

基于改进人工蜂群算法的砂型铸造打磨工序并行机调度

陈发源¹, 卢旭锋¹, 侯蔼麟², 计效园¹, 王泽明², 周建新¹

(1. 华中科技大学材料科学与工程学院, 材料成形与模具技术国家重点实验室, 湖北武汉 430074;

2. 中国核动力研究设计院, 四川成都 610213)

摘要: 多品种小批量砂型铸造企业打磨工序任务调度是一种并行机调度问题, 针对现有人工调度模式下任务分配不均衡、铸件在部分工人处积压、资源配置不合理等问题, 提出了一种人工蜂群算法 (Artificial Bee Colony algorithm, ABC) 辅助的调度模式。首先, 建立一种打磨工资系数计算方案, 构建以最小化打磨工资系数和的差异、最小化每位工人打磨数量差异为优化目标的数学模型。然后, 提出了改进的人工蜂群算法 (Improved Discrete Artificial Bee Colony algorithm, IDABC), 引入离散编码、采用启发式解码规则、使用防止近亲交配的交叉算子和嵌入禁忌搜索的侦察蜂等4个改进策略。再次, 使用IDABC对5个不同规模的模拟数据集进行求解, 实验结果显示IDABC在求解质量、求解速度和稳定性等方面均优于现有的标准ABC和遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)。最后, 通过1个月内实际调度效果对比, 表明了IDABC辅助调度模式能够有效提升打磨任务分配的均衡性, 避免铸件在部分工人处堆积, 实现资源的合理配置。

关键词: 铸件打磨; 并行机调度; 人工蜂群算法; 禁忌搜索

作者简介:

陈发源 (1996-), 男, 硕士生, 研究方向为铸造企业信息化管理、生产调度及智能算法等。E-mail: chenfayuan15@163.com

通讯作者:

计效园, 男, 副教授。E-mail: jixiaoyuan@hust.edu.cn

中图分类号: TG246

文献标识码: A

文章编号: 1001-4977(2021)

05-0582-08

基金项目:

国家重点研发计划项目 (2020YFB1710100); 国家自然科学基金 (51905188、52090042)。

收稿日期:

2021-02-05 收到初稿,

2021-03-03 收到修订稿。

面对新一轮工业革命, 《中国制造2025》明确提出, 要以新一代信息技术与制造业深度融合为主线^[1], 以推进智能制造为主攻方向。以数字化、网络化和智能化为主攻方向的智能铸造成为铸造企业转型升级的发展方向。应用精准高效的数字化智能化铸造系统及装备, 创新铸造生产管理流程^[2], 构建数字化铸造平台^[3], 推进铸造企业数字化进程^[4], 可以提升铸件综合质量, 缩短产品制造周期, 显著提升技术经济效益, 最终实现铸造产业的智能转型升级。

铸造企业打磨工序的任务调度是一个多目标优化的并行机调度问题, 全体打磨工人构成并行的加工环境, 每个铸件可以由任一工人打磨^[5], 需要决策的是将工件分配到哪位工人处打磨, 以使得整个生产过程的如最大完成时间、总加权流水时间等指标达到最优化。现有的人工调度模式存在效率低下、任务分配不均衡、待打磨工件在部分工人处大量堆积, 打磨要求与工人技能水平不匹配等突出问题, 成为了铸造企业生产管理信息化、智能化的瓶颈。

目前, 并行机调度问题及其求解算法元启发式算法是国内外研究的热点。李峥峰^[6]针对时间因素研究了多种生产调度场景, 通过启发式算法解决对应的调度类型, 在大规模问题上效果良好。Perdigao^[7]等提出了一种基于迭代局部搜索、可变邻域下降和路径重连的启发式算法AIRP, 在搜索过程中将路径重连方法作为一种集约化、多样化的策略, 高效求解了与带有设置时间不相关并行机问题。Arnaout^[8]等将蠕虫算法应用于求解带有与顺序相关设置时间的不相关并行机调度问题, 基于蠕虫的社会型和孤立型行为状态, 提高算法的局部搜索和全局搜索能力。Vallada等^[9]用局部搜索增强的交叉算子改进遗传算法, 求解了考虑机器相关和作业相关设置时间的不相关并行机调度问题。Torabi^[10]等人构建了一个具有非零准备时间、顺序和机器相关的设置时间以及任务的辅助资源限制的模糊多目标模型, 并提出一种多目标的粒子

