

多目标柔性车间调度的文化基因非支配排序粒子群算法^①

毛志慧, 王 艳, 纪志成

(江南大学 物联网工程学院, 无锡 214122)

摘 要: 本文以离散型柔性制造车间为对象, 以缩短生产周期、减少机器空转时间和提高产品合格率为优化目标, 提出一种文化基因非支配排序粒子群算法. 该算法采用二维编码方式. 首先, 分别对工序和机器分配进行不同的变异操作, 建立了多目标离散型资源优化调度模型. 然后, 采用非支配排序策略和随机游走法获得 Pareto 最优解, 接着利用层次分析法给出资源优化配置方案. 最后, 利用实际生产数据进行仿真, 结果表明所提出的优化算法具有平衡全局搜索能力和局部搜索能力的特性.

关键词: 离散制造; 智慧车间; 优化调度; 粒子群; 非支配排序

Memetic Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving the Multi-objective Flexible Job Shop Scheduling Problem

MAO Zhi-Hui, WANG Yan, JI Zhi-Cheng

(Jiangnan University, College of the Internet of Things, Wuxi 214122, China)

Abstract: In this paper, a memetic non-dominated sorting particle swarm optimization algorithm is proposed for the discrete flexible job shop scheduling. Shorting the production period, reducing the machine idle time and improving the product qualification rate are the algorithm's optimization objectives. This algorithm adopts two-dimensional coding method. First, a multi-objective discrete resources optimization scheduling model is established by different mutation operation for the process and the machine allocation. Then, the Pareto optimal solution is obtained using the non-dominated sorting strategy and the random walk method. Besides, using the analytic hierarchy method, the resource optimal allocation scheme is given. Finally, the actual production data is used for simulation. The result shows that the proposed optimization algorithm can balance the global search and the local exploitation abilities.

Key words: discrete manufacturing; intelligent workshop; optimal scheduling; particle swarm; non-dominated sorting

1 概述

智能制造车间是利用无线射频技术、无线传感器网络、GPS 定位、红外感应等物联网技术, 将制造车间内生产管理五大要素: 人、机、料、法、环的信息与网络连接起来, 进行数据信息交换和通讯, 通过服务端的分析和统计, 实现对生产管理五大要素智能化识别、定位、跟踪、监控和管理, 从而使制造车间变为全数字化、信息化^[1]. 制造车间的资源优化问题, 是指利用来自制造车间的感知数据, 采用合理的多目标

优化与决策算法, 优化生产计划与资源配置, 满足实际生产过程所期望的性能指标, 有效提升资源的能效.

柔性工作车间调度问题 (Flexible Job Shop Scheduling Problem, FJSP) 是经典的 NP-Hard 问题, 它具有柔性加工路径, 即每道工序可以在多台不同的机器上加工, 更符合实际的生产环境. 随着计算机技术的发展, 智能优化技术被广泛地应用于求解 FJSP 问题. 文献[2]提出一种遗传算法和本地搜索方法相结合的混合搜索方法, 分别采用启发式策略和分支界定策略解

^① 基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划)(2014AA041505)

收稿时间: 2015-01-16; 收到修改稿时间: 2015-04-02

决资源分配和排序问题. 文献[3]将蚁群算法和禁忌搜索算法相结合提高了算法的收敛速度. 关于 FJSP 问题的文章^[4-6], 很多研究的都是单目标问题, 而现实中单一目标很难反映实际生产车间调度问题, 因而对多目标 FJSP 问题的研究显得尤为重要.

