

文章编号:1007-5429(2011)06-0042-08

# 基于遗传粒子群混合算法的多生产线协调调度

陈 勇, 方秋军, 庄 薇, 鲁建厦

(浙江工业大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310032)

**摘要:** 为了求解多目标多生产线调度问题, 结合 PSO 和 GA 算法的特点, 提出了基于协同进化思想的多种群 PSOGA 混合优化算法(简称 MC-HPSOGA)。以最小化最大完工时间、最大化生产线利用率和最大化客户满意度为目标函数, 建立了多生产线作业协调调度问题的多目标批量调度数学模型, 并且设计最小批量动态分批策略, 将 MC-HPSOGA 算法应用于 BSPT 公司角磨机装配线的多目标多生产线调度问题实例中, 通过与 PSO 和 GA 算法的比较, 验证了算法和模型的有效性。

**关键词:** 多生产线调度; 批量调度; 粒子群算法; 遗传算法; 混合优化算法

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## Multi-line Optimal Scheduling Based on PSO-GA Hybrid Algorithm

CHEN Yong, FANG Qiu-jun, ZHUANG Wei, LU Jian-sha

(College of Mechanical Engineer, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** In order to solve the multi-objective multi-line scheduling problem, multi-population cooperative PSOGA hybrid optimization algorithm (MC-HPSOGA) was developed through combining PSO and GA algorithm based on the theory of co-evolution. Considering minimized makespan, maximized production efficiency and maximized customer satisfaction as the objectives, a multi-objective batch-scheduling mathematical model was established for multi-line optimal scheduling problem. After that, the MC-HPSOGA algorithm was applied in the multi-objective multi-line scheduling case of the angle grinder assembly-line in BSPT company. And minimum-batch dynamic-partial strategy was designed in this application. Finally, the effectiveness of the algorithm and the model was verified through the comparison with PSO and GA algorithm.

**Key words:** multi-line scheduling; batch scheduling; pso algorithm; ga algorithm; hybrid optimization algorithm

## 1 引言

随着科学技术的发展, 当今制造业面临着市场需求多样化、快速化的挑战, 小批量、多品种、高柔性制造模式已成为多数制造企业主要的生产和经营策略, 取代了传统的单一生产方式。为适应市场多样

化和个性化的需求, 按顾客订单生产的多品种、小批量和大规模定制的生产模式已逐渐表现出多生产线生产的特征。该类生产模式最早出现在钢铁行业中, 并逐渐在汽车、家电、食品等众多行业中出现, 生产调度计划的好坏直接制约着这类企业多生产线生产模式的生产能力。因此, 多生产线调度问题已经引起了企业很大的关注。

收稿日期: 2011-06-10; 修回日期: 2011-08-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70971118); 浙江省自然科学基金资助项目(Y607456; Y6090475)

作者简介: 陈勇(1973-), 男, 湖南湘潭人, 教授, 博士, 主要研究方向为物流系统的分析与优化、工业工程。

多生产线调度问题兼有 Parallel-machine 调度和 Flow-shop 调度的特点,是一种较新的调度领域研究对象。目前多生产线调度问题的研究还处于起步阶段,主要存在的问题有:①将多生产线的并行生产等同为多台机器的并行生产方式;②将调度问题中的各生产线当作功能相同来处理;③分批策略制定不合理;④多生产线调度问题研究多数为单目标调度研究。因此,解决多目标多生产线调度问题的关键就在于寻找合理的分批策略,提出应用于多目标多生产线调度问题更有效的新算法<sup>[1-4]</sup>。

## 2 问题描述

### 2.1 多生产线作业协调调度问题

多生产线调度问题可以描述为:生产车间有  $U$  条功能类似的生产线,每条生产线有  $number(l)$  个工序,设有  $n$  种工件需要加工,由于工件尺寸等不同,故分属于不同的工件族,每种工件的需求量为  $Q_i (i=1,2,\dots,n)$ ,每种工件在可选择的生产线上加工,并使其尽量满足交货期的要求。生产线按批次生产,且每条生产线可以生产多种型号的工件,不同型号的工件在切换时具有与工序相关的转换时间。由于各种工件的需求量差距较大,所以必须采用一种合理的分批策略进行生产,否则会导致生产线忙闲不均,生产周期过长,从而大大降低生产效率<sup>[5]</sup>。

### 2.2 多目标优化问题

一般多目标优化问题由  $n$  个决策变量、 $M$  个目标函数和  $K$  种约束条件组成,数学描述如下<sup>[6-7]</sup>。

$$\begin{aligned} \text{Min } y &= f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_M(x)] \\ \text{s. t. } e(x) &= (e_1(x), e_2(x), \dots, \\ &e_k(x)) \leq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $x=(x_1, x_2, \dots, x_n) \in X$  为决策向量;  $y=(y_1, y_2, \dots, y_M) \in Y$  为目标向量;  $X$  和  $Y$  分别表示决策空间和目标空间。各个子目标尽可能地达到极小化。