群算法 (Multi-objective Particle Swarm Optimization, MOPSO), 寻找一个近似最优的帕累托前沿, 以同时最小化总加权流动时间、总加权延迟和总机器负载变化, 计算结果表明MOPSO在质量、多样性和间隔度量方面, 均优于传统的多目标粒子群算法。Ezugwu等^[11]提出一种改进的共生生物搜索算法, 该算法采用新的编码和解码机制以适应当前的不相关并行机调度组合问题, 并嵌入最长处理时间优先 (Longest Processing Time first, LPT) 启发式规则, 基于机器动态负载平衡机制把机器分配给任务, 从而合理且高效地求解了大规模的不相关并行机调度问题。此外, 针对大规模的非抢占不相关并行机调度问题, Wang^[12]等将multiple-jump策略嵌入禁忌搜索, 同时利用一种高效的数据结构, 显著提高了算法的局部搜索性能。

上述文献中的大量研究都是针对具有确定加工时间的并行机调度。对于加工时间不确定的并行机调度场景的研究相对较少。考虑到实际因素, 在制造业^[13]和管理科学等劳动密集型领域, 难以确切地知道处理一项工作需要多长时间。此外, 针对工作负载均衡的研究在文献中并不多见。笔者所在课题组前期采用动态规划和遗传算法求解铸造企业熔炼批量计划与调度问题^[14], 使用改进的遗传算法^[15]和教与学算法^[16]求解了铸造企业热处理批量调度问题, 取得了良好的效果, 对本文的打磨工序任务调度有很好的借鉴意义。本文针对上述问题, 建立打磨系数计算规则, 采用改进的人工蜂群算法, 求解打磨工序的任务调度问题, 得到高效、科学、均衡的生产计划, 对企业生产和行业发展具有重要的现实意义。

1 问题描述及建模

1.1 问题描述

铸件打磨调度问题属于不相关并行机调度问题。该问题可具体描述为, 将 n 个工件根据客户的表面粗糙度要求, 由低到高分A、B、C、D四类; 每个铸件根据其重量系数 F_w 、表面粗糙度系数 F_r 、材质系数 F_m 和酸洗系数 F_p 按照公式(1)确定一个打磨系数 F_j , 以量化该任务的工作量和工作难度; 将 m 个工人按其技能水平分为H、L两组, 分别代表高技能组和低技能组; 将所有工件分配给每位工人进行打磨处理, D类铸件只能由甲组工人打磨, 其余各等级铸件可由任意工人打磨。确定分配给每位工人的工件。优化目标为最小化工人之间累计打磨系数差异、最小化每位工人之间打磨件数和的差异。

$$F_j = F_w \times F_r \times F_m \times F_p \quad (1)$$

式中, F_j 为打磨系数; F_w 为重量系数; F_r 为表面粗糙度系数; F_m 为材质系数; F_p 为酸洗系数。

1.2 模型假设

- (1) 每个工件只有打磨这一个工序, D类铸件只能由甲组工人打磨, 其余铸件可由任一工人打磨。
- (2) 任何一个铸件只能由一位工人进行打磨。
- (3) 打磨过程不中断。
- (4) 所有工件同时到达, 不考虑打磨设备等待时间。
- (5) 所有铸件和工人在零时刻就绪。
- (6) 打磨系数由铸件的类型、重量、材质、表面粗糙度要求、酸洗要求确定, 与打磨次数、打磨工时无关, 仅取决于打磨结果是否合格。
- (7) 在每次调度的初始时刻, 全体工人都有未完成任务的累积量, 包括任务数量、任务打磨系数和, 这些累积量在每次调度完成后更新一次。
- (8) 每出现一批新的打磨任务, 执行一次调度。

1.3 模型参数

$i=1, \dots, m$ 个工人

$j=1, \dots, n$ 个打磨任务

F_i =第 i 个工人的打磨系数和

S_i =第 i 个工人的未完成任务数量

E_i =第 i 个工人未完成任务的铸件重量和

E_i^c =第 i 个工人一个月内打磨铸件数量

E_i^w =第 i 个工人一个月内打磨铸件重量和

1.4 模型的决策变量

$$G_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{铸件}j\text{由工人}i\text{打磨} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (2)$$

式中: G_{ij} 为模型的决策变量, 其取值决定了铸件 j 的打磨任务是否分配给工人 i 。

1.5 优化目标及约束条件

打磨任务调度数学模型的优化目标包括: ①最小化打磨系数的差异和, 使工人的工作量均衡; ②最小化每位工人之间打磨件数和、重量和的差异, 减小任务在部分工人处堆积, 保证相同技能水平的打磨工人的打磨任务量、打磨工资接近。由于打磨系数已经考虑了重量和的影响, 打磨系数和的差异代表了重量和的差异, 因此不再重复计算每位工人的重量和的差异。基于上述优化目标, 本文提出打磨任务调度的数学优化模型如下所示:

$$\min f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (F_i - \bar{F})^2}{m}} + \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (S_i - \bar{S})^2}{m}} \quad (3)$$

$$\sum_{j=1}^n G_{ij} = 1, i=1, \dots, m \quad (4)$$

$$S_i \leq 25, E_i \leq 8000, i=1, \dots, m \quad (5)$$

$$S_i^c \leq 100, E_i^c \leq 30\,000, i=1, \dots, m \quad (6)$$

在公式(3)中, f 代表目标函数; m 为打磨工人数量; F_i 为第*i*个工人的打磨系数之和; S_i 代表与未完成的任务的数量, \bar{F} 代表所有工人打磨任务系数之和的平均值; \bar{S} 所有工人打磨任务数量和的平均值。公式(3)包括两个方面: 打磨系数和的标准差, 每位工人打磨件数的标准差。约束(4)中, G_{ij} 为模型的决策变量, 该约束条件确保一个铸件只能分配给一位打磨工人进行打磨。约束(5)中, S_i 为打磨工人*i*的未完成任务数量, E_i 为打磨工人*i*未完成的任务的铸件重量, 单位为kg。该约束确保任何时刻在每位工人手中滞留的工件数量与重量之和不超过一个特定的上限值。约束(6)中, S_i^c 为打磨工人*i*一个月内打磨铸件数量, E_i^c 为打磨工人*i*一个月内打磨铸件重量和, 单位为kg, 该约束确保每位工人每月累计打磨工件的数量与重量之和不超过一个特定的上限值。

2 求解算法

2.1 总体求解流程

本文采用改进的离散人工蜂群算法辅助打磨工序任务调度。首先基于打磨精度要求和工人任务累计情况分别对任务铸件和打磨工人进行分类, 得到待打磨工件任务子集和相应的打磨工人子集, 接着, 采用改进的离散人工蜂群算法, 依次计算每个调度任务, 每求解一次, 更新一次所有打磨工人的累计打磨系数和以及任务铸件的数量和, 直至将所有待打磨铸件分配给打磨工人。求解流程如图1所示。

2.2 改进人工蜂群算法流程

2.2.1 蜜源编码方案

本文采用工件编号随机全排列的编码规则, 对待打磨铸件进行离散编码, 一个蜜源代表一种铸件序列, 其中每一位基因代表任务子集中的一个铸件, 且基因的顺序代表了铸件打磨计划的优先级。例如, 假定任务子集中包含的待打磨铸件数量为10, 则一条染色体可以表示为:

$$[2\ 6\ 1\ 3\ 7\ 4\ 8\ 9\ 5\ 10]$$

根据上文讨论, 算法的优化目标主要是最小化打磨系数和差异、最小化每位工人之间打磨件数和的差异。由染色体编码确定铸件打磨任务分配计划时, 采用了一种最小打磨系数和优先的启发式规则, 从染色体中按顺序提取基因代表的铸件编号, 优先分配给符合条件且累计打磨系数和最小的工人。如图2所示, 甘特图的横轴代表打磨系数, 按编码顺序依次将任务2、6、1分配给工人1、工人2、工人3, 此时累计打磨系数和最小的是工人2, 因此将任务3优先分配给工人2, 以

