

## 基于混合并行混沌优化算法的 铸造生产线两阶段协同调度

袁小芳<sup>1,2†</sup>, 杨育辉<sup>1,2</sup>, 谭伟华<sup>1,2</sup>, 尹柏鑫<sup>1,2</sup>

(1. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;

2. 湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 高效的生产调度策略是铸造企业提高生产效率、降低生产成本的重要手段。目前, 铸造生产优化调度的相关研究通常是针对熔炼浇铸加工与机加工两阶段分别进行的, 制约了铸造生产线全流程优化调度的效果。针对铸造生产线生产过程当中熔炼浇铸加工与机加工协同调度问题, 建立了以最小化总完工时间为目标的铸造生产线全流程优化调度模型。为了有效地解决该调度模型, 提出一种混合并行混沌优化算法(HPCOA)。HPCOA 中设计了并行混沌搜索用于高效的全局搜索, 并引入基于关键路径的变邻域搜索用于增强算法的局部搜索能力。通过在实际案例的对比试验, 证明了 HPCOA 算法的有效性。

**关键词:** 铸造生产线; 协同调度; 优化算法; 变邻域搜索; 交叉变异

**中图分类号:** TH186

**文献标志码:** A

## Two-stage Collaborative Scheduling of Casting Production Line Based on Hybrid Parallel Chaotic Optimization Algorithm

YUAN Xiaofang<sup>1,2†</sup>, YANG Yuhui<sup>1,2</sup>, TAN Weihua<sup>1,2</sup>, YIN Baixin<sup>1,2</sup>

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception Control Technology, Hunan University, Changsha 410082, China)

**Abstract:** An efficient production scheduling strategy is an important means for foundry companies to improve production efficiency and reduce production costs. At present, the related research on the optimization scheduling of casting production is usually carried out separately for the two stages of smelting casting processing and machining, which restricts the effect of the optimization scheduling of the whole process of the casting production line. Aiming at the collaborative scheduling problem of smelting, casting and machining in the production process of the foundry production line, an optimized scheduling model for the whole process of the foundry production line with the goal of minimizing the total completion time was established. In order to effectively solve the change scheduling model, a hybrid parallel chaos optimization algorithm (HPCOA) is proposed. In HPCOA, parallel chaotic search is designed for efficient global search, and variable neighborhood search based on critical path is introduced to enhance the local search capability of the algorithm. Through comparative experiments in actual cases, the effectiveness of the HPCOA algo-

\* 收稿日期:2020-12-25

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2018YFB1308200), National Key R&D Program of China(2018YFB1308200);国家自然科学基金资助项目(62073127), National Natural Science Foundation of China(62073127)

作者简介:袁小芳(1979—),男,湖南安仁人,湖南大学教授,博士

† 通信联系人, E-mail: yuanxiaofang@hnu.edu.cn

rithm is proved.

**Key words:** casting production line; collaborative scheduling; optimization algorithm; variable neighborhood search; crossover mutation

铸造行业作为制造业的基础行业,其发展水平是衡量一个国家整体工业水平的重要因素.中国铸件制造总体以低端铸件为主,铸造企业多为小微企业,主要依靠个人经验确定生产计划,导致铸件生产效率较低<sup>[1]</sup>.迫切需要更合理的生产调度策略以降低企业资源消耗、提高生产效率、增强企业竞争力.

按生产铸件方法分类,铸造可分为砂型铸造和特种铸造,典型的砂型铸造生产线生产流程如图1所示,计划生产系统从订单池获得订单之后给出生产计划,整个铸件生产过程分为两个阶段,第一阶段基于砂箱和熔炉对铸件进行批次加工,熔炼炉根据批次熔炼合金并注入造型机造好的模具当中,经过冷却,铸件从模具中取出,生产加工过程进入第二阶段进行柔性单件生产加工,铸件单件根据生产工艺进行后续加工.所有铸件以相同的工艺顺序通过第一阶段批次加工后进行各自第二阶段的生产加工操作.

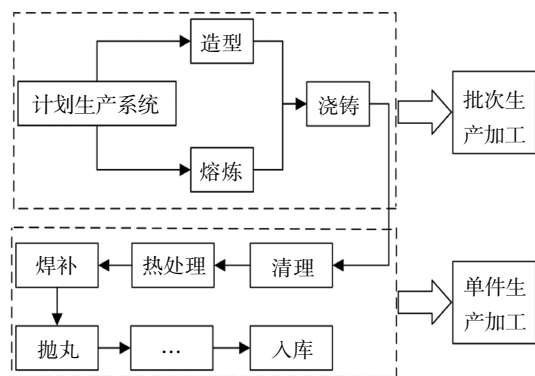


图1 典型砂型铸造生产线生产流程  
Fig.1 Production flow of typical sand mold casting production line

针对铸造生产线生产过程当中的批次生产调度问题,唐江涛等<sup>[2]</sup>对铸造当中的批量造型计划进行了研究.胡常伟等<sup>[3]</sup>针对任务重量不一致的同型熔炼炉批调度问题进行了研究. Francisco 等<sup>[4]</sup>将中型铸造企业中的资源调度建模为项目调度问题并提出了一个元启发式算法进行求解. Gauri<sup>[5]</sup>对有不同材质的铸件进行了熔炼浇注的批次计划研究.针对铸造生产线

全流程优化调度问题的研究, Tang<sup>[6]</sup>与 Li<sup>[7]</sup>等将铸造生产线的加工流程视为混合流水车间调度问题进行了研究. QIN 等<sup>[8]</sup>针对实际生产当中的特殊约束条件,建立了忽略批调度过程的铸造生产线优化调度模型进行求解.陈荣<sup>[9]</sup>将铸造生产过程建立为两阶段的生产调度模型,并提出了相应的求解方法.然而,目前针对铸造生产线全流程优化调度问题的研究大都没有考虑批次加工与机加工协同调度的问题,忽略铸造生产两阶段耦合关系求得解往往不是问题的最优解,因此,对铸造生产线全流程优化调度问题的研究具有重要意义.

Maes<sup>[10]</sup>与刘蓉<sup>[11]</sup>等的研究证明铸造生产线优化调度问题属于 NP-hard 问题,传统求解方法如分支定界法等求解困难.混沌优化算法是一种利用混沌运动的遍历性来搜索最优解的启发式算法,具有优秀的全局寻优能力与跳出局部最优的能力<sup>[12-13]</sup>.针对混沌优化算法对初始值敏感的问题,并行混沌优化算法(parallel chaos optimization algorithm, PCOA)采取多个混沌变量映射的措施,一个优化变量对应多个混沌变量,混沌变量独立搜索,并行变量的最优值为需要的优化解,提高了算法的搜索效率<sup>[14]</sup>.

本文考虑实际铸件加工生产环境,建立了铸造生产线全流程优化调度模型,并设计了一种混合并行混沌优化算法(Hybrid parallel chaos optimization algorithm, HPCOA)对模型进行求解.算法设计了独特的编码解码机制和分批策略,并引入交叉变异操作,提高算法迭代过程中解集的多样性与算法的开发能力;然后引入变邻域搜索算法进行局部搜索,采用针对关键路径的四种邻域结构,避免了搜索的盲目性,提高了搜索效率.本文的创新在于对目前研究较少的铸造生产过程中批次加工与机加工协同调度问题建立了优化调度模型并进行了研究.算法创新上,并行混沌搜索与交叉变异算子的结合使算法具有较好的全局搜索性能.变邻域搜索算子的引入增强了算法的局部搜索能力.编码解码机制的设计使得算法适用于求解离散调度问题.最后通过对比实验验证了算法的有效性.

## 1 问题描述与模型

### 1.1 问题描述

假设铸造生产线造型机的造型能力足够大,则可认为熔炼过程是生产瓶颈,假设企业的订单池足够大,每次计划生产系统获得具有相同材质的订单,从而使铸件生产线优化调度问题简化为考虑铸件质量约束的单机优化问题<sup>[3,15]</sup>。由于技术要求,铸件不能在熔炼和浇注工序之间等待,因此本文将熔炼浇铸过程视为铸件的第一道工序。

本文考虑的优化问题定义为:针对以熔炼过程为生产瓶颈、只考虑铸件质量约束的铸造生产线加工过程,优化确定给定铸件的批次划分结果、铸件加工顺序以及铸件工序的加工机器,使整个加工过程的总完工时间最小。

### 1.2 问题模型

参数与符号表示

$n$ :待加工铸件数量。

$N$ :铸件集合, $N = \{N_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

$q_i$ :铸件  $i$  的工序数。

$O_i$ :铸件  $i$  的工序集合, $O_i = \{O_{(i,j)}, j = 1, 2, \dots, q_i\}$ 。

$m_{ij}$ :铸件  $i$  的第  $j$  道工序的可用机器数量。

$M_{ij}$ :铸件  $i$  的第  $j$  道工序的可用机器集合。

$M_{ij} = \{M_{ijk}, 1 \leq k \leq m_{ij}\}$ 。

$t_{ijk}$ :铸件  $i$  的第  $j$  道工序交给机器  $M_{ijk}$  加工所需时间。

$w$ :铸件质量集合, $w = \{w_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。

$m'$ :熔炉数。

$M'$ :熔炉集合, $M' = \{M_d, d = 1, 2, \dots, m'\}$ 。

$Q$ :熔炉熔炼速度, $Q = \{Q_d, d = 1, 2, \dots, m'\}$ 。

$P$ :熔炉浇铸速度, $P = \{P_d, d = 1, 2, \dots, m'\}$ 。

$U$ :熔炉最大熔炼质量, $U = \{U_d, d = 1, 2, \dots, m'\}$ 。

$L$ :铸件批次划分结果。

$NT_d$ :第  $d$  个熔炉的炉次数。

$F_d$ :第  $d$  个熔炉的炉次集合, $F_d = \{1, 2, \dots, NT_d\}$ ,  
 $f \in F_d$  表示熔炉  $d$  的第  $f$  个炉次。

$L_d$ :熔炉  $d$  负责的铸件批次集合, $d = 1, 2, \dots, m'$ ,  
 $l \in L_d$  表示铸件批次  $l$ 。

$C_{\max}$ :最大完工时间。

$A$ :足够大的正整数。

$x_{ijk}$ :铸件  $i$  的第  $j$  道工序如果交给机器  $M_{ijk}$  加工则  $x_{ijk} = 1$ , 否则为 0。

$y_{hgj}$ :如果工序  $O_{(h,j)}$  在  $O_{(g,j)}$  之后加工或  $O_{(h,j)}$  不存在或  $O_{(g,j)}$  不存在则  $y_{hgj} = 1$ , 否则为 0。

$z_{ld}^f$ :表示在炉  $d$  的第  $f$  个炉次中,铸件批次  $l$  生产与否,若生产则  $z_{ld}^f = 1$ , 否则为 0。

$r_{id}^f$ :若铸件  $i$  被分配到炉  $d$  的第  $f$  个炉次当中加工则  $r_{id}^f = 1$ , 否则为 0。

$S_d^f$ :炉  $d$  的第  $f$  个炉次的开工时间。

$S_{ijk}$ :铸件  $i$  的第  $j$  道工序在机器  $M_{ijk}$  上加工的开始时间。

目标函数:

$$\text{Min } C_{\max} = \max_{1 \leq i \leq n} \left( \sum_{k=1}^{m_{ij}} (x_{iq,k} (S_{iq,k} + t_{iq,k})) \right) \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^{m_{ij}} x_{ijk} = 1, \forall i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, q_i \quad (2)$$

$$\sum_{l \in L_d} z_{ld}^f = 1, \forall f=1, 2, \dots, NT_d; \forall d=1, 2, \dots, m' \quad (3)$$

$$S_d^{f+1} - S_d^f \geq \left( \sum_{i=1}^n r_{id}^f \cdot w_i \right) / Q_d + \left( \sum_{i=1}^n r_{id}^f \cdot w_i \right) / P_d$$

$$\forall f=1, 2, \dots, NT_d; \forall d=1, 2, \dots, m' \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^n r_{id}^f \cdot w_i \leq U_d, \forall f=1, 2, \dots, NT_d; \forall d=1, 2, \dots, m' \quad (5)$$

$$\sum_{f=1}^{NT_d} r_{id}^f = 1, \forall i=1, 2, \dots, n; \forall d=1, 2, \dots, m' \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^{m_{ij}} x_{i(j+1)k} S_{i(j+1)k} \geq \sum_{k=1}^{m_{ij}} x_{ijk} (S_{ijk} + t_{ijk}),$$

$$\forall i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, q_i - 1 \quad (7)$$

$$\begin{cases} S_{hjk} \geq S_{gjk} + t_{gjk} + A(y_{hgj} + x_{hjk} + x_{gjk} - 3) \\ S_{gjk} \geq S_{hjk} + t_{hjk} + A(x_{hjk} + x_{gjk} - y_{hgj} - 2) \end{cases}$$

$$\forall h=1 \dots n-1; g=h+1 \dots n; j=2 \dots q_h; k=1 \dots m_{ij} \quad (8)$$

式中:式(1)为本文模型的目标函数,最小化最大完工时间;式(2)表示一道工序只能由一台机器加工;式(3)表示熔炉每炉次只能生产一种铸件产品批次组合;式(4)表示只有熔炉当前炉次的熔炼浇铸工序完成之后才能进行下一炉次的熔炉浇铸工作;式(5)表示熔炉生产能力约束;式(6)表示每个铸件只能分配到一个批次当中;式(7)表示铸件的工序必须在其前一道工序完成之后才能开始加工;式(8)表示除熔炉外一台机器一次只能加工一道工序。

## 2 并行混沌优化算法(PCOA)

混沌优化算法的思想是产生与优化变量相同数目的混沌变量,用类似载波的方式将其引入优化变量使其呈现混沌状态,把混沌遍历范围放大到优化变量取值范围后,用混沌变量取代优化变量,直接利用混沌变量搜索<sup>[6]</sup>,并行混沌优化算法在混沌优化算法的基础上引入并行机制,每个优化变量由多个混沌变量映射,所有的混沌变量独立搜索,并行变量的最优值为需要的优化解,并行混沌优化算法的计算过程可以总结如下。

Step1. 初始化,在这一步中,需要设置的参数包括总迭代次数  $k = 1, 2, \dots, S$ ,一次载波迭代次数  $S_1$ ,并行个数  $P$ ,全局最优目标函数值  $H^*$ ,以及混沌变量的随机初始  $x_i^j$ ,其中  $i = 1, 2, \dots, P$ ,代表并行候选个体, $j = 1, 2, \dots, D$ ,代表优化问题的决策变量。

Step2. 利用式(9)将混沌变量映射到决策变量的搜索空间内,

$$\begin{cases} X_i^j(k) = LB^j + x_i^j(k)(UB^j - LB^j), \text{if } k \leq S_1 \\ X_i^j(k) = X_j^* + \beta(x_i^j(k) - 0.5), \text{if } k > S_1 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $UB^j, LB^j$  分别代表第  $j$  个决策变量的搜索空间上界与下界; $X_j^*$  表示全局最优解对应的解决方案; $\beta$  为重要的局部搜索参数,用于调整决策变量的搜索范围。

Step3. 将  $X_i^j(k)$  代入目标函数中计算目标函数值,更新  $H^*$  的值。

Step4. 利用 Logistic 一维混沌序列更新混沌变量值,序列表达式:

$$\begin{aligned} x_i^j(k+1) &= 4 * x_i^j(k) * (1 - x_i^j(k)), \\ x_i^j(k) &\in (0, 1) \end{aligned} \quad (10)$$

Step5. 迭代直至满足终止条件。

## 3 HPCOA 求解铸造生产线两阶段协同调度问题

### 3.1 编码与解码

染色体的编码与解码是解决调度问题的关键,考虑到铸造生产线优化调度问题的离散特性以及批次加工与机加工协同调度的问题,本文提出一种基于工件与机器的分层编码方式.编码由工件编码和机器编码两部分组成,分别对应工件的加工顺序和

工序的加工机器.表1为一个铸造生产线调度问题示例,本文只列出铸件部分工序用于显示编码过程.工件编码 OS 由两层基因组成,第一层基因  $S_1$  代表铸件批次加工过程中的熔炼浇铸工序,第二层基因  $S_2$  代表铸件机加工过程中的工序.假设初始混沌向量  $X = [0.7, 0.55, 0.1, 0.3, 0.4 | 0.15, 0.6, 0.9, 0.85, 0.2, 0.23, 0.86, 0.73]$ ,利用整数序列  $\varphi$  记录  $X$  中各数的位置信息,铸件工序与  $\varphi$  中数字一一对应,对  $X$  排序得  $X' = [0.1, 0.3, 0.4, 0.55, 0.7 | 0.15, 0.2, 0.23, 0.6, 0.73, 0.85, 0.86, 0.9]$ ,整数序列作相应变化得新整数序列  $\varphi'$ .根据整数与工序的对应关系将  $\varphi'$  中数字替换为代表工件号的基因值即得到工件编码.最终得到的工件编码染色体中,每个基因值为工件号,在染色体中出现的次数等于相应工件的工序总数,是第几道工序取决于其位置顺序.机器编码 MA 产生过程为,首先产生与加工铸件总工序数相等的混沌变量初始值,假设  $M = [0.1, 0.85, 0.67, 0.45, 0.92, 0.31, 0.62, 0.23, 0.18, 0.24, 0.78, 0.05, 0.71]$ , $M$  中基因与基因对应的工序可选加工机器数的乘积向上取整即为选择的加工机器序号,序号对应的机器即为工序最终选择的加工机器.例如  $M$  中第一个基因值 0.1 对应铸件三的第一道工序  $O_{31}$ , $O_{31}$  可选加工机器数为 2,分别为机器一与机器二,基因值与机器数的乘积向上取整得 1,代表  $O_{31}$  选择可选加工机器集中的第一台机器,即机器一.其他亦然直到所有工序加工机器安排完毕.编码方案详细过程如图 2 所示。

表 1 示例铸件信息

Tab.1 Example casting information

工件	质量	工序	机器	加工时间
$N_1$	5	$O_{11}$ 熔炼浇铸	[1, 2]	[ $t, t$ ]
		$O_{12}$ 清理	[3]	[2]
		$O_{13}$ 热处理	[4, 5]	[6, 8]
$N_2$	3	$O_{21}$ 熔炼浇铸	[1, 2]	[ $t, t$ ]
		$O_{22}$ 清理	[3]	[4]
$N_3$	4	$O_{31}$ 熔炼浇铸	[1, 2]	[ $t, t$ ]
		$O_{32}$ 清理	[3]	[3]
$N_4$	5	$O_{41}$ 熔炼浇铸	[1, 2]	[ $t, t$ ]
		$O_{42}$ 清理	[3]	[3]
		$O_{43}$ 机加工	[6, 7]	[8, 9]
$N_5$	4	$O_{51}$ 熔炼浇铸	[1, 2]	[ $t, t$ ]
		$O_{52}$ 清理	[3]	[5]
		$O_{53}$ 焊补	[8, 9]	[7, 9]

注:铸件熔炼浇铸工序加工时间  $t$  根据分批结果动态确定。

对编码方案解码时,假设熔炉一、二的最大熔炼质量为 8 和 10,首先将工件编码中  $S_1$  部分工序按照选择的熔炼炉进行分类,分类完成后根据熔炉的最大熔炼质量约束进行分批,铸件分批时,为了提高炉次利用率,尽可能将更多的铸件划分到同一批次当中.本例中选择炉二的铸件  $N_1, N_4, N_5, N_1, N_4$  的总质量为 10,  $N_1, N_4, N_5$  的总质量为 14 大于炉二的最大熔炼质量,因此将  $N_1, N_4$  组成一批,  $N_5$  单独成为一批,详细分批过程如图 3 所示.根据分批结果得出铸件熔炼浇铸工序的加工时间之后采取主动调度<sup>[17]</sup>的解码方式对编码方案进行解码。

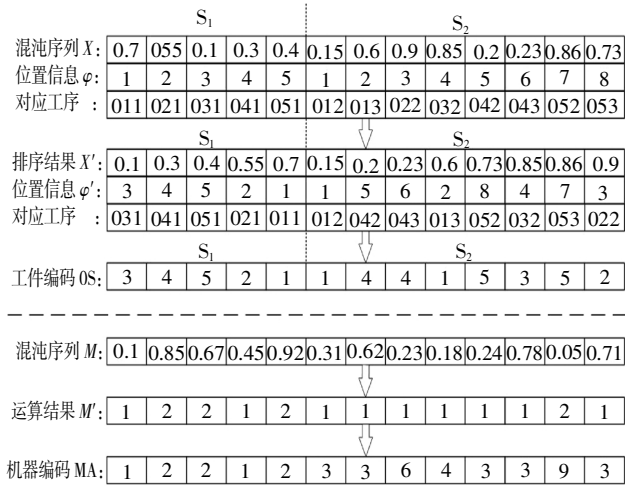


图 2 分层编码示意图

Fig.2 Schematic of layered coding

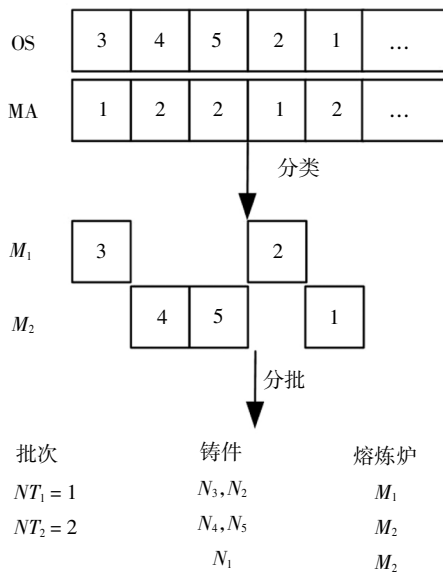


图 3 铸件分批示意图

Fig.3 Block diagram of casting

### 3.2 交叉变异策略

在提出的 HPCOA 算法中,通过交叉变异策略实现并行解决方案之间的信息交流,提高解的质量.交叉和变异策略的引入对于提高算法在每次迭代中解集的多样性、加快算法收敛速度有较大的作用.交叉方式本文采取优先操作交叉<sup>[18]</sup>,任意划分工件集合为 2 个非空集合,保持一个集合的工件基因不变,交换另一集合的工件基因顺序.机器编码采取单点变异策略,随机选择一个位置,在此工序所对应的可选机器集中选择一个与当前机器号不同的机器,替换当前机器.工件编码采取逆序变异策略,将染色体中两不同随机位置间的基因序列逆序.需要注意的是,本文中的工件编码由两层基因组成,因此逆序变异策略在两层基因上单独进行且在执行交叉变异操作之后,混沌向量做相应改变。

### 3.3 变邻域搜索策略

由于混沌的随机性强、导致 PCOA 算法在最优解邻域搜索时收敛速度变慢,算法的局部搜索能力较弱,为了提高算法的收敛速度,本文将 PCOA 算法与变邻域搜索(variable neighborhood search, VNS)算法结合从而开发出更有效的混合优化算法.VNS 算法通过对当前最优解进行不同邻域的反复递进搜索,使当前最优解不断向全局最优解靠近.具有强大的局部搜索能力,在车间调度问题中展示出了优异的性能<sup>[19-20]</sup>.邻域结构的选择对 VNS 的求解质量和执行效率有很大的影响.研究表明,对关键路径上的工序块进行邻域搜索是改善解质量的最有效方式<sup>[21]</sup>且在一个关键块内交换内部操作不会减少最大完工时间<sup>[22]</sup>.关键块的确定参考文献[23].假设一个关键块  $KB = \{KB_1, KB_2, \dots, KB_{n-1}, KB_n\}$ ,其中  $KB_1, \dots, KB_n$ , 代表关键工序,首先定义三个函数:1)Swap( $x, y$ )表示交换工序  $x$  和  $y$ ;2)Insertb( $x, y$ )表示将  $x$  插入  $y$  的正后方;3)Insertf( $x, y$ )表示将  $x$  插入  $y$  的正前方.本文给出如下四种有效邻域:

$N_1$ : 选择关键块内工序,将其插入块首工序之前或块尾工序之后,  $N_1$  可表述如下:

$$N_1 = \{\text{Insertb}(x, KB_1) \cup \text{Insertf}(x, KB_n) | x \in \{KB_2, \dots, KB_{n-1}\}\} \quad (11)$$

$N_2$ : 将关键块的前两道工序与关键块的后两道工序互相交换.  $N_2$  可表述如下:

$$N_2 = \{\text{Swap}(KB_1, KB_2) \cap \text{Swap}(KB_{n-1}, KB_n)\} \quad (12)$$

$N_3$ :将关键块首工序插入关键块内部.  $N_3$  可表述如下:

$$N_3 = \{\text{Insertb}(KB_1, x) | x \in \{KB_2, \dots, KB_{n-1}\}\} \quad (13)$$

$N_4$ :将关键块尾工序插入关键块内部.  $N_4$  可表述如下:

$$N_4 = \{\text{Insertf}(KB_n, x) | x \in \{KB_2, \dots, KB_{n-1}\}\} \quad (14)$$

变邻域搜索步骤如下所述:

Step1. 给定初始解  $H$ , 确定解的关键块, 定义  $m$  个邻域,  $i = 1$ .

Step2. 使用邻域结构  $N_i$  进行搜索, 如果在邻域内找到比  $H$  更优的解  $H'$ , 则令  $H = H'$ ,  $i = 1$ .

Step3. 如果搜遍邻域结构  $N_i$  仍找不到比  $H$  更好的解, 则令  $i++$ .

Step4. if  $i \leq m$ , 转 Step2. 否则输出最优解  $H$ .

### 3.4 算法的实现

本文针对铸造生产线全流程优化调度问题, 提出了结合并行混沌优化与变邻域搜索的混合算法. 混合算法拥有良好的全局搜索与局部搜索能力, 产生新解能力强, 搜索精度高, 对初始值不敏感, 不易陷入局部最优解, 在解决本文提出的铸造生产线全流程调度模型问题时表现出良好的性能. 算法具体步骤如下, 流程图如图 4 所示.

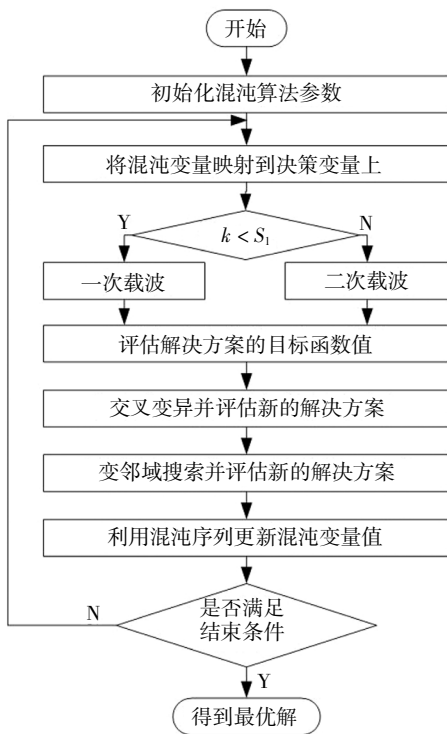


图 4 HPCO 算法流程图

Fig.4 Flowchart of HPCO

Step1. 确定算法参数. 设置迭代次数  $k = 1$ , 指定最大迭代次数  $S$ 、一次载波迭代次数  $S_1$ 、并行数  $P$ .

Step2. 初始化. 随机产生与种群数相等的混沌初始向量, 一个初始向量中包含与工序个数相等的随机数.

Step3. 确定当前迭代次数, 利用式(9)与本文提出的编码解码规则将混沌向量映射到决策变量的搜索空间内.

Step4. 采取交叉变异策略形成新解, 如果新解的目标函数得以改进, 则用新解替代原来的解.

Step5. 对解进行变邻域搜索操作, 直到解的工序块中所有关键工序都已移动完毕, 不能继续改进, 结束邻域搜索.

Step6. 利用式(10)的混沌序列函数更新混沌向量中随机数的值, 得到新的混沌向量.

Step7. if  $k \geq S$ , 则终止搜索, 否则转 Step3.

## 4 仿真研究

为便于分析算法性能, 本文结合实际铸造生产线生产加工情况, 参考文献[3]和[9]设计测试算例, 数据按任务与资源的规模分为小、中、大三类算例. 具体参数设置见表 2. 对于表中有范围限制的参数均采用随机的方式在指定范围内生成数据, 其中, 质量单位为 t, 时间单位为 h, 速度单位为 t/h.

表 2 算例数据参数取值

Tab.2 Numerical example data parameter value

Size	$n$	$U$	$w$	$m'$	$q_i$	$m_{ij}$	$t_{ijk}$	$Q$	$P$
S	10	10~15	2~5	2	3~7	1~2	1~10	1~2	2~6
M	20	15~25	2~10	3	7~9	1~4	1~15	2~3	2~6
L	30	25~30	5~15	4	9~11	1~6	1~25	2~4	2~6

为了验证本文提出的 HPCOA 算法对模型求解的有效性, 我们选取传统的并行混沌优化算法 (PCOA)、经典的遗传优化算法 (GA) 与融合禁忌搜索的混合离散灰狼优化算法 (HDMGWO)<sup>[8]</sup> 在三类算例上与 HPCOA 进行了对比实验, 其中 PCOA 与 HPCOA 在参数的选取上保持一致, PCOA 在迭代过程中取消了交叉变异步骤与变邻域搜索步骤. 算法均使用 Matlab R2018 b 实现, 在 CPU2.2.GHz、4GB 内

存的环境下运行. 经过实验测试, 设置小规模算例算法的运行时间为 300 s, 中等规模算例算法运行时间为 600 s, 大规模算例算法运行时间为 900 s. PCOA 与 HPCOA 算法一次载波运行时间占总运行时间的 1/3. 并行数  $P = 50$ , HDMGWO 算法的禁忌搜索次数在三类算例上分别取值为 20、40、60. 算法的交叉概率  $P_c = 0.7$ , 变异概率  $P_m = 0.5$ , 种群规模  $N = 50$ . 为了排除随机性的影响, 每个算例求解 15 次, 计算结果如表 3 所示, 其中, Best 为算例 15 次求解结果中, 最大完工时间的最优值. Avg 为算例 15 次求解结果的平均值, StDev 为算例 15 次求解结果的标准差. Worst 代表算例 15 次求解结果的最差值.

表 3 不同任务规模下算法计算结果比较

Tab.3 Comparison of computational results for different task sizes

算例	算法	性能指标			
		Avg	Best	StDev	Worst
S_1	GA	45.07	43.00	0.87	45.75
	HDMGWO	45.05	43.00	0.96	46.75
	PCOA	44.13	43.00	0.57	44.75
	HPCOA	44.82	43.00	1.05	46.50
S_2	GA	66.22	64.00	1.64	69.25
	HDMGWO	66.65	65.00	0.88	68.75
	PCOA	66.37	64.75	0.82	67.25
	HPCOA	65.73	62.50	1.99	69.75
M_1	GA	114.83	110.50	1.95	117.50
	HDMGWO	111.57	108.50	2.09	114.50
	PCOA	115.96	114.20	1.25	118.70
	HPCOA	109.05	105.30	2.43	114.5
M_2	GA	136.11	131.80	2.51	141
	HDMGWO	130.72	127	2.06	133.70
	PCOA	139.24	137	0.95	140.80
	HPCOA	129.78	125.70	2.30	134
L_1	GA	289.52	284	2.91	294
	HDMGWO	286.82	276.10	6.13	295.3
	PCOA	297.69	292.70	2.83	302.3
	HPCOA	269.61	261.1	6.32	280.30
L_2	GA	326.86	320	4.33	340
	HDMGWO	321.96	307.80	6.95	337
	PCOA	335.69	329	3.04	341.30
	HPCOA	305.76	296	5.40	319.5

参考文献[3]给出不同算法性能对比计算公式为  $HGF = (C_{GA}^{Best} - C_{HPCOA}^{Best}) / C_{HPCOA}^{Best}$ ,  $HPF = (C_{PCOA}^{Best} - C_{HPCOA}^{Best}) / C_{HPCOA}^{Best}$ ,  $HHF = (C_{HDMGWO}^{Best} - C_{HPCOA}^{Best}) / C_{HPCOA}^{Best}$ . 其中  $C_{GA}^{Best}$  表示 GA 算法 15 次求解结果中, 最大完工时间的最优值, 其他亦然.

图 5 为按任务规模计算的算法性能比分析图, 图 6 为四种算法不同算例下 Avg 值、Best 值与 Worst 值的对比分析图. 图中可以看出, HPCOA 与 GA、HDMGWO 及 PCOA 相比, 在不同任务规模下混合算法都能取得最优的结果, 且任务规模越大算法性能越好, 这是因为随着任务规模的扩大, 问题的解空间急速扩张, 而 GA 与 PCOA 缺乏强大的局部搜索能力, 容易陷入局部最优解, 从而影响算法整体的性能. HDMGWO 不如 HPCOA 的原因在于 HDMGWO 每次交叉的父代之一来自于当前种群最优的三个解中的一个, 这导致算法的全局搜索能力变弱, 影响了算法最终的表现.

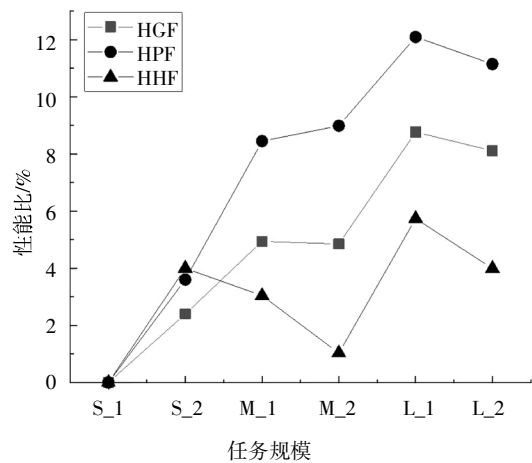


图 5 按任务规模计算的算法性能比

Fig.5 Algorithm performance ratio by task size

算法稳定性方面, 如图 7 所示, 随着算例规模扩大, StDev 值明显增加, 但总体而言, PCOA 在不同算例规模上 StDev 值都最小, 但由于其每次求得的解质量都不高, 导致其总体性能一般, 而 HPCOA 虽然 StDev 值较大, 但算法在大规模算例下 15 次求解结果的最差解甚至要优于其他算法得到的最优解. 因此, 综合考虑算法的性能, 本文提出的混合并行混沌优化算法能更有效地解决本文所提出的铸造生产线优化调度问题.

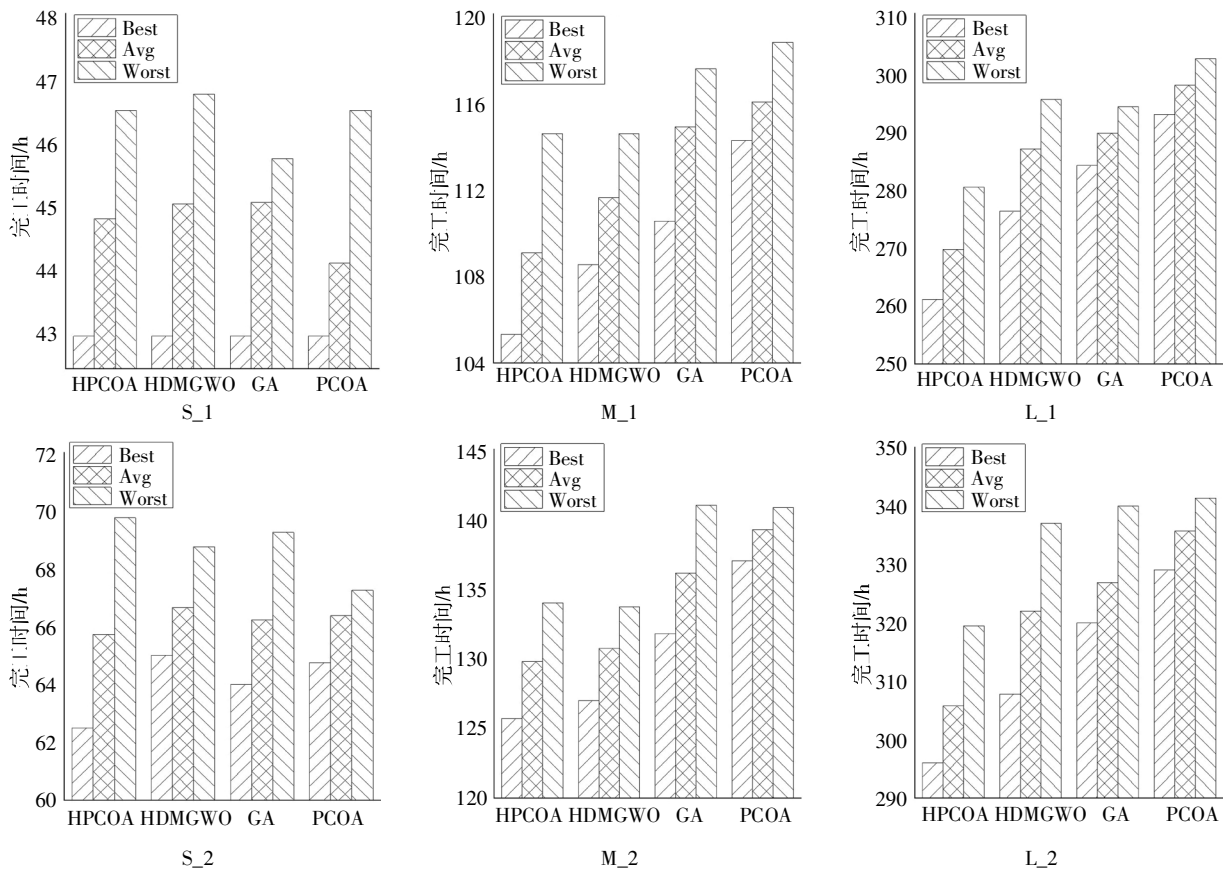


图6 算法在不同算例下 Best、Avg与Worst值的对比分析

Fig.6 Comparison and analysis of the Best、Avg and Worst value of the algorithm in different examples

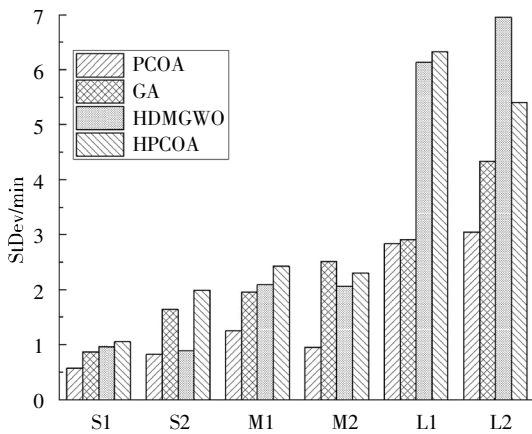


图7 算法不同算例下的 StDev 值

Fig.7 StDev values under different calculation examples of the algorithm

### 5 结论

铸造生产线加工过程分为批次生产加工和单件机加工两个阶段, 针对铸造生产线生产加工过程中熔炼浇铸加工与机加工协同调度问题, 以总完工时间最小为目标函数, 建立了以熔炼过程为生产瓶

颈、只考虑铸件质量约束的铸造生产线全流程优化调度模型. 为求解该模型, 本文设计了一种 HPCOA 算法, 算法设计独特的编码解码机制并在算法中引入变邻域搜索与交叉变异策略以避免算法陷入局部最优值, 提高了算法的局部搜索能力, 增强了算法的开发效率. 仿真实验表明 HPCOA 算法在求解本文所提出的铸造生产线优化调度问题时具有比 GA、PCOA、HDMGWO 算法更好的性能.