定义 1 对于任意两个决策向量  $x^0$  和  $x^1$ , 向量  $x^0$  支配  $x^1$ , 即  $x^0 \succ x^1$ , 当且仅当

$$\begin{aligned} f_i(x^0) &\leq f_i(x^1), i=1,2,\dots,M \\ f_i(x^0) &< f_i(x^1), \exists i \in \{1,2,\dots,M\} \end{aligned} \quad (2)$$

定义 2 解  $x^0$  是 Pareto 最优解, 当且仅当不存在  $x^1: x^1 \succ x^0$ 。

定义 3 所有 Pareto 最优解对应的目标向量的集合称为 Pareto 前端。

### 2.3 调度目标

现实生产中大量的工程问题都属于多目标优化

问题。本文选用最小化最大生产时间和最大化生产线利用率来反映生产能力, 选用最小化最大提前或延迟时间来反映客户满意度。目标函数如下所示。

(1) 最小化最大完工时间  $f_1$

$$f_1 = \min(C_{\max}) = \min(\max_{l=1}^U C_{bm(l)}) \quad (3)$$

(2) 最大化生产线利用率  $f_2$

$$f_2 = \max(P_h) = \max\left(\frac{\min_{l=1}^U C_{bm(l)}}{\max_{l=1}^U C_{bm(l)}}\right) \quad (4)$$

(3) 最大化客户满意度  $f_3$

$$f_3 = \min(\Delta) = \min\left(\max_{i=1,2,\dots,n} [\max(W_i - Wu_i, 0) + \max(Wd_i - W_i, 0)]\right) \quad (5)$$

式中各符号描述如下。  $U$  为共  $U$  条生产线;  $m(l)$  为第  $l$  条生产线加工的工件批数;  $C_{lk}$  为生产线  $l$  上第  $k$  批工件加工任务的完工时间;  $C_{\max}$  为所有工件完工时间;  $W_i$  为第  $i$  种工件的完成时间;  $Wu_i, Wd_i$  为第  $i$  种工件的最早交货期和最晚交货期。

## 3 MC-HPSOGA 优化算法

MC-HPSOGA 算法的结构流程图设计主要分为两步, 如图 1 所示。

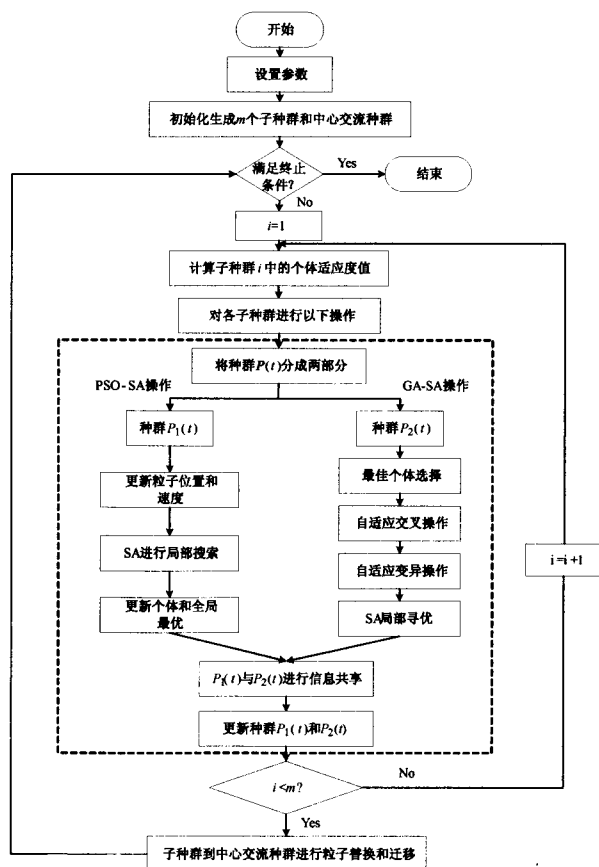


图 1 MC-HPSOGA 优化算法的操作流程图

第一步是设计虚线框中所示的并行式 PSOGA 混合算法,并且分别与 SA 算法结合进行局部优化,这步首先解决单目标优化问题;第二步则是在第一步的基础上,基于多种群协同进化思想进行多目标优化设计。

MC-HPSOGA 算法的关键操作除了包括设计编码与解码的方法、分批策略、适应度的定义、选择策略、PSO 算法粒子位置和速度更新公式的改进、GA 算法的交叉和变异算子的改进、局部操作的改进外,同时为了满足多目标优化设计,还包括适应度赋值、外部档案的维护、性能方法评价、个体最优