通常多目标 FJSP 问题的各个子目标之间是相互冲突的, 因而这类问题往往不存在使所有子目标同时达到最优值的解, 因而只能在它们中间进行协调和折中处理, 得到符合 Pareto 最优概念的一组解, 称为 Pareto 最优解集或者 Pareto 非支配解集^[7]. 目前国内外学者已提出一些求解多目标优化问题的算法. 如文献[8]提出了强度帕累托进化算法 (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2, SPEA2), 在 SPEA 的基础上, 对适应度值分配策略、个体分布性的评估方法以及非支配解的更新进行了改进. 文献[9]将粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 和局部搜索法结合起来求解多目标问题. 文献[10]提出了改进离散人工蜂群算, 文献[11]提出改进混沌蛙跳算法用于求解多目标问题, 这两种方法都将非支配排序法应用其中, 并取得了不错的效果. 但是随着应用领域的不断扩大, 种群的多样性保持和收敛速度方面尚不能令人满意.

本文对智能制造车间环境进行描述, 基于车间的信息交互, 以最大完工时间、机器空转时间、产品次品率为优化目标, 对工序和机器分配采用不同的变异操作, 采用二维编码方法, 建立智能制造系统环境下的多目标离散型柔性制造车间调度模型, 提出一种文化基因非支配排序粒子群算法 (Memetic Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization, MA-NSPSO). 该算法利用非支配排序和拥挤距离排序策略, 确保 MA-NSPSO 算法的搜索方向朝着真正的 Pareto 最优曲面逼近, 获得有效的 Pareto 最优解集, 并且结合随机游走法, 防止算法陷入局部最优. 最后, 根据生产现场的实际数据, 模拟生产过程, 对相关实例进行求解, 验证了本文算法的可行性.

2 智能制造车间调度问题描述

2.1 资源优化问题描述

离散型 FJSP 问题可以描述为: N 个互相独立的工件要在 $M (> 2)$ 台机器上加工完成, 工件的每道工序可以在多台机器上加工, 每台机器上也可以加工多种工序, 要求确定所有工序在每台机器上的分配情况包括

每台机器分别需要加工多少道工序和这些工序的顺序^[12, 13].

为便于建立数学模型和求解问题, 因此对实际加工过程进行一些抽象和简化:

- (1) 同一时刻同一台机器只能对一道工序进行加工;
- (2) 加工过程中, 每个工件的每道工序都不能被中断;
- (3) 同一工件的工序有先后约束, 不同工件的工序之间没有先后顺序;
- (4) 不同工件的优先级是相同的;
- (5) 在零时刻所有工件加工的概率相同.

具有 n 个决策变量、 m 个目标变量的多目标 FJSP 问题可以表述为^[14]:

$$\begin{aligned} \min y = f(x) &= [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)]^T \\ \text{s.t.} \\ g_i(x) &\leq 0, i = 1, 2, \dots, q \\ h_j(x) &= 0, j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (4)$$

其中, 决策向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 目标向量 $y \in R^m$, $f_i(x), i = 1, 2, \dots, m$ 是目标函数, $g_i(x) \leq 0$, $h_j(x) = 0$ 为约束条件. 通常, 此类多目标问题不存在唯一的全局最优解, 但能够找到其非劣最优解 (Pareto optimal).

本文针对离散型 FJSP 的生产周期、机器空转时间和产品合格率等 3 种性能指标进行优化. 目标函数的具体定义为^[15, 16]:

(1) 生产周期. 即工序的最大加工完成时间:

$$f_1 = \text{Max}(C_i) \quad (1)$$

其中, C_i 表示工件 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 的完工时间, n 是待加工的工件个数.

(2) 机器空转时间. 为了使产出最大化, 应减少机器的空转时间:

$$f_2 = \sum \Delta T_k \quad (2)$$

其中, ΔT_k 表示第 k ($k = 1, 2, \dots, m$) 台机器从开机到停车过程中的空转时间, m 是机器数量.

(3) 产品合格率. 产品的合格率受多种因素影响, 对于生产调度而言, 让操作熟练的工人和性能优异的机器承担更多的任务是提高产品合格率的有效方法:

$$f_3 = \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^m N_{kj} E_k \quad (3)$$

其中, N_{kj} 表示加工第 j ($j = 1, 2, \dots, s$) 道工序的第 k 台机器加工工件的个数, S 表示工件 i 的工序道数, E_k 表示该机器和相应工人的综合品质属性, $N_{kj} E_k$ 表示在第 k 台机器上加工第 j 道工序工件的合格产品个数.