此类推, 最后得到完整的打磨任务分配方案。

2.2.2 适应度计算

根据优化目标, 每个个体适应度的计算公式如公式(7):

$$f = \frac{1}{T_1 \cdot A_1 + T_2 \cdot A_2} \quad (7)$$

式中: A_1 代表全体工人累计打磨系数之和的差异, 采用打磨系数和的方差来计算; A_2 代表工人间打磨件数和的差异, 用工人间打磨件数和的方差来计算; T_1 和 T_2 为上述两个因素的权重因子。依据前述的数学模型, A_1 按照公式(8)来计算:

$$A_1 = \frac{\sum_{i=1}^m (F_i - \bar{F})^2}{m} \quad (8)$$

式中: m 为打磨工人数量; F_i 为第*i*个工人的打磨系数之和; \bar{F} 代表所有工人打磨任务系数之和的平均值。

A_2 根据公式(9)来计算:

$$A_2 = \frac{\sum_{i=1}^m (S_i - \bar{S})^2}{m} \quad (9)$$

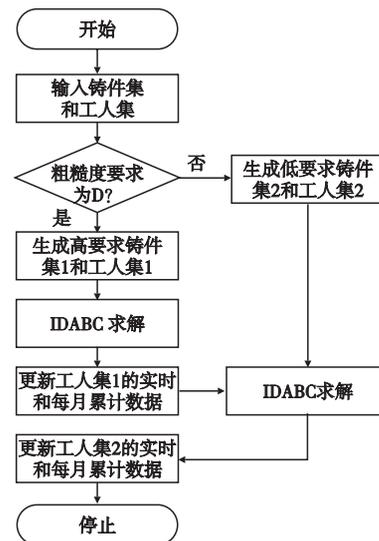


图1 总体求解流程图

Fig. 1 Flow chart of solution

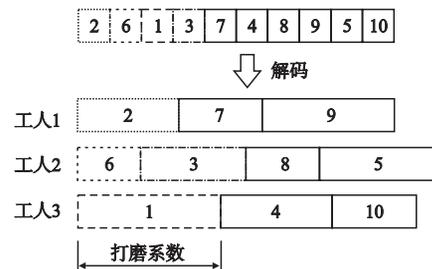


图2 解码规则

Fig. 2 Rules of decoding

式中： m 为打磨工人数量； S_i 代表与未完成的任务的数量， \bar{F} 代表所有工人打磨任务系数之和的平均值； \bar{S} 所有工人打磨任务数量和的平均值。 T_1 和 T_2 可以根据优化目标人为地调整。由于问题的求解目标是 A_1 、 A_2 两个因素的最小化。因此适应度值可以取优化目标的倒数。

2.2.3 雇佣蜂阶段

标准的人工蜂群算法采用连续编码，通过一个差分公式对蜜源进行邻域搜索，得到新的可行解。本文针对离散化的编码方案，在雇佣蜂阶段引入遗传算法中的交叉算子，在解空间中随机选取两个可行解进行交叉操作。由于两个相似度很高的个体的交叉，类似于“近亲繁殖”，不利于种群的进化，只会令种群进化陷入停滞，增加陷入局部收敛的可能性。为了克服这一缺陷，本文在交叉操作之前，先计算两个可行解的适应度，以适应度差的绝对值作为个体相似度的判断依据，只有当两个个体间的差异达到特定的值时，才对其进行交叉操作。雇佣蜂搜索步骤如下：

步骤1 蜜源与雇佣蜂一一对应，随机选取一个蜜源。

步骤2 计算所选蜜源与当前蜜源的适应度值，当两个蜜源适应度值差异大于特定值时，对两个蜜源进行两点顺序交叉（Two-Point order crossover, TP），如图3所示。

步骤3 计算交叉后新蜜源的适应度值，若大于原蜜源的适应度值，则更新蜜源，否则保留原来的蜜源。

2.2.4 跟随蜂阶段

在跟随蜂阶段，需要对雇佣蜂进行一定概率的选择，如果一个算法的选择策略使得种群的多样性减小，会导致迭代过程过早地陷入局部最优，无法得到理想的全局最优解。相反，如果选择策略令种群过于发散，也会导致算法难以收敛到全局最优，因此，需要采用一种合理的选择策略来平衡上述两个方面。本文采用轮盘赌选择法，具体步骤如下：

步骤1 计算当前蜜源的适应度以及全体蜜源适应度和，根据 $P_i = \frac{Fitness_i}{\sum_{i=1}^{NP} Fitness_i}$ 计算当前的蜜源的选择概率。

