出采用混合遗传鲸鱼算法（Hybrid Genetic Whale Optimization Algorithm, HGWOA）求解该问题，并结合实际情况对算法做出相应的改进。

2.2.1 混合遗传鲸鱼算法流程

标准WOA主要依靠系数向量A选择搜索猎物的路径，并利用概率p决定最终捕食机制。GA有三个最基本的操作：选择，交叉，变异，通过复制、交叉和突变等操作产生下一代的解。HGWOA流程如图4所示，其中MAXGEN为最大迭代次数，NIND为种群大小。

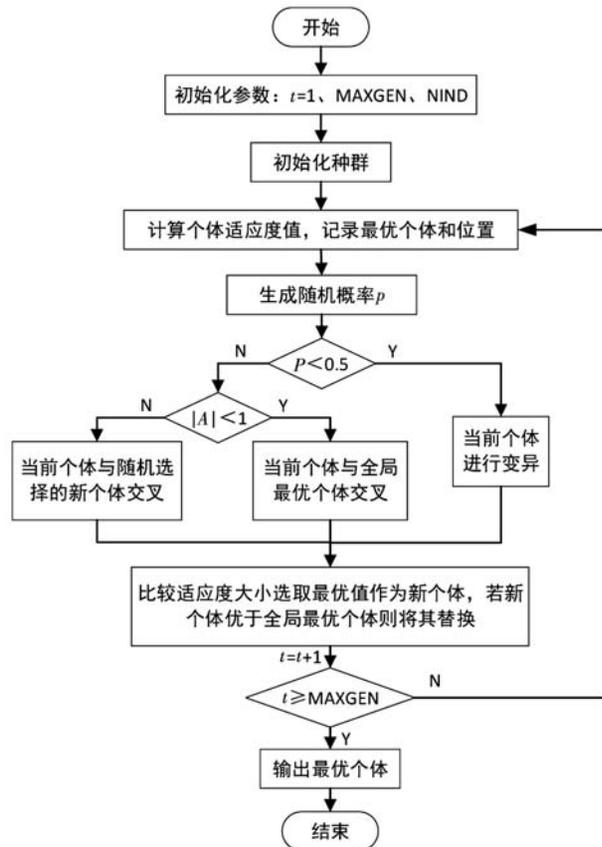


图4 混合遗传鲸鱼算法流程图

Fig. 4 Hybrid Genetic Whale Optimization Algorithm flowchart

HGWOA首先随机初始化一组解，在每次迭代中，搜索代理根据到目前为止获得的最优解更新它们的位置。根据p的值，个体进行交叉或者变异，当 $|A| \geq 1$

时选择随机个体与其进行交叉并更新， $|A| < 1$ 时选择最优个体交叉并更新。最后，通过满足终止准则来终止计算过程。

2.2.2 编码、交叉和变异

个体的长度为所有订单的个数，每个个体上的基因为二进制字符串，是一个值为0或者1的二元决策变量，代表该订单是否投入生产，初始化种群为一群基因随机为0或1的个体序列。

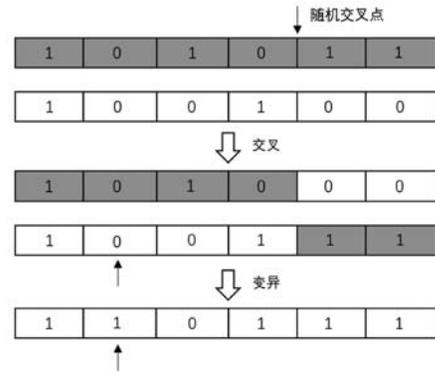


图5 个体交叉、变异

Fig. 5 Individual chiasma, mutation

2.2.3 适应度函数的改进

适应度函数值的大小体现了个体优劣，即调度方案好坏，个体适应度函数值越大，适应性越强。按照原本的适应度函数设定，背包中订单的价值为订单交期的优先级值，由于订单的优先级值均在0~1区间，而熔炼炉总优先级值根据批次铸件数量n取值在0~n之间，以优先级值最大化为目标容易导致批次倾向于选择多个重量小的铸件。因此，为了缓解这个问题，根据目标函数值，背包中订单的价值改为铸件重量和交期优先级的乘积，既能考虑到订单交货期的紧急程度，还能尽可能利用熔炉容量，使熔炉总熔炼价值最大化。