2.2 目标参数值获取

考虑智能制造车间环境下, 工件的生产周期、设备物资的资源使用、设备运行及人员加工技能与质量可获取的优势. 本文以缩短生产周期、减少机器空转时间和提高产品合格率为优化目标, 这些目标为影响实际生产资源能效的主要指标. 缩短生产周期可以提高车间的生产能力, 并保证产品按时交货; 减少机器的空转时间可以提高机器的使用效率, 延长机器的使用寿命; 提高产品的合格率可以减少次品、废品的产生, 减少各项生产资源的不必要消耗, 优化制造能效. 因此上述三个目标参数值的获取描述如下:

(1) 工件 i 完工时间 C_i : 智能制造系统环境下, 每个工件均配置与其唯一对应的标签, 用于对工件全生命周期的跟踪. 工件 i 在某道工序上的完工时间 C_i 可以根据对其采集的开始加工与结束加工的时间, 计算得出.

(2) 机器的空转时间 ΔT_k : 智能制造系统环境下, 利用传感器对设备的运行状态进行监控, 从而可针对每台机器的运行状态信息, 计算从开机到停车过程中的空转时间. 同时, 将实时信息与调度信息相比较, 若实时信息与调度信息有偏差, 系统将进行远程控制, 使其满足优化调度的要求.

(3) 机器和相应工人的综合品质属性 E_k : 机器和工人的综合品质信息由 RFID 采集, 设定评价周期, 通过对周期内每台机器和工人完成工件的合格率进行分析, 给出综合品质属性 E_k .

3 文化基因非支配排序粒子群优化算法

3.1 PSO 算法

PSO 算法是从鸟类捕食的行为特征中得到启发并用于求解优化问题的智能算法, 与其他大部分进化算法不同的是, PSO 算法是一种群体智能算法, 算法中每个粒子都代表着一个潜在解, 粒子的移动方向和距离是由速度决定的^[17,18].

假设 X 是由 n 个粒子组成的种群, 其搜索空间维数为 D . V_{id} 表示粒子 i 在 d 维空间的速度, X_{id} 表示粒子 i 在 d 维空间的位置, 其个体极值为 P_i , 群体极值为 P_g . 在每次迭代过程中, 粒子通过个体极值和群体极值更新自身的速度和位置:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \quad (5)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (6)$$

其中, ω 为惯性权重; $1 \leq d \leq D$; $1 \leq i \leq n$; k 为当前迭代次数; c_1 和 c_2 是非负常数, 称为加速度因子; r_1 和 r_2 为分布于 $[0,1]$ 内的随机数.

3.2 全局搜索策略—非支配排序和拥挤距离排序

非支配排序遗传算法(NSGA-II)是目前为止最优秀的多目标算法之一. NSGA-II 算法具有计算复杂度较低, 种群多样性较高, 进化水平更高等特点, 已成为多目标粒子群算法构成 Pareto 最优解的主流方法^[17-19].

NSGA-II 中的非支配排序策略, 其操作过程如图 1 所示. 设种群规模 N . 首先由当前支配解集 P_t 和当前的子代 Q_t 共同构造种群 R_t , 其种群大小为 $2N$. R_t 根据支配关系得到一系列非支配 Pareto 解集, 依次为 F_1, F_2, F_3 等. F_1 级别最高, 如果 F_1 的数量小于 N , 则把 F_1 的成员全部选择到种群 P_{t+1} 中. P_{t+1} 的剩下成员将在 F_2, F_3 等中选择, 直到数量为 N 时为止.

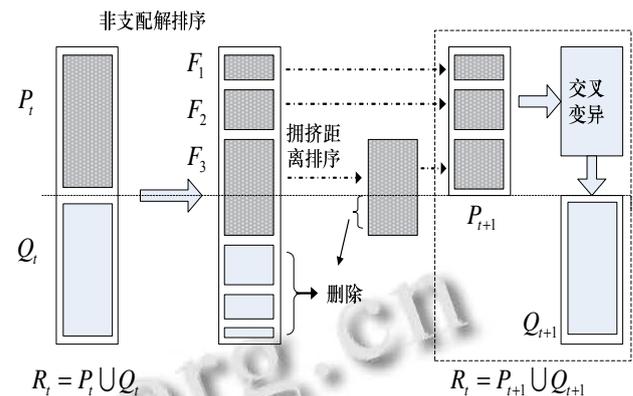


图 1 NSGA-II 排序过程

图 1 中, F_3 集合的第一个成员次序小于 N , 而最后一个成员次序大于 N , 为了保持种群多样性, NSGA-II 中需要对 F_3 进行拥挤距离排序. 拥挤距离大的个体优先.

本文通过比对, 选择 NSGA-II 中的非支配排序和拥挤距离排序策略做为基本粒子群的全局搜索策略. 从而可以确保搜索方向朝着真正的 Pareto 最优曲面逼近、并尽可能快速识别非支配个体、提高非支配解集构造效率, 获得有效的 Pareto 最优解集.

3.3 局部搜索策略—随机游走法

为了提高粒子群算法的收敛速度和解的精度, 本文采用随机游走法作为局部搜索策略. 随机游走法是利用随机数来寻求最优解的算法, 它是从概率学发展

而来的. 其特点是以当前情况为基础进行下一步优化操作而不考虑各种可能的整体情况, 这样可以省去大范围搜索而耗费的大量时间, 达到快速收敛的目的, 并且操作过程非常方便, 十分适合实际应用, 可以表示如下:

$$x_i = x_{i-1} + \lambda u_{i-1} \quad (7)$$

其中 x_i 表示在 $i-1$ 步为便于建立数学模型和求解问题, 因此对实际加工过程进行一些抽象和简化:

- (1)同一时刻同一台机器只能对一道工序进行加工;
- (2)加工过程中,每个工件的每道工序都不能被中断;
- (3)同一工件的工序有先后约束,不同工件的工序之间没有先后顺序;
- (4)不同工件的优先级是相同的;
- (5)在零时刻所有工件加工的概率相同.

λ 是规定的常量, 其大小决定了搜索范围. u_i 是随机产生的单位向量.

随机游走局部优化算法的流程如下:

Step1: g_{best} 是粒子群算法找到的最优解. $\lambda = 0.5$ 是步长, $\epsilon = 0.05$ 是最小步长, t 是迭代次数;

Step2: 令 $t = 1$;

Step3: 如果 $t < 10$, 执行下列步骤:

(1) $x = g_{best}$, 产生一组随机数 $r_1, r_2, r_3, \dots, r_n \in [-1, 1]$, n 是搜索空间的维数. 使 $h = (r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_n^2)$, 如果 $h > 1$ 则重新产生随机数直到 $h \leq 1$;

$$(2) \text{求解 } u = \frac{1}{\sqrt{r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_n^2}} \begin{Bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_n \end{Bmatrix};$$

(3) $x_1 = x + \lambda u$;

Step4: 如果 $g_{best} = x_1$, 那么 $t = t + 1$, 转步骤 Step3;

Step5: 令 $\lambda = \lambda / 2$. 如果 $\lambda > \epsilon$, 转步骤 Step2, 否则输出 g_{best} .

3.4 MA-NSPSO 算法

文化基因算法(Memetic Algorithm, MA)^[19]是由 Pablo Moscato 首先提出的, 其实质是一种基于种群的全局搜索和基于个体的局部启发式搜索的结合体, 在某些问题领域与传统的全局搜索方法相比, 文化基因算法的搜索效率要快几个数量级. 本文将非支配排序和拥挤距离排序法结合作为基本粒子群算法的全局搜

索策略, 随机游走法作为局部搜索策略, 提出一种文化基因非支配排序粒子群算法(MA-NSPSO).