步骤2 根据选择概率对蜜源进行变异操作，并生成随机数，按照相等的概率选择三种变异方式，如图4所示，产生新蜜源。

步骤3 计算交叉后新蜜源的适应度值，用贪婪策略更新当前和全局最优解。

2.2.5 禁忌搜索改进侦察蜂

在标准的人工蜂群算法中，当某个蜜源连续LIMIT次迭代未出现更新，则可通过随机初始化生成新的蜜源。但是通过这种方式随机生成的蜜源，其质量也具有随机性，无法增加算法的速度收敛速度和求解质量。为了充分利用当前蜜源的有效信息，引入禁忌搜索算法对当前蜜源进行邻域搜索，以当前蜜源作为禁忌搜索算法的输入，有效增加算法的局部搜索能力。具体步骤如下。

步骤1 将当前蜜源作为禁忌搜索算法的输入，通过随机数的落点随机选择一种变异方式生成候选集。根据候选集和禁忌表的适应度，选择最优解并更新禁忌表。

步骤2 将每次迭代的最优解作为下一代的初始解输入禁忌搜索算法，直到迭代次数结束。用输出的最优解更新当前蜜源。

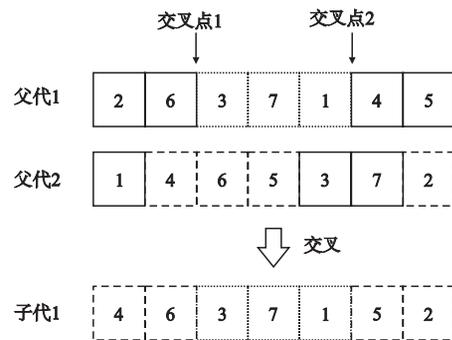


图3 交叉算子TP实例
Fig. 3 Example of crossover operator TP

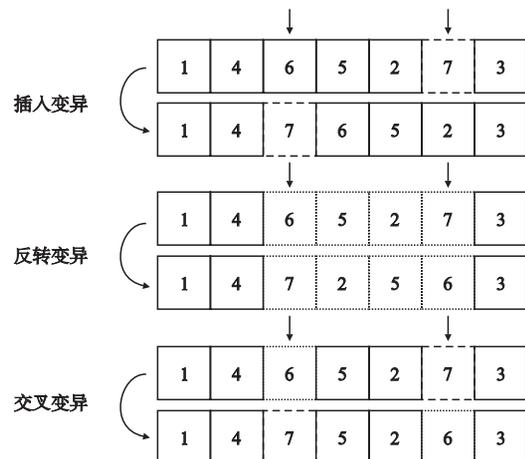


图4 三种变异算子实例
Fig. 4 Example of three mutation operators

3 仿真实验

3.1 算法性能对比

为了验证打磨任务调度数学模型的有效性和上述改进的遗传算法的适用性,本文基于某中型铸造企业的打磨作业计划情况进行仿真实验。现在基于企业实际的打磨铸件参数和每次调度的任务规模,通过模拟仿真生成150个样本数据,作为该铸造企业的打磨任务。表1给出了部分铸件的特征参数信息,表2给出了部分工人的实时任务累计信息。

然后,依据铸件的表面粗糙度要求,生成五个不同大小的铸件数据集,候选数据集信息如表3所示。同时,根据工人的技能等级,和当前累积的任务数量和、重量和的值,确定可以被分配任务的打磨工人候选集。

接着,基于改进的人工蜂群算法,对五个候选数据集分别进行求解,将任务分配给满足约束条件的工人。改进后的人工蜂群算法参数设置如表4所示。

计算适应度时,考虑各个因素的量纲和重要性,打磨系数和的标准差、打磨任务数量的标准差的权重分别取: $T_1=0.7$, $T_2=0.3$ 。在实际生产过程中,权重系数可以根据企业的实际需求进行调整。

图5为使用改进的人工蜂群算法求解各个数据候选集的收敛曲线对比,从收敛曲线可以看到算法基本在30次迭代之前就得到了收敛,收敛速度良好。

为了进一步验证改进的人工蜂群算法的有效性,本文设计了改进前后的人工蜂群算法的对比实验,两者的参数设置完全相同,但是改进前的人工蜂群算法没有使用启发式解码规则、防止近亲相交的交叉算子和嵌入禁忌搜索的侦察蜂。分别使用IDABC、标准ABC与GA对上述5个数据集独立进行10次求解。表5给出了IDABC与ABC以及标准的GA的求解结果对比,其中Avg.代表10次计算的平均值,Std.表示10次计算结果的标准差, T_{avg} 为算法的平均运行时间。