### 参考文献

[1] 林凯强. 铸造行业智能制造标准化的现状和发展[J]. 铸造工程, 2019,43(5):46—50.  
LIN K Q. Current situation and development of intelligent manufacturing standardization in foundry Industry [J]. Foundry Engineering, 2019,43(5):46—50. (In Chinese)

[2] 唐红涛, 陈荣, 秦红斌. 基于改进遗传算法的铸造造型任务批调度模型[J]. 工业工程与管理, 2019,24(5):112—119.  
TANG H T, CHEN R, QIN H B. A batch moulding scheduling model in foundry based on improved genetic algorithm[J]. Industrial Engineering and Management, 2019,24(5):112—119. (In Chinese)

[3] 胡常伟, 陈新度, 陈庆新, 等. 含不一致任务重量的同型熔炼炉



- 批调度优化[J].工业工程,2014,17(3):73—78,85.
- HU C W, CHEN X D, CHEN Q X, *et al.* Optimization for scheduling identical parallel melting furnaces with non-identical job weights [J]. Industrial Engineering Journal, 2014, 17 (3):73—78, 85. (In Chinese)
- [4] FRANCISCO B, MALLOR F, MATEO P M. Production scheduling in a market-driven foundry: a mathematical programming approach versus a project scheduling metaheuristic algorithm [J]. Optimization and Engineering, 2012, 13 (4): 663—687.
- [5] GAURI S K. Modeling product-mix planning for batches of melt under multiple objectives in a small scale iron foundry [J]. Production Engineering, 2009, 3 (2): 189—196.
- [6] TANG L X, WANG X P. An improved particle swarm optimization algorithm for the hybrid flowshop scheduling to minimize total weighted completion time in process industry [J]. Transactions on Control System Technology, 2010, 18(6): 1303—1314.
- [7] LI X X, GUO S S, LIU Y, *et al.* A production planning model for make-to-order foundry flow shop with capacity constraint [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017: 1—15.
- [8] QIN H B, FAN P F, TANG H T, *et al.* An effective multiobjective discrete grey wolf optimizer for a real-world scheduling problem in welding production [J]. Computers & Industrial Engineering, 2019, 128: 458—476.
- [9] 陈荣. 面向件批耦合铸造生产的两阶段协同车间调度研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019: 8—12.
- CHEN R. Research on two-stage collaborative workshop scheduling for single piece and batch coupling casting production [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2019: 8—12. (In Chinese)
- [10] MAES J, MCCLAIN J O, WASSENHOVE L N V. Multilevel capacitated lot sizing complexity and LP based heuristic [J]. European Journal of Operational Research, 1991, 53(2): 131—148.
- [11] 刘蓉, 周林, 王朝, 等. 带并行批处理机的柔性作业车间调度问题研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2020, 42(1): 36—43.
- LIU R, ZHOU L, WANG C, *et al.* Research on flexible job shop scheduling problem with parallel batch processing machine [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2020, 42(1): 36—43. (In Chinese)
- [12] YANG D X, LIU Z J, ZHOU J L. Chaos optimization algorithms based on chaotic maps with different probability distribution and search speed for global optimization [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2014, 19(4): 1229—1246.
- [13] 袁小芳, 刘晋伟, 陈秋伊, 等. 并行混沌与和声搜索的多目标混合优化算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2018, 45(4): 96—103.
- YUAN X F, LIU J W, CHEN Q Y, *et al.* A multi-objective hybrid optimization algorithm based on parallel chaos and harmony search [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2018, 45(4): 1229—1246. (In Chinese)
- [14] YUAN X F, ZHANG T, XIANG Y Z, *et al.* Parallel chaos optimization algorithm with migration and merging operation [J]. Applied Soft Computing, 2015, 35: 591—604.
- [15] 姚炯, 杨根科, 潘常春. 基于状态集分解的一类车间计划、调度算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(8): 2314—2320.
- YAO J, YANG G K, PAN C C. Integration of planning and scheduling problem based on states decomposition [J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(8): 2314—2320. (In Chinese)
- [16] 高尚. 解旅行商问题的混沌蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005(9): 100—104, 125.
- GAO S. Solving traveling salesman problem by chaos ant colony optimization algorithm [J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2005(9): 100—104, 125. (In Chinese)
- [17] ZHANG G H, GAO L, SHI Y. An effective genetic algorithm for the flexible job-shop scheduling problem [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 38(4): 3563—3573.
- [18] GAO J, SUN L Y, GEN M S. A hybrid genetic and variable neighborhood descent algorithm for flexible job shop scheduling problems [J]. Computers and Operations Research, 2007, 35 (9): 2892—2907.
- [19] ZHANG B, PAN Q K, GAO L, *et al.* A hybrid variable neighborhood search algorithm for the hot rolling batch scheduling problem in compact strip production [J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 116: 22—36.
- [20] ZHANG G H, ZHANG L J, SONG X H, *et al.* A variable neighborhood search based genetic algorithm for flexible job shop scheduling problem [J]. Cluster Computing, 2019, 22(5): 11561—11572.
- [21] NOWICKI E, SMUTNICKI C. A fast taboo search algorithm for the job shop problem [J]. Management Science, 1996, 42 (6): 797—813.
- [22] SHA D Y, HSU C Y. A hybrid particle swarm optimization for job shop scheduling problem [J]. Computers & Industrial Engineering, 2006, 51(4): 791—808.
- [23] 王磊, 黄文奇. 求解工件车间调度问题的一种新的邻域搜索算法[J]. 计算机学报, 2005(5): 809—816.
- WANG L, HUANG W Q. A new local search algorithm for job shop scheduling problem [J]. Chinese Journal of Computers, 2005(5): 809—816. (In Chinese)