3.4.1 编码

根据 FJSP 问题不仅需要考虑到工序的先后顺序, 还要考虑给工序分配合适机器的特点. 本算法采用二维编码的方式, 一个粒子对应着一个候选调度方案. 每个粒子由两部分组成, 第一部分 $X[1]$ 决定了工件的工序调度顺序, $X[1]$ 的每个分量表示一个工件的工序. 第二部分 $X[2]$ 决定了工序的加工机器, $X[2]$ 的每个分量表示加工机器的编号. 如图 2 所示, $X[1]$ 和 $X[2]$ 的第一个分量 2 和 5 表示 2 号工件的第一道工序在 5 号机器上执行. $X[1]$ 和 $X[2]$ 的第二个分量 3 和 2 表示 3 号工件的第一道工序在 2 号机器上执行.

$X[1]$	2	3	1	2	1	3	3	1	2
$X[2]$	5	2	3	1	2	4	3	2	4

图 2 基于工序的粒子编码

3.4.2 变异

本文采用两种变异操作来防止算法陷入局部最优, 一种是基于工序编码的变异操作, 变异算子首先从种群中选取变异粒子, 然后选择变异位置 Position1 和 Position2, 最后把个体中的加工工序对换. 如图 3 所示, 选择粒子 $X[1]$, 变异位置分别是 3 和 6, 得到可行的子代 $X[1]^*$.

$X[1]$	2	3	1	2	1	3	3	1	2
$X[1]^*$	2	3	3	2	1	1	3	1	2

图 3 基于工序的变异操作

另一种是基于机器分配的变异操作, 首先从种群中随机选取变异粒子, 然后选择变异位置 Position1 和 Position2, 最后随机产生机器编号, 把原有的编号替换, 产生的机器编号不大于机器总数. 如图 4 所示, 选择粒子 $X[2]$, 变异位置分别是 1 和 4, 得到可行的子代 $X[2]^*$.

$X[2]$	5	2	3	1	2	4	3	2	4
$X[2]^*$	3	2	3	4	2	4	3	2	4

图 4 基于机器的变异操作

综上所述, MA-NSPSO 算法流程描述如下:

Step1: 设 t , 初始化粒子群及所有参数:

- (1)初始化种群 $X_i[L]$ 和粒子的速度;
- (2)初始化父代种群 P_i 和子代种群 Q_i ;
- (3)分别根据各个子目标函数计算粒子的适应度值

Fit ;

- (4) g_{best} 为种群的全局最优粒子.

Step2: 更新粒子的速度和位置:

- (1)根据全局最优解和个体最优解更新种群 $X_i[L]$ 和粒子的速度;
- (2)使用变异操作获得新的种群 $X_i[L]$;
- (3)子代种群 $Q_i = X_i[L]$;

Step3: 使用随机游走法进行局部优化操作;

Step4: 重新计算粒子的适应度值 Fit ;

Step5: 合并父代种群和子代种群 $R_i = P_i \cup Q_i$, 找出种群中非支配最优解并分配等级为 F_1, F_2, F_3, \dots ;

Step6: 按照非支配等级的高低构造种群 P_{t+1} , 当非支配等级相同时, 选择拥挤距离大的个体, 且 $t = t + 1$;

Step7: 若满足终止条件, 即达到最大迭代次数, 则算法终止, 输出最优解, 否则转步骤 Step2.

4 实验及分析

本文以离散机械制造车间调度为实例, 对实际加工过程采集的数据经处理后, 获得表 1 和表 2. 表 1 为机器和工人综合属性系数表, 表 2 给出了每道工序的加工机器及其加工时间.