粒子和全局最优粒子的选取以及替换和迁移操作<sup>[8-11]</sup>。

(1) 编码与解码。

鉴于多生产线调度问题的约束性,采用混合编码方式。如表 1 所示, $J_i-k$  表示工件  $J_i$  的第  $k$  批工件;控制向量  $x_i=[6,2,5,3,7,1,4]$  表示每种工件第  $i$  批的加工顺序;参数向量  $z_i=[2,1,2,3,1,1,3]$  表示生产线的分配, $x_i$  与  $z_i$  组成一个染色体;并通过矩阵  $TT(x_i,z_i)$  判断粒子的可行性。同时利用控制向量的排序按一定规则进行解码。

表 1 粒子编码方案

工件	$J_6-1$	$J_2-1$	$J_5-1$	$J_3-1$	$J_7-1$	$J_1-1$	$J_4-1$
控制向量 $x_i$	6	2	5	3	7	1	4
参考向量 $z_i$	2	1	2	3	1	1	3
$TT(x_i,z_i)$	$TT(6,2)=1$	$TT(2,1)=1$	$TT(5,2)=1$	$TT(3,3)=1$	$TT(7,1)=1$	$TT(1,1)=1$	$TT(4,3)=1$

(2) 分批策略。常见的分批策略有等量分批原则、最小批量分批原则和可变分批原则。本文结合最小批量分批原则和可变分批原则的特点,提出最小批量动态分批策略。下面举例说明,假设 7 种工件的需求量  $Q_i=[50\ 35\ 20\ 55\ 40\ 35\ 20]$ ,最小批量为  $P_{\min}=15$ ,每种工件最多可以分成  $m'(i)=\lfloor Q_i/P_{\min} \rfloor$ , ( $\lfloor \cdot \rfloor$  为向下取整),则  $m'(i)=[3\ 2\ 1\ 3\ 2\ 2\ 1]$ ,然后将剩余工件  $Q_i-m'(i)\times 15$  进行随机分成  $m'(i)$  批,最后得到每批批量。

(3) 适应度定义和选择策略。PSO 算法是一种寻找适应度最小的进化算法,对于极小值问题,适应度就等于目标函数值,否则取倒数;GA 算法是一种寻找适应度最大的进化算法,适应度定义则刚好与 PSO 算法相反。采用轮盘赌选择策略。

(4) PSO 算法粒子位置和速度更新公式改进。为使算法应用在多生产线调度的离散领域,对粒子的更新公式进行如下改进。

$$X_i^{k+1} = c_2 \otimes g(c_1 \otimes g(w \otimes h_{a,b}))$$
$$(X_i^k, pB_i^k, gB^k) \tag{6}$$

式中, $X_i^k$  为微粒  $i$  在第  $k$  代迭代中的位置, $pB_i^k$  为微粒  $i$  在第  $k$  代迭代过程中的自身最佳位置, $gB^k$  为第  $k$  代迭代中的群体最佳位置, $w$  为惯性系数, $c_1$  表示认知系数, $c_2$  表示社会系数。

(5) 遗传算子的交叉和变异。采用扩展顺序交叉算子 EOX 方法,进行自适应交叉,动态地控制交叉概率,对控制向量和参数向量同时进行交叉。变异概率采用自适应计算方法得出,具体方法采用启

发式插入变异的方式。

(6) 局部操作的改进。PSO 与 GA 算法具有较强的全局搜索能力,但缺乏局部搜索能力,而 SA 算法正好相反。因此,将 GA 算法和 PSO 算法分别与 SA 算法结合,互相取长补短,可以有效平衡算法的全局和局部搜索能力。

(7) 适应度赋值。采用 PSEA2 的适应度函数设计方法。具体描述如下:对种群  $P_t$  和外部档案  $A_t$  中的个体  $i$  都赋予一个强度值  $S(i)$ ,表示受该个体支配的解个数。在  $S(i)$  的基础上,个体  $i$  的原始适应度值  $R(i)$  等于支配该个体的所有个体的强度值之和。

$$S(i) = |\{j | x^j \in P_t + A_t, x^i \succ x^j\}| \tag{7}$$

$$R(i) = \sum_{x^j \in P_t + A_t, x^j \succ x^i} S(j) \tag{8}$$

式中, $x^i \in$  非劣解 NP; $x^j \in$  种群 P。引入密度信息,以区分具有相同原始适应度值的个体。采用  $k$  紧邻方法计算个体  $i$  的密度值  $D(i)$  为

$$k = \sqrt{N + \bar{N}}, D(i) = 1/(\sigma_i^k + 2) \tag{9}$$

式中, $N, \bar{N}$  分别为内部种群和外部种群的规模; $\sigma_i^k$  表示  $x_i$  个体与最近的  $k$  个个体距离的平均值。个体  $i$  与个体  $j$  的欧式距离为

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\sum_{i=1}^M (\frac{f_i - \min f_i}{\max f_i - \min f_i})^2} \tag{10}$$

最终,个体  $i$  的适应度值  $F(i)$  为原始适应度值和密度值之和为

$$F(i) = R(i) + D(i) = \sum_{x^i \in P_t + A_t, x^i \succ x^j} |\{i | x^i \in P_t + A_t, x^i \succ x^j\}| + 1/(\sigma_i^k + 2) \quad (11)$$

(8) 外部档案的维护。建立外部档案以保留多目标进化算法在搜索过程中的非劣解,提高整体进化水平。通常档案的最大规模  $\bar{N}$  是事先规定的,维护的具体过程如下:①将种群  $P_t$  和外部档案  $A_t$  的所有非劣解拷贝到  $A_{t+1}$  中,若  $A_{t+1}$  的大小等于  $\bar{N}$ ,则接受。②若  $|A_{t+1}| < \bar{N}$ ,则将  $P_t$  和  $A_t$  最好的  $\bar{N} - |A_{t+1}|$  个受支配解加入到  $A_{t+1}$  中。③若  $|A_{t+1}| > \bar{N}$ ,则将从档案  $A_{t+1}$  中移出密度值  $\sigma_i$  最差的  $|A_{t+1}| - \bar{N}$  个解,使  $|A_{t+1}| = \bar{N}$ 。

(9) 性能方法评价。为了评价所得非劣解的质量或比较不同算法所得的集合,引入三个性能指标:

①C 指标, C 指标反了集合间解的支配关系,按公式(12)将有序对  $(A_i, A'_i)$  映射为 0 到 1 之间的数值。显然,若集合  $A'_i$  中的解全被集合  $A_i$  的解支配,则  $C(A_i, A'_i) = 1$ ;反之,则  $C(A_i, A'_i) = 0$ 。

$$C(A_i, A'_i) =$$

$$|\{x' \in A'_i | \exists x \in A_i, x \succ x'\}| / |A'_i| \quad (12)$$

②TS 指标, TS 指标度量了集合  $A_i$  中解分布的均匀性,该指标计算如公式(13)所示。

$$TS = \sqrt{\frac{1}{|A_i|} \sum_{i=1}^{|A_i|} (D_i - \bar{D})^2 / \bar{D}} \quad (13)$$

其中,  $\bar{D} = \sum_{i=1}^{|A_i|} D_i / |A_i|$ ,  $D_i$  为  $A_i$  中的解  $x_i$  在目标空间中与其最近邻点的欧式距离。TS 值越小,说明集合  $A_i$  中的解在整体上分布越均匀。

③MS 指标, MS 指标衡量了集合  $A_i$  中的解在理论上的最优 Pareto 边界的覆盖情况,其计算如公式(14)所示。

$$MS =$$

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left\{ \left[ \max_{i=1}^{|A_i|} f_j(x_i) - \min_{i=1}^{|A_i|} f_j(x_i) \right] / [F_j^{\max} - F_j^{\min}] \right\}^2} \quad (14)$$

其中,  $f_j(x_i)$  为解  $x_i$  的第  $j$  个目标值,  $F_j^{\max}$ 、 $F_j^{\min}$  分别为最优 Pareto 边界中所有解在第  $j$  个目标上的最大值和最小值。MS 值越大,最优 Pareto 边界被  $A_i$  中的解覆盖越多。

(10) 个体最优粒子  $pbest$  和全局最优粒子

$gbest$  的选取。在多目标优化中,存在一组粒子的非劣解,而不是单个的全局最优位置,而且当两个解彼此互不支配时,每个个体可能不止一个  $pbest$ 。

①  $pbest$  的选取。具体过程如下:如果第  $t$  次迭代后  $pbest(t, i)$  支配了新粒子  $i$ ,则  $pbest(t+1, i) = pbest(t, i)$ ;如果  $i$  支配了  $pbest(t, i)$ ,则  $pbest(t+1, i) = i$ ;如果彼此不受支配,则产生一个  $[0, 1]$  区间的随机数  $s$ ,当  $s < 0.5$  时,  $pbest(t+1, i) = i$ ;否则  $pbest(t+1, i) = pbest(t, i)$ 。如果粒子  $i$  不能在一定代数内得到改进,则  $pbest$  将保持不变。

②  $gbest$  的选取。采用适应度值计算方法进行轮盘赌选择策略,为每个粒子独立地选取  $gbest$ 。并且适应度赋值和外部档案的维护这两个过程使算法获得更多均匀分布在目标空间上的非劣解,逼近整个均衡面。

(11) 替换和迁移操作。在一次迭代结束后,用各子种群的一部分最优个体替代当前信息交流种群的一部分较劣个体,接着对当前的信息交流种群进行进化,用进化后信息交流种群的较优的一部分粒子分别取代各子种群的较劣粒子,从而实现各子种群之间的粒子迁移,保证了种群的多样性。

### 3 实例应用

将 MC-HPSOGA 优化算法应用于 BSPT 公司电动工具小角磨机装配车间的多目标多生产线调度优化问题。

#### 3.1 实例描述

BSPT 公司电动工具小角磨机装配车间内共有 3 条 U 型装配线装配 7 种不同类型的小角磨机。根据包箱容量,选择最小批量为 192 件。下面给出不同类型小角磨机的基本参数、换模时间以及在生产线上所需的加工时间,还有各类工件的交货期区间,如表 2~表 7 所示。

#### 3.2 仿真结果与分析

将 MC-HPSOGA 优化算法与 PSO、GA 算法进行比较,验证算法的有效性。三种算法采用相同的初始种群和终止条件,MC-HPSOGA 与 PSO 算法采用相同的粒子更新操作,MC-HPSOGA 与 GA 算法采用相同的遗传操作。

表 2 不同类型小角磨机的基本参数

工件号 $i$	小角磨机 型号	定转子类 型	装配线	所属种族 号 $B(i)$	需求量 $Q_i/$ 件	加工准备时间 $t/\text{min}$		
$J_1$	GWS080	D032	$L1, L2$	1	300	2	2.5	0
$J_2$	GWS082	D032	$L1, L2$	1	400	3	2.5	0
$J_3$	GWS083	D033	$L2, L3$	1	350	0	2.5	3
$J_4$	GWSD1	D033	$L1, L2,$ $L3$	2	500	0	2	2
$J_5$	GWSE1	D034		2	1000	2.5	3.5	3
$J_6$	GWSH1	D034	2	1350	2.5	2	3	
$J_7$	GWSN1	D034	2	400	2	3	2.5	

表 3 不同类型小角磨机的换模时间

换模时间 $t/\text{min}$		前一批工件							
		$J_1$	$J_2$	$J_3$	$J_4$	$J_5$	$J_6$	$J_7$	
L1	后一批工件	$J_1$	0	0	/	/	2.0	2.2	2.0
		$J_2$	0	0	/	/	3.2	3.3	3.0
		$J_3$	/	/	/	/	/	/	/
		$J_4$	/	/	/	/	/	/	/
		$J_5$	2.5	2.6	/	/	0	0	0
		$J_6$	2.5	2.5	/	/	0	0	0
		$J_7$	3	3	/	/	0	0	0
L2	后一批工件	$J_1$	0	0	0	2.8	2.5	2.4	2.5
		$J_2$	0	0	0	2.6	2.5	2.5	2.3
		$J_3$	0	0	0	2.6	2.7	2.5	2.7
		$J_4$	2.0	2.0	2	0	0	0	0
		$J_5$	3.0	3.5	3.5	0	0	0	0
		$J_6$	2.2	2.0	2.1	0	0	0	0
		$J_7$	3.2	3.0	3.3	0	0	0	0
L3	后一批工件	$J_1$	/	/	/	/	/	/	/
		$J_2$	/	/	/	/	/	/	/
		$J_3$	/	/	0	3.0	3.2	3.1	3.0
		$J_4$	/	/	2.0	0	0	0	0
		$J_5$	/	/	3.0	0	0	0	0
		$J_6$	/	/	3.0	0	0	0	0
		$J_7$	/	/	2.5	0	0	0	0

表 4 不同类型小角磨机在线 L1 上的加工时间  $p1$  (单位/s)

L1	工序 1	工序 2	工序 3	工序 4	工序 5	工序 6	工序 7	工序 8	工序 9	工序 10
$J_1$	75	77	77	72	71	70	80	78	72	78
$J_2$	70	68	72	71	69	69	75	65	68	73
$J_3$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$J_4$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$J_5$	70	68	68	73	71	69	75	72	68	66
$J_6$	70	67	65	71	71	69	75	73	67	72
$J_7$	80	78	80	79	81	80	85	78	81	79

表 5 不同类型小角磨机在线 L2 上的加工时间  $p2$  (单位/s)

L2	工序 1	工序 2	工序 3	工序 4	工序 5	工序 6	工序 7	工序 8	工序 9	工序 10
$J_1$	80	76	79	79	82	81	80	82	85	76
$J_2$	65	60	66	60	67	70	62	65	70	65
$J_3$	80	83	82	76	78	83	75	77	85	81
$J_4$	70	69	72	75	67	74	73	66	70	64
$J_5$	80	78	76	83	77	79	77	82	85	83
$J_6$	75	73	69	73	76	78	79	69	80	78
$J_7$	70	68	74	72	66	70	68	69	75	68

表 6 不同类型小角磨机在线 L3 上的加工时间  $p_3$  (单位/s)

L3	工序 1	工序 2	工序 3	工序 4	工序 5	工序 6	工序 7	工序 8	工序 9	工序 10
$J_1$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$J_2$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$J_3$	70	74	70	68	65	75	71	67	68	72
$J_4$	75	74	80	76	70	80	74	72	73	76
$J_5$	75	78	72	73	75	79	80	72	72	74
$J_6$	80	77	79	83	81	80	85	78	78	79
$J_7$	65	66	62	60	62	67	70	63	68	67

表 7 各类工件的交货期区间 $[Wd_i, Wu_i]$

工件	GWS-5	GWS-6	GWS-8	GBH2-22	GBH2-26	GST-65	GST-85
$Wd_i/s$	46800	70200	61200	73800	108000	118800	70200
$Wu_i/s$	48600	72000	63000	75600	109800	120600	72000

3.2.1 参数设置

具体参数设置如表 8 所示。其中  $m$  为子种群个数; $NG$  为子种群内部粒子替换个数; $NL$  为每个子种群的最优粒子与外部种群的最劣粒子的粒子替换数; $w$  为惯性权重; $c_1$  和  $c_2$  分别为学习因子和社

会因子; $P_{c_1}$ 、 $P_{c_2}$ 、 $P_{m_1}$  和  $P_{m_2}$  分别为最小最大交叉和变异概率; $N$  为种群规模; $NJ$  为精英集规模; $n$  为工件种类数; $U$  为生产线数; $M$  为迭代次数; $\lambda$  为退火系数。

表 8 MC-HPSOGA 算法的参数设置

参数	PSO	MC-HPSOGA	GA	参数	PSO	MC-HPSOGA	GA
$m$	/	3	/	$P_{m_1}$	/	0.02	0.02
$NG$	/	3	/	$P_{m_2}$	/	0.05	0.05
$NL$	/	1	/	$N$	120	120	120
$w$	0.8	0.8	/	$NJ$	5	5	5
$c_1$	0.8	0.8	/	$n$	7	7	7
$c_2$	0.8	0.8	/	$U$	3	3	3
$P_{c_1}$	/	0.5	0.5	$M$	50	50	50
$P_{c_2}$	/	0.9	0.9	$\lambda$	0.5	0.5	0.5

3.2.2 结果与分析

用 MATLAB 语言编写程序,分别用算法 MC-HPSOGA、PSO 和 GA 算法对调度实例进行 10 次

优化。MC-HPSOGA 算法得到的非劣解集目标值如表 9 所示。每个非劣解对应一个调度甘特图,其中第一个非劣解甘特图如图 2 所示。

表 9 MC-PSOGA 得到的非劣解集目标值

粒子	编码	目标 $f_1$	目标 $1/f_2$	目标 $f_3$
1	$x_1=[2\ 1\ 6\ 5\ 7\ 4\ 3],z_1=[1\ 1\ 1\ 1\ 3\ 3\ 3]$	113670s	1/1.0148=98.54%	20375s
2	$x_2=[1\ 4\ 6\ 3\ 5\ 2\ 7],z_2=[1\ 3\ 1\ 3\ 1\ 2\ 3]$	117185s	1/1.1153=89.66%	5965s
3	$x_3=[2\ 3\ 7\ 6\ 5\ 4\ 1],z_3=[1\ 3\ 2\ 2\ 1\ 3\ 1]$	114895s	1/1.0408=96.07%	18295s
4	$x_4=[3\ 7\ 2\ 1\ 5\ 6\ 4],z_4=[3\ 1\ 2\ 1\ 3\ 2\ 3]$	117155s	1/1.0504=95.20%	9325s
5	$x_5=[2\ 4\ 1\ 6\ 5\ 3\ 7],z_5=[2\ 3\ 1\ 1\ 1\ 3\ 3]$	113725s	1/1.0824=92.39%	6285s

调度甘特图显示了生产线上批次的种类和数量、加工开始时间和加工完成时间。从图 2 可以看到线 L1 的第一批工件为  $J_2-1$ ,批量为 192,由表 2 可知即为 GWS082 的第一批,加工准备时间为