2.2.4 约束判断条件的改进

除了数学模型中的炉容量约束以外，当炉容量为不平衡状态时，个体中基因还需根据其大小满足一定的个数约束，才能保证本阶段划分完成的铸件批次能够在任务分配阶段被成功分配。例如两炉容量分别为10 t和20 t，若要保证在下一阶段任务可分配，最优解中大于10 t的铸件数量必须不超过容量为20 t的熔炼炉的数量。即根据炉容量大小将铸件重量划分为数个区间，每个区间内计划的铸件数量不大于区间上限对应的熔炼数量。因此，改进后的约束判断条件如图4所示，只有两层约束同时满足时，该个体才能继续进行

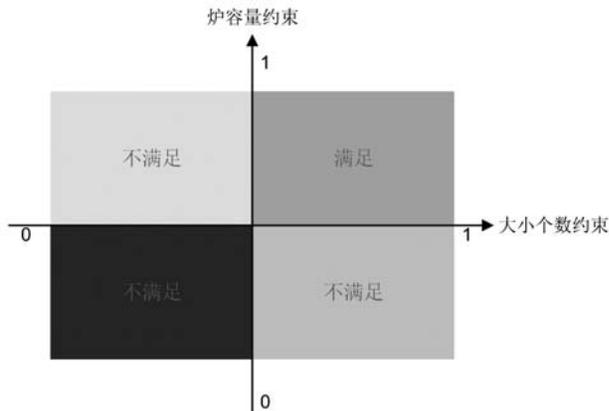


图6 约束判断
Fig. 6 Constraint judgment

其他操作。

2.2.5 染色体修复的改进

利用贪心策略对不可行解进行修复，对可行解进行改进，能够提高搜索的速度。对于不满足大小个数约束的个体，将超过区间内的铸件按照价值从小到大进行排序，依次将其染色体上的基因由1改为0，直至满足大小个数约束。然后，将不满足炉容量约束的个体中基因位1对应的订单按照优先级值从小到大进行排序，依次将其染色体上的基因由1改为0，直至个体总重量满足炉容量，然后将所有基因位0对应的订单按照优先级值从大到小依次变为1，直至不满足炉容量约束。

2.3 批次任务分配

基于HGWOA所得的最优个体求出相应的计划生产铸件，对其进行任务分配，按照分配结果将铸件重量比例安排到对应熔炼炉上。利用matlab中的intlinprog函数求解，非典型任务指派模型的约束为：

$$\sum_{l=1}^L P_{lk} \cdot N_l \leq Q_k \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^K P_{lk} = 1 \quad (9)$$

$$P_{lk} \begin{cases} 0 \leq P_{lk} \leq 1, N_l > Q_k \\ P_{lk} \in \{0, 1\}, N_l \leq Q_k \end{cases} \quad (10)$$

其中，约束(8)为炉容量约束，约束(9)确保所有铸件重量此次在所有熔炼炉上被完全排产，约束(10)与约束(6)保持一致，当铸件重量小于炉容量时，有取整约束，否则，可取分数。

以批次内包含三个铸件为例，函数求解结果如表1所示。根据各决策变量求解值，计算可得1#炉熔炼总重，2#炉熔炼总重。

表1 批次分配结果
Tab. 1 Batch allocation results

铸件编号	铸件重量	1#炉	2#炉
1	N_1	$P_{11}=1$	$P_{12}=0$
2	N_2	$P_{21}=0$	$P_{22}=1$
3	N_3	$P_{31}=0.8$	$P_{32}=0.2$

3 实例验证

本研究使用Matlab编程语言实现模型求解过程，基于某砂型铸造企业的实际生产数据对模型以及求解算法的有效性进行验证，该企业生产的产品主要包括风电装备零部件，为了节约成本选择晚上进行熔炼浇注工序，考虑到订单量以及工作时长，一般同时运行两个容量为20 000 kg的中频炉，每个炉子一晚熔炼四炉铁液。根据企业实际情况，试验假设熔炼阶段由炉最大安全熔炼容量均为20 000 kg的1#、2#熔炼炉并行生产，某日计划各生产运行四次，合计开炉八次。为了保证熔炼铁液余量能够满足浇注要求，以铸件毛重：熔炼重量=1：1.1的比例熔炼铁液。