表 1 机器品质属性系数表

编号	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8
品质	0.8	0.3	0.9	0.7	0.4	0.8	0.7	0.6

表 2 各工序及其加工机床时间表

工件	工序	加工时间 t/h							
		M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8
J_1	O_{11}	-	12	-	-	14	-	20	-
	O_{12}	18	-	-	19	-	-	11	-
	O_{13}	-	-	14	9	-	17	-	-
	O_{14}	-	11	-	-	9	-	-	12
	O_{15}	15	-	-	8	-	-	-	18
J_2	O_{21}	-	-	12	19	14	-	-	-
	O_{22}	8	-	-	9	-	-	15	-
	O_{23}	16	7	-	-	-	9	-	-
J_3	O_{31}	-	-	-	11	10	-	-	13

J_4	O_{32}	-	-	12	18	-	-	14	-
	O_{33}	9	-	-	15	7	-	-	-
	O_{34}	-	12	-	-	-	5	-	9
	O_{35}	3	-	-	4	-	8	-	-
J_4	O_{41}	-	19	-	-	7	-	13	-
	O_{42}	-	-	8	-	11	-	-	16
	O_{43}	-	11	-	8	-	-	18	-
	O_{44}	6	-	-	-	-	-	14	9

文中优化算法中参数设置如下: $w_0=1.3, c_1=1.6, c_2=1.5, gen=300, popsize=50, \text{变异率 } w_1=0.35$. 惯性权重 w_0 描述了粒子的惯性对于速度的影响, 较大的惯性权重全局寻优能力强, 有利于跳出局部极小点. 学习因子 c_1, c_2 决定粒子个体经验信息和其他粒子经验信息对寻优轨迹的影响, 反应了粒子之间的信息交换. c_1 取较大值, c_2 取较小值, 让粒子多向自己的最优 $pbest$ 学习, 向社会最优 $gbest$ 学习少一些, 使粒子的全局搜索能力增强. 目的是让利用提出的 MA-NSPSO 算法求解可得 Pareto 非支配解集如表 3 所示.

表 3 得到的 Pareto 解

序号	最大完工时间(h)	机器空转时间(h)	产品合格率系数
1	60	53	0.0585
2	64	82	0.0562
3	62	57	0.0568
4	66	79	0.0565
5	59	68	0.0588
6	59	64	0.0610
7	60	85	0.0556
8	65	85	0.0565
9	66	63	0.0575
10	62	62	0.0592
11	62	72	0.0578
12	62	57	0.0680
13	64	59	0.0610
14	59	72	0.0610
15	63	68	0.0568
16	64	91	0.0559
17	64	60	0.0602
18	63	91	0.0562
19	64	62	0.0585
20	59	75	0.0588
21	64	87	0.0575
22	68	62	0.0592
23	60	89	0.0588
24	62	93	0.0585
25	62	67	0.0621

26	61	75	0.0599
27	63	71	0.0610
28	65	64	0.0614
29	65	82	0.0575
30	69	63	0.0585
31	63	83	0.0588
32	63	85	0.0585
33	64	63	0.0667
34	66	62	0.0595
35	65	73	0.0602
36	66	76	0.0575
37	62	80	0.0602
38	69	85	0.0585
39	69	92	0.0578
40	63	78	0.0610
41	66	64	0.0595
42	62	68	0.0625
43	63	85	0.0592
44	63	87	0.0625
45	66	83	0.0595
46	64	82	0.0621
47	65	87	0.0625
48	67	85	0.0617
49	65	91	0.0637
50	66	88	0.0629

4.1 层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)决策过程

本文采用 AHP 从得到的 Pareto 非支配解集中选出最优解, AHP 具体如下:

4.1.1 确立判断矩阵

实例决策时重要性依次为最大完工时间, 产品合格率, 机器空转时间. 用 1~9 之间的数据表示他们之间两两重要程度, 得到判断矩阵

$$A = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \\ f_1 & 1 & 1/5 & 1/3 \\ f_2 & 5 & 1 & 3 \\ f_3 & 3 & 1/3 & 1 \end{bmatrix}$$

经计算得到权重矢量: $W = (0.10, 0.64, 0.26)^T$.

4.1.2 计算决策矩阵

多目标决策过程的一个显著问题是各个指标的量纲不同, 没有统一标准, 无法比较. 因此, 在综合评定之前, 需要进行无量纲化处理, 即将指标的特征值同一变换到[0,1]范围内. 本文采用如下方法来进行同一量化处理.