3min,准备结束之后即开始加工,按表 4 所示的单件各工序加工时间和该批次的大小,计算出加工完成时间为 15205s;第二批工件为  $J_1-1$ ,即 GWS080 的第一批,加工开始时间为 14530s,加工完成时间

为 39200s,由于 GWS080 和 GWS082 为同一种族工件,因此有重叠部分;第三批工件为  $J_6-1$ ,即 GWSH1 的第一批,由于 GWSH1 和前批工件属不同种族工件,因此两批工件之间有间隙,为换模准备时间,由表 3 可以查得。以此类推,可以计算出各工件的开始加工时间和完成时间。

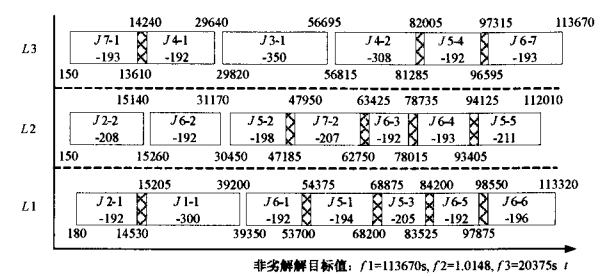


图 2 MC-HPSOGA 算法的第一个非劣解甘特图

根据得到的非劣解集和性能评价方法,计算由 MC-HPSOGA 算法、PSO 算法和 GA 算法得到的 C、TS 和 MS 指标,设 Y1、Y2 和 Y3 分别表示 MC-HPSOGA 算法、PSO 算法和 GA 算法,计算结果如表 10 和表 11 所示。

从表 10 可以得出,MC-HPSOGA 算法获得了比 PSO、GA 算法更低的 C 值,说明 PSO、GA 算法产生的非劣解受 MC-HPSOGA 档案成员支配的个数较多。表 11 显示,在 10 次运算中,MC-HPSOGA 算法获得的 TS 值有 7 次比 PSO 算法和 GA 算法得到的值都小,即所得的解分布更均匀;同时所得的 MS 值有 6 次最大,即该算法所得解集的覆盖范围更广。因此 MC-HPSOGA 算法是求解多目标多生产线调度问题的一种有效的方法。

表 10 三种算法计算结果的性能指标 C 对比

运行次数	C(Y1,Y2)	C(Y2,Y1)	C(Y1,Y3)	C(Y3,Y1)	C(Y2,Y3)	C(Y3,Y2)
1	0.50	0.00	0.00	0.40	0.00	0.20
2	0.20	0.20	0.20	0.40	0.00	0.20
3	0.00	0.50	0.00	0.00	0.40	0.40
4	0.00	0.2	0.20	0.00	0.40	0.20
5	0.20	0.20	0.00	0.20	0.20	0.00
6	0.20	0.40	0.20	0.40	0.00	0.00
7	0.20	0.20	0.20	0.60	0.60	0.20
8	0.20	0.20	0.20	0.60	0.20	0.20
9	0.00	0.00	0.20	0.40	0.40	0.20
10	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20	0.20
平均值	0.17	0.21	0.14	0.32	0.24	0.20

表 11 三种算法计算结果的性能指标 TS 与 MS 对比

指标 算法		TS			MS		
		Y1	Y2	Y3	Y1	Y2	Y3
运算次数	1	0.3990	0.4445	0.4307	0.9761	0.9517	0.9331
	2	0.3500	0.3597	0.8718	0.9876	0.9935	1.0005
	3	1.0272	1.2470	0.7485	0.9552	1.0043	0.9728
	4	0.3087	0.6205	1.0845	0.9913	0.9197	0.8732
	5	0.4654	0.7111	0.7265	0.9967	0.9926	0.8906
	6	0.6424	0.6001	0.4557	1.6520	0.9712	0.7453
	7	0.5532	0.6689	0.6889	1.5908	1.0000	1.5588
	8	0.1540	0.2684	0.2945	0.8368	0.9764	0.9519
	9	0.4757	0.2995	0.5202	0.8701	0.9570	1.0033
	10	0.2984	0.5658	0.7462	0.9463	0.7251	0.7579

5 结语

针对多目标多生产线作业协调调度问题的复杂

性,本文提出了基于协同进化思想的 PSO-GA 混合优化算法,并运用该算法求解最小批量动态分批的多目标多生产线协调调度问题。仿真结果表明,本

文设计的算法能更好地保证种群的多样性和分布的均匀性,具有一定的实用价值。

然而,本文提出的调度模型中的加工时间等基本参数是确定的,但在实际生产中这些参数往往是模糊的,因此如何建立此类问题的模糊调度模型在以后的研究中需进一步思考。另外,所提出的调度目标也未包含成本等重要因素,这也是以后需研究的内容。