从结果对比可以看出,当任务集规模较小时, IDABC与标准ABC的解的平均值和解的标准差相似,且由于IDABC维护了额外的禁忌表数据结构,所以在运行速度以及解的稳定性上并无明显优势。随着任务集包含的铸件数量增加, IDABC在解的平均值和标准差均明显优于标准ABC和标准GA,展现了良好的求解质量和稳定性。图6为计算不同规模任务集时IDABC与ABC相对于标准GA的平均适应度相对值,随着任务规模的增加, IDBAC的求解结果明显优于ABC和GA。由于IDABC采用了启发式解码规则、避免近亲相交的交叉算子和多种变异算子等策略加快了算法的收敛速度,且只有当算法陷入局部最优时,才进入禁忌搜索改进的侦察蜂,因此IDABC的运行速度随着任务规模

表1 部分待打磨工件参数信息

Table 1 Parameters of workpieces to be polished

铸件编号	打磨系数	重量/kg	表面粗糙度等级
1	1.728	168	D
2	1.400	18	C
3	3.024	30	B
4	0.158	2000	A
5	0.396	25	A

表2 部分工人的实时任务累计信息

Table 2 Parameters of some workers

工人编号	打磨系数和	累计任务数	技能等级
1	2.770	8	H
2	1.404	1	H
3	1.220	1	L
4	5.770	8	L
5	1.608	3	L

表3 铸件数据集信息

Table 3 Parameters of casting data sets

铸件集编号	工件数量	表面粗糙度要求等级	技能等级
p1	10	D	H
p2	20	C	H或L
p3	30	B	H或L
p4	40	A	H或L
p5	50	A	H或L

表4 改进人工蜂群算法的参数设置

Table 4 Parameters of IDABC

符号	定义	取值
NP	蜜源数量	60
l^c	最大迭代次数	100
$LIMIT$	食物源多次迭代未更新的最大保留次数	10

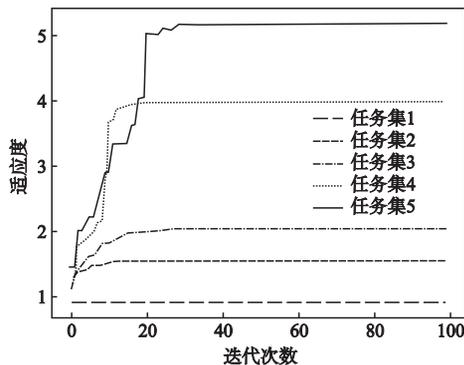


图5 改进人工蜂群算法的收敛曲线

Fig. 5 Convergence Curves of IDABC

表5 IDABC改进前后计算结果对比
Table 5 Comparison of calculation results before and after IDABC improvement

问题	GA			ABC			IDABC		
	Avg.	Std.	T_{avg}/s	Avg.	Std.	T_{avg}/s	Avg.	Std.	T_{avg}/s
p1	0.915 1	0.003 8	1.627 1	0.914 2	0.000 7	1.637 2	0.916 4	0.000 9	1.693 2
p2	1.577 1	0.082 1	1.702 4	1.581 7	0.079 2	1.902 3	1.603 3	0.073 7	1.807 3
p3	2.039 5	0.246 6	1.832 1	2.219 2	0.271 3	1.814 3	2.296 3	0.188 2	1.749 0
p4	2.842 7	0.513 2	2.415 7	2.832 1	0.546 2	2.425 7	3.236 2	0.530 8	2.325 2
p5	3.130 5	0.692 4	1.971 4	3.567 5	0.711 3	1.883 1	3.978 1	0.494 4	1.803 1

的增大而展现出了明显的优势。综上，IDABC综合性能优于标准ABC和GA。

3.2 实际调度效果验证

为验证本文提出的IDABC辅助打磨任务调度模式在企业实际应用中的有效性，对比分析了HX公司在某个月内的打磨实际调度计划，该公司属于多品种小批量砂型铸造企业，目前采用人工调度模式，容易出现打磨任务分配不均衡不科学，铸件在部分工人处堆积等现象。表6为该公司的打磨车间基本信息，来自于公司数据库的实际数据。表7为实际调度计划和改进人工蜂群算法辅助调度计划效果对比。计算结果表明，改进人工蜂群算法辅助打磨调度的求解方案在打磨系数和的标准差、铸件数量的标准差两个指标上均优于传统人工调度方案，有效地提高了调度方案在工作量、数量上的均衡性。从铸件最大堆积数量的对比可看出，IDABC辅助调度方案显著减小了铸件在部分工人处堆积的现象。所有高水平打磨工人中，分配到的低要求铸件数量占其铸件总数量的比例的最大值称为低要求铸件最高占比，该指标反映铸件打磨要求和工人

技能水平的匹配程度。从表7中对比结果可知，IDABC辅助调度方案有效减少了低要求铸件的最高占比，优化了资源配置，增加了任务分配的科学性。上述结果验证了本文提出的IDABC辅助打磨任务调度模式的有效性。

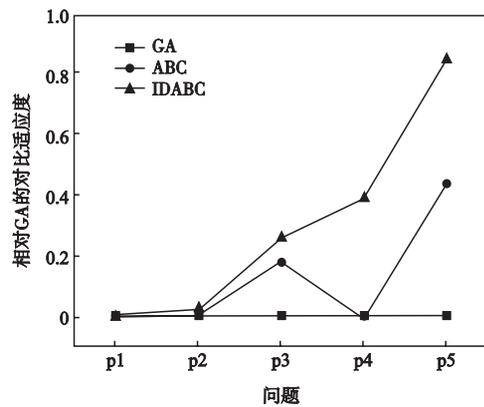


图6 IDABC相对ABC和GA的性能对比图
Fig. 6 Performance comparison chart of IDABC relative to ABC and GA

表6 某个月内HX公司打磨车间基本信息
Table 6 Basic information of HX's grinding workshop in a certain month

工人数量/人	高技能等级工人数量/人	任务铸件数量/件	高表面粗糙度要求铸件数量/件
14	5	543	237

表7 实际调度计划和改进人工蜂群算法辅助调度计划效果对比
Table 7 Comparison of the effect of actual scheduling plan and improved artificial bee colony algorithm-assisted scheduling plan

工人数量/人	高技能等级工人数量/人	任务铸件数量/件	高表面粗糙度要求铸件数量/件
14	5	543	237

4 结束语

在分析多品种单件小批量砂型铸造企业打磨工序生产计划制定现状的基础上, 构建以最小化打磨系数和的差异、最小化工间任务数量和的差异为优化目标的整型规划模型, 通过铸件类型、重量、材质、表面精度要求、酸洗要求等多因素确定一个打磨系数, 用以量化打磨的工作量。设计并改进了人工蜂群算法, 采用离散编码、启发式解码规则、防止近亲相交的交叉算子以及禁忌搜索改进的侦察蜂等4个改进策略。使用IDABC和标准的ABC、GA对5个不同规模的模拟任务集进行求解, 验证了IDABC良好的收敛速度、稳定性和求解质量。对比了HX铸造公司一个月内人工调度模式和IDABC辅助调度模式的实际调度效果。对比结果表明, IDABC辅助调度模式可以有效避免人工调度模式下铸件在部分工人处堆积、资源配置不合理的缺陷, 显著提升了调度方案的均衡性、科学性, 对多品种小批量砂型铸造企业打磨工序的任务调

度具有很好的参考意义。

打磨工序任务调度对多品种小批量砂型铸造企业的实际生产具有重要的意义, 未来的研究可以从以下几个方面展开:

(1) 打磨工序任务调度的数学模型进一步精细化, 考虑更多实际约束, 如打磨工人的学习效应和疲劳效应, 使研究更加贴近生产实际。

(2) 通过引入其他启发式、元启发式算法的优良特性, 进一步提高人工蜂群算法的局部搜索和全局搜索能力, 得到更好的求解效果。

(3) 开发打磨任务智能调度系统, 并与企业资源计划系统集成, 推动铸造企业生产管理的信息化、智能化。

致谢: 感谢江苏华兴特钢铸造有限公司对本研究的支持与协助。

参考文献:

- [1] 李廉水, 石喜爱, 刘军. 中国制造业40年: 智能化进程与展望 [J]. 中国软科学, 2019 (1): 1-9.
- [2] 颜秋余, 张爱斌, 计效园, 等. 基于华铸ERP的航空钛合金铸造大纲式工艺管理 [J]. 铸造, 2020, 69 (3): 292-296.
- [3] 周建新, 计效园, 廖敦明, 等. “1+N”模式的数字化铸造平台的构建与实例研究 [C]// 2012中国铸造活动周论文集. 苏州, 2012.
- [4] ZHOU Jianxin, JI Xiaoyuan, LIAO Dunming, et al. Research and application of enterprise resource planning system for foundry enterprises [J]. China Foundry, 2013, 10 (1): 7-17.
- [5] OU J, ZHONG X, WANG G. An improved heuristic for parallel machine scheduling with rejection [J]. European Journal of Operational Research, 2015, 241 (3): 653-661.
- [6] 李峥峰. 多时间因素作业车间调度问题的研究与工程应用 [D]. 华中科技大学, 2010.
- [7] COTA L P, HADDAD M N, SOUZA M J F, et al. AIRP: a heuristic algorithm for solving the unrelated parallel machine scheduling problem [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. IEEE, 2014.
- [8] ARNAOUT J P. A worm optimization algorithm to minimize the makespan on unrelated parallel machines with sequence-dependent setup times [J]. Annals of Operations Research, 2020, 285: 273-293.
- [9] VALLADA E, RUIZ R. A genetic algorithm for the unrelated parallel machine scheduling problem with sequence dependent setup times [J]. European Journal of Operational Research, 2011, 211 (3): 612-622.
- [10] 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.
- [11] EZUGWU A E, ADELEKE O J, VIRIRI S. Symbiotic organisms search algorithm for the unrelated parallel machines scheduling with sequence-dependent setup times [J]. Plos One, 2018, 13 (7): e200030.
- [12] WANG H, ALIDAE B. Effective heuristic for large-scale unrelated parallel machines scheduling problems [J]. Omega, 2019, 83: 261-274.
- [13] JAMRUS T, CHIEN C, GEN M, et al. Hybrid particle swarm optimization combined with genetic operators for flexible job-shop scheduling under uncertain processing time for semiconductor manufacturing [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2018, 31 (1): 32-41.
- [14] 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.
- [15] 叶虎, 计效园, 周建新, 等. 基于遗传算法的铸造热处理炉次计划 [J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23 (3): 575-583.
- [16] JI X, YE H, ZHOU J, et al. An improved teaching-learning-based optimization algorithm and its application to a combinatorial optimization problem in foundry industry [J]. Applied Soft Computing, 2017, 57: 504-516.

Parallel Machine Scheduling of Foundry Grinding Process Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm

CHEN Fa-yuan¹, LU Xu-feng¹, HOU Ai-lin², JI Xiao-yuan¹, WANG Ze-ming², ZHOU Jian-xin¹

(1. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China; 2. Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610213, Sichuan, China)

Abstract:

The task scheduling of grinding process in multi variety and small batch sand casting enterprises is a kind of parallel machine scheduling problem. Aiming at the problems of unbalanced task allocation, overstocking of castings at local workers and unreasonable resource allocation under the existing manual scheduling mode, an artificial bee colony algorithm (ABC) aided scheduling mode was proposed. Firstly, a calculation scheme of grinding wage coefficient is established, and a mathematical model is built to minimize the difference of grinding wage coefficient sum and grinding quantity difference of each worker. Then, an improved discrete artificial bee colony algorithm (IDABC) is proposed, which introduces discrete coding, adopts heuristic decoding rules, uses crossover operator to prevent inbreeding, and embeds a reconnaissance bee with tabu search. Thirdly, using IDABC to solve five different scale simulation data sets, the experimental results show that IDABC is superior to the existing standard ABC and genetic algorithm (GA) in solving quality, solving speed and stability. Finally, through the comparison of the actual scheduling effect in one month, it shows that IDABC auxiliary scheduling mode can effectively improve the balance of grinding task allocation, avoid casting accumulation in some workers, and realize the reasonable allocation of resources.

Key words:

casting grinding process; parallel machine scheduling; artificial bee colony algorithm; tabu search