设 b_{ij} 表示指标 f_j 对 Pareto 方案 X_i 量纲化后的一个值, 定义函数:

$$b_{ij} = \frac{a_j^{\max} - a_{ij}}{a_j^{\max} - a_j^{\min}}, \quad a_j^{\max} = \max\{a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj}\}$$

$$a_j^{\min} = \min\{a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{pj}\}$$

式中, $i=1, 2, \dots, p$ 是评价方案的数量; $j=1, 2, \dots, q$ 是指标 f_j 的数量; a_{ij} 是 Pareto 方案中指标 f_j 的值. 由上式可得到方案的决策矩阵 $B = (b_{ij})_{p \times q}$.

4.1.3 综合评判

计算 $D = (D_i) = BW^T = \sum_{j=1}^q b_{ij} w_j$, 可得到评价方案满意度矩阵 $(D_i)_p$.

取 $D_L = \max(D_i) = D_{11}$, 说明方案 11 为最满意方案, 其对应的调度解甘特图如 5 所示.

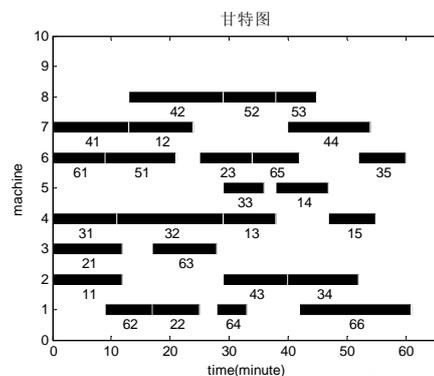


图 5 资源调度解甘特图

4.2 MA-NSPSO 与 PSO 对比

下面分别从机器最大完工时间、次品率两个方面与标准粒子群算法所得到的结果进行比较, 以证明本文算法可行有效.

MA-NSPSO 算法对于各个单独目标都能够找到相对最好的最优解, 并且在最优解的精度上有很大的提高. 实际柔性车间调度生产所要求的最佳工序, 侧重该工序对应的各个目标的精度, 因此该算法可用在柔性调度车间实际生产中.

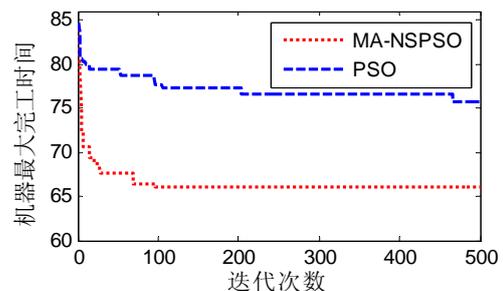


图 6 机器最大完工时间对比图

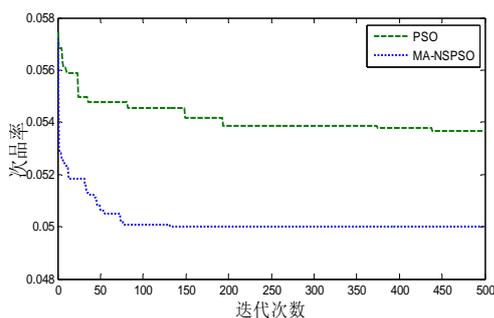


图 7 次品率对比图

MA-NSPSO 算法在任意一次迭代过程中, 其所得最优解都要比 PSO 算法更加好, 表明该算法具有一般通用性, 对于解决实际问题有一定的实用性. 综合来看, 在收敛速度上, MA-NSPSO 算法相对 PSO 算法有明显的提高. 在收敛精度上, MA-NSPSO 算法有着比较高的收敛精度, 超过了 PSO 算法并且从图上可以看出, 在任意时刻 MA-NSPSO 的值都比标准 PSO 算法的最优值更好, 更满足实际要求.