## 参考文献:

- [1] 宋存利,时维国,黄明. 遗传算法在并行多机调度问题中的应用[J]. 大连铁道学院学报,2004,25(2):42-45.
- [2] 陈庄,陆嘉希. 基于遗传算法的多生产线排产优化调度在离散制造过程中的应用[J]. 重庆工学院学报自然科学版,2009,23(9):68-72.
- [3] 刘志雄,王少梅. 基于粒子群算法的并行多机调度问题研究[J]. 计算机集成制造系统,2006,12(2):183-187,296.
- [4] Coello Coello C A, Reyes S M. A co-evolutionary multi-objective evolutionary algorithm [J]. Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation,2003,1(8):482-489.
- [5] 张晓东,严洪森. 并行生产线的批量分割和调度优化[J]. 计算机集成制造系统,2004,10(11):1408-1415.
- [6] 欧微,邹逢兴,高政等. 基于多目标粒子群算法的混合流水车间调度方法研究[J]. 计算机工程与科学,2009,31(8):52-56.
- [7] 袁代林,陈虬. 多目标优化的一种改进微粒群算法[J]. 计算机仿真,2010,27(6):234-238.
- [8] Wang L, Wu H, Tang F, et al. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for flow shop scheduling[J]. Advances in Intelligent Computing,2005,(3645):636-644.
- [9] Gen M, Gao J, Lin L. Multistage-Based genetic algorithm for flexible job-shop scheduling problem [J]. Intelligent and Evolutionary Systems,2009,(187):183-196.
- [10] Rera T M, Mozghan A, Azar S B. Solving a multi-objective job shop scheduling problem with sequence-dependent setup times by a Pareto archive PSO combined with genetic operators and VNS [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2010,(53):733-750.
- [11] Zhong W C, Liu J, Jiao L C. Job-Shop scheduling based on multiagent evolutionary algorithm [J]. Advances in Natural Computation,2005,(3612):925-933.
- [7] Melnik M I, Alm J. Does a seller's reputation matter? evidence from eBay auctions[J]. Journal of Industrial Economics,2002,50(3):337-349.
- [8] Dewan S, Hsu V. Adverse selection in electronic markets: evidence from online stamp auctions[J]. Journal of Industrial Economics,2004,52(4):497-516.
- [9] Livingston J. How valuable is a good reputation? a sample selection model of internet auctions[J]. Review of Economics and Statistics,2005,87(3):453-465.
- [10] Dewally M, Ederington L H. Reputation, certification, warranties and information as remedies for seller-buyer information asymmetries: lessons from the online comic book market[J]. Journal of Business,2006,79(2):693-730.
- [11] Houser D, Wooders J. Reputation in auctions: theory and evidence from eBay[J]. Journal of Economics and Management Strategy,2006,15(2):353-369.
- [12] Yoon E, Guffey H J, Kijewski V. The effects of information and company reputation on intentions to buy a business service [J]. Journal of Business Research,1993,27(3):215-228.
- [13] Mudambi S. Branding importance in business-to-business markets: three buyer clusters [J]. Industrial Marketing Management,2002,31(5):25-33.
- [14] Cretu A E, Brodie R J. The Influence of brand image and company reputation where manufacturers market to small firms; a customer value perspective[J]. Industrial Marketing Management,2007,36(2):30-40.
- [15] Devine I, Halpern P. Implicit claims: the role of corporate reputation in value creation[J]. Corporate Reputation Review,2001,4(1):42-49.
- [16] Fombrun C J. Reputation: realizing value from the corporate image[M]. Boston: Harvard Business School Press,1996.
- [17] Zhang D, Dong J, Nagurney A. Innovations in Financial and Economic Networks[M]. England: Edward Elgar Publishers,2003.
- [18] 王涛,顾新. 基于社会资本的知识链成员间相互信任产生机制的博弈分析[J]. 科学学与科学技术管理,2010,(1):76-80.
- [19] 高维和,陈信康,江晓东. 声誉、心理契约与企业间关系:基于在华外资企业采购视角的研究[J]. 管理世界,2009,(8):102-112.
- [20] 周黎安,张维迎,顾全林,沈懿. 信誉的价值:以网上拍卖交易为例[J]. 经济研究,2006,(12):81-91.
- [21] 张良桥. 进化稳定均衡与纳什均衡:兼谈进化博弈理论的发展[J]. 经济科学,2001,(3):103-111.
- [22] Friedman. Evolutionary games in economics[J]. Econometrica,1991,59(3):637-666.
- [23] 张维迎. 法律制度的信誉基础[J]. 经济研究,2002,(1):3-13.
- [24] 高维和,陈信康. 组织间关系:基于心理契约的建构[J]. 经济管理,2008,30(21-22):101-107.

(上接第34页)