3.1 有效性试验

该企业现阶段通过人工进行排产计划，为了验证模型以及算法的有效性，采用ERP系统中的订单数据作为测试集进行生产排产，计算该计划的平均炉容量利用率并与企业原有生产计划进行对比。测试集包含共191个铸件信息，根据材质类型进行特征提取可以分为三个铸件组，如表2所示。

表2 铸件组分类结果
Tab. 2 Casting group classification results

材质编号	材质类型	铸件数量
1	QT400	116
2	QT500	21
3	QT600	54

以某日某次开炉为例，依据上述算法得到此次开炉的炉次计划安排，其中两个中频炉中计划生产的铸件编号以及熔炼重量如表3所示。

编号为98号铸件的重量大于最大炉安全熔炼容量，已分配给两个熔炼炉分别熔炼，其余较小铸件由一个熔炼炉熔炼完成，大小铸件均可实现正常排产。炉容量利用率的公式如下：

$$\text{炉容量利用率} = \frac{\text{计划铸件总重量}}{\text{熔炉最大安全熔炼容量}} \times 100\% \quad (11)$$

表3 某次炉次计划编排
Tab. 3 Orchestration of a melt planning

铸件编号	铸件毛重/kg	1 [#] 炉熔炼重量/kg	2 [#] 炉熔炼重量/kg	铸件材质
9	1 028	0	1 130.8	QT400
71	1 240	0	1 364	QT400
23	9 20	0	1 012	QT400
98	21 800	20 000	3 980	QT400
15	1 033	0	1 136.3	QT400
17	1 100	0	1 320	QT400

由式(11)可计算此次开炉时两个熔炼炉的炉容量利用率,以此类推,当开炉次数到达当日计划开炉数8时,生成当日炉次计划。熔炼炉最大安全熔炼容量均为20 000 kg时,计算可得每炉炉容量利用率以及平均炉容量利用率 B^* 如表4所示。

表4 当日炉次计划炉容量利用率
Tab. 4 Planned furnace capacity utilization rate of the day

开炉次数	1 [#] 炉炉容量利用率/%	2 [#] 炉炉容量利用率/%
1	99.43	100.00
2	99.87	99.78
3	99.88	99.71
4	99.74	99.72
		$B^*=99.77$

将实例测试集中的订单全部排产完成,与该企业原有人工排产方式下的生产计划对比,分别计算其平均炉容量利用率以及总开炉次数,如表5所示。

通过计算可得平均炉容量利用率为95.89%,企业

表5 智能排产与人工排产方式的炉次计划结果
Tab. 5 Furnace planning results of intelligent scheduling and manual scheduling

项目	平均炉容量利用率/%	总开炉次数
人工排产	86.57	42
智能排产	95.89	39
优化率/%	10.76	7.14

原有排产方式下的平均炉容量利用率为86.57%,此模型算法所求结果的平均炉容量利用率提高了10.76%,能够提高熔炼工序的设备利用率。且经过多天的智能排产,该测试集数据预计由39炉生产完成,相比人工排产方式减少了3炉,能够有效减小开炉预热时间,降低熔炼过程总能耗。综合对比,本研究的智能排产方法与企业原有人工排产方法相比设备利用率更高,更加节能低碳。

3.2 算法对比分析

针对本研究提出的实际工程问题,存在多种算法能够进行求解,在以往的类似研究中,运用最广泛的算法是GA、PSO,能为本研究改进算法对比提供较好的参考。为公平比较各算法,所有算法的种群大小NIND为500,运行的终止条件为迭代次数MAXGEN超过300次,比较值为目标函数的适应度值。其中,各种算法参数如下:PSO初始因子C1、C2为0.7,惯性权重为0.8。GA交叉概率为0.9,变异概率为0.08。根据实例数据,分别采用GA、PSO和HGWOA进行求解,每个测试集独立运行20次。

表6为不同算例下算法的运行结果对比,其中,Time为算法运行20次的平均耗时,Best为求解的最大值,Avg为算法运行20次的适应度平均值。结果表明随着测试数据集中合金材质种类数增加,解空间逐渐复杂,运行速度有所下降。材质种类数量较少时,三种算法的平均运行时间差别不大,随着合金种类数量增加,算例复杂度提高,PSO和HGWOA的运行时间明显小于GA,而GA和HGWOA的最佳值相近,优于PSO。

表6 三种算法的结果对比
Tab. 6 Comparison of the results of the three algorithms

材质种类数	PSO			GA			HGWOA		
	Time	Best	Avg	Time	Best	Avg	Time	Best	Avg
1	2.25 s	$3.184 2 \times 10^4$	$2.993 5 \times 10^4$	3.42 s	$3.191 1 \times 10^4$	$3.022 2 \times 10^4$	2.53 s	$3.191 8 \times 10^4$	$3.023 0 \times 10^4$
2	6.34 s	$3.217 8 \times 10^4$	$3.011 4 \times 10^4$	10.98 s	$3.216 9 \times 10^4$	$3.092 8 \times 10^4$	7.98 s	$3.211 3 \times 10^4$	$3.089 8 \times 10^4$
3	11.12 s	$3.294 5 \times 10^4$	$3.052 1 \times 10^4$	17.24 s	$3.296 1 \times 10^4$	$3.112 1 \times 10^4$	12.18 s	$3.296 9 \times 10^4$	$3.112 5 \times 10^4$

图7为迭代收敛性对比,由图可知,PSO经过数十次迭代即可快速达到收敛,但是容易陷入局部最优,且得到的不是最优解。GA求解精度较PSO而言有所提高,但是求解过程较为缓慢,需要迭代超过100次才能找到最优值。HGWOA所求最优解与GA相近,但是收

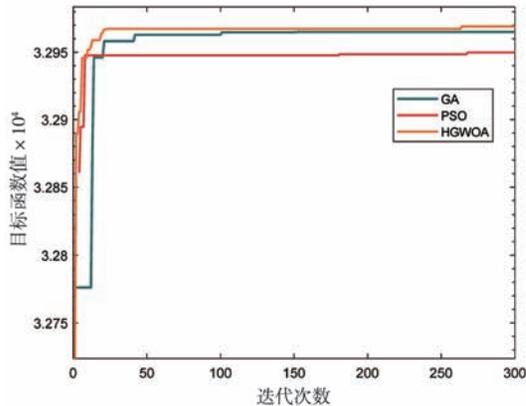


图7 不同优化算法的进化曲线对比图

Fig. 7 Comparison of evolution curves of different optimization algorithms

敛速度大大增加,大概经过20次迭代即可使目标函数值达到较高水平。由此可知,经过优化的HGWOA寻优能力有所提升。

4 结论

(1) 为了提高熔炼炉的设备利用率,减少订单延期率,模型以交货期优先级和炉容量利用率最大化为目标,对合炉材质、以及炉熔炼总重量进行约束。

(2) 基于启发式策略对模型进行求解,将风电铸件按照材质类型划分成不同铸件组,并基于改进的HGWOA划分计划铸件批次,最后对批次进行任务分配,设计了模型的多步骤求解方法。

(3) 结合企业实际生产情况设置测试集数据对该模型算法进行试验验证,证明了该模型算法运行具有有效性,能够提高炉容量利用率,充分利用设备资源,提高排产效率,对于铸造企业的发展具有重要意义。

为了更好地满足企业的实际需求,该模型中对于前序工艺造型阶段产能、后序工艺浇注时间等因素对熔炼阶段的炉次计划的影响有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 李小伟. 大兆瓦半直驱海上风电机组传动链系统建模及分析 [J]. 风能, 2023 (6): 66-73.
- [2] 李铁克, 苏志雄. 炼钢连铸生产调度问题的两阶段遗传算法 [J]. 中国管理科学, 2009, 17 (5): 68-74.
- [3] 龙建宇, 郑忠, 高小强, 等. 基于遗传算法的炼钢-连铸重计划方法 [J]. 北京科技大学学报, 2014, 36 (1): 115-122.
- [4] STAWOWY A, DUDA J. Iterated local search for foundry lotsizing and scheduling problem with setup costs [J]. Archives of Foundry Engineering, 2017, 17 (4): 161-164.
- [5] RAMASUBRAMANIAM M, MATHIRAJAN M. Heuristic algorithms for scheduling a heat-treatment furnace of steel-casting foundry manufacturing [J]. Int. J. of Advanced Operations Management, 2011, 3 (34): 271-289.
- [6] TONAKI V S, TOLEDO F M B. An approach for solving the lot-sizing problem of a market-driven foundry [J]. The Journal of the Operational Research Society, 2010, 61 (1): 108-114.
- [7] 胡常伟. 不一致熔炼任务的平行机批调度问题研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2013.
- [8] 张明珠, 计效园, 周建新, 等. 砂型铸造企业熔炼批量计划与调度模型及求解方法 [J]. 铸造, 2018, 67 (5): 414-419.
- [9] 潘徐政, 卢旭锋, 张明珠, 等. 单件小批量砂型铸造企业熔炼浇注炉次计划研究 [J]. 铸造工程, 2020, 44 (6): 40-46.
- [10] SANTOS-MEZA E D, SANTOS M O D, ARENALES M N. A lot-sizing problem in an automated foundry [J]. European Journal of Operational Research, 2002, 139 (3): 490-500.
- [11] ARAUJO S A D, ARENALES M N, CLARK A R. Lot sizing and furnace scheduling in small foundries [J]. Computers and Operations Research, 2006, 35 (3): 916-932.
- [12] JIANG S, LIU M, HAO J, et al. A bi-layer optimization approach for a hybrid flow shop scheduling problem involving controllable processing times in the steelmaking industry [J]. Computers & Industrial Engineering, 2015, 87: 518-531.
- [13] CAMARGO V C B, MATTIOLLI L, TOLEDO F M B. A knapsack problem as a tool to solve the production planning problem in small foundries [J]. Computers and Operations Research, 2010, 39 (1): 86-92.
- [14] DUDA J, STAWOWY A. Optimization methods for lot-sizing problem in an automated foundry [J]. Archives of Metallurgy and Materials, 2013, 58 (3): 863-866.
- [15] 杨志鹏. 基于工序集的热冷加工铸造车间调度方法研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2021.

- [16] 宁树实, 王伟, 潘学军. 一种炼钢-连铸生产计划一体化编制方法 [J]. 控制理论与应用, 2007 (3): 374-379.
- [17] 孙一凡. 改进粒子群算法及其在离散优化问题中的应用研究 [D]. 青岛: 青岛大学, 2023.
- [18] 陶朗. 基于遗传算法的复杂背包问题模型优化方法研究 [D]. 安庆: 安庆师范大学, 2021.
- [19] 罗明亮, 袁鹏程. 考虑客户满意度的车辆路径优化及其算法研究 [J]. 河南师范大学学报 (自然科学版), 2024, 52 (2): 51-61.
- [20] 张亚龙, 肖银宝. 基于智能优化算法的车辆路径问题的研究与应用 [J]. 科技风, 2023 (36): 10-12.

Production Scheduling Method of Multi-Heat Melting for Ductile Iron Castings of Large Wind Turbine Generator Systems

CAI Wei^{1,2}, ZHAO Xiu-xu^{1,2}, ZHUANG Ao-jie^{1,2}, QIN Yan-ping³, LIU Guo-bing³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China; 2. Hubei Provincial Key Laboratory of Digital Manufacturing, Wuhan 430070, Hubei, China; 3. Guangdong Jinzhili Technology Co., Ltd., Shaoguan 512100, Guangdong, China)

Abstract:

Due to the gross weight of single-piece thick and large-section ductile iron casting of wind turbine generator system exceeds the safe melting capacity of the existing maximum melting furnace of the casting enterprise, it cannot be melted one time in a single furnace at the melting stage, and multiple heat melting simultaneously are required to meet the reasonable demand for the pouring weight of wind power castings. How to reasonably distribute the orders of wind power castings with different weights and sizes has become a difficult problem in smelting production scheduling. In order to solve the problem effectively, based on the delivery date, the utilization rate of furnace capacity and the material constraints of combining furnaces, a multi-heat planning model was constructed during the melting stage in this study. The model has different constraint spaces respectively according to the sizes of the castings, and the production scheduling of multiple parallel smelting furnaces is made at the same time of planing smelting heats. The hybrid genetic whale algorithm is used to solve the problem, and combing with practical enterprise examples, it is proved that the model algorithm is effective and efficient to solve the production scheduling problem. This model can be applied to promote the optimal allocation of resources, and significantly improve the efficiency of planned production and resource utilization rate.

Key words:

large wind turbine generator system; ductile iron casting; melting stage; melt schedule; utilization rate of furnace capacity; material constraints of combining furnaces