5 结束语

本文以离散型柔性制造车间资源优化调度问题为研究对象, 利用智能制造车间环境下, 生产过程多源信息可获取的条件, 以缩短加工周期、减少设备空转时间及能效优化作为调度目标, 建立了离散制造多目标 FJSP 模型, 并设计了求解多目标 FJSP 问题的 MA-NSPSO 算法, 实验结果表明, 本文的 MA-NSPSO 算法能够有效地向 Pareto 最优前沿优化, 求得的 Pareto 最优解集具有良好的分布性, 算法具有较优的收敛性, 并通过决策方法可帮助决策者获得期望的资源优化调度方案. 本文的模型和算法对于实际生产调度问题具有一定的理论价值和应用价值.

参考文献

- 李俊青, 潘全科, 王玉亭. 多目标柔性车间调度的 Pareto 混合禁忌搜索算法. 计算机集成制造系统, 2010, 16(7): 1419-1426.
- Zribi N, Kacem I, Kamel AE, Borne P. Assignment and scheduling in flexible job-Shops by hierarchical optimization. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part C: Applications and Reviews, 2007, 37(4): 652-661.
- Liouane N, Saad I, Hammadi S, Borne P. Ant systems and local search optimization for flexible job shop scheduling production. International Journal of Computers, Communications and Control, 2007, 2(2): 174-184.
- Yuan Y, Xu H, Yang J. A hybrid harmony search algorithm for the flexible job shop scheduling problem. Applied Soft Computing, 2013, 13(7): 3259-3272.
- Li JQ, Pan QK, Suganthan PN, Chua TJ. A hybrid tabu search algorithm with an efficient neighborhood structure for the flexible job shop scheduling problem. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 52(5): 683-679.
- Zhang Q, Manier H, Manier MA. A genetic algorithm with tabu search procedure for flexible job shop scheduling with transportation constraints and bounded processing times. Computers & Operations Research, 2012, 39(6): 1713-1716.
- Kacem I, Hammadi S, Borne P. Pareto-optimality approach for flexible job-shop scheduling problems: Hybridization of evolutionary algorithms and fuzzy logic. 2002 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2002, 60. 245-276.
- Zitzler E, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: empirical results. Evolutionary Computation, 2002, 8(2): 173-195.
- Moslehi G, Mahnam M. A pereto approach to multi-objective flexible job-shop scheduling problem using particle swarm optimization and local search. International Journal of Production Economics, 2011, 129 (1): 14-22.
- Li J, Pan Q, Xie S. Pareto-based discrete artificial bee colony algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problems. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 55(9): 1159-1169.
- Li J, Pan Q, Xie S. An effective shuffled frog-leaping algorithm for multi-objective flexible job shop scheduling problems. Journal of Applied Mathematics and Computing, 2012, 218(18): 9353-9371.
- Wang ML, Dai QY, Zhang XW. A RFID-enabled MES for real-time pharmaceutical manufacturing supervision. Proc. of the IEEE International Conference on RFID-Technology and Applications. Guangzhou. IEEE Press. 2010. 49-53.
- Doer KH. A hybrid approach to the valuation of RFID/MEMS technology applied to ordnance inventory. International Journal of Production Economics, 2006, 103: 726-741.
- 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用. 北京: 科学出版社, 2009.
- 武福, 张治娟. 一种求解柔性作业车间调度问题的混合智能算法. 组合机床与自动化加工技术, 2013, (5): 130-133.
- 吴秀丽, 孙树栋, 余建军. 多目标柔性作业车间调度优化研究. 计算机集成制造系统, 2006, 12(5): 731-736.
- Moscato P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: towards memetic algorithms. Technical Report Caltech Concurrent Computation Program. California. IEEE Press. 1989. 1-67.
- Lei DM. A pareto archive particle swarm optimization for multi-objective job shop scheduling. Computers and Industrial Engineering, 2008, 54(4): 960-971.
- 陈民铀, 张聪誉, 罗辞勇等. 自适应进化多目标粒子群优化算法. 控制与决策, 2009, 24(12): 1851-1855, 1864.