

面向网络化制造的多工艺路线规划与调度集成

叶林, 袁晓玲

(西安交通大学经济与金融学院, 710049, 西安)

摘要: 针对传统的工艺规划与生产调度方法难以满足网络化制造环境下多工艺规划与生产调度集成的问题,建立了一种多工艺路线规划与生产调度集成数学模型,以实现网络化制造环境下多制造任务的工艺路线规划与生产调度的协同决策,产生符合实际生产需要的工艺路线与生产调度方案. 为了实现对该集成数学模型的有效解算,分别设计了遗传算法与免疫算法的模型解算方法进行求解,并比较了这2种解算方法的解算效果. 仿真结果表明,采用所建立的集成数学模型与解算方法可有效解决网络化制造环境下多工艺路线规划与调度集成的问题,但在求解效率与精度上免疫算法要优于遗传算法,从而为实际应用提供了借鉴.

关键词: 网络化制造; 工艺路线; 生产调度; 遗传算法; 免疫算法

中图分类号: TP272 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)05-0066-05

Integration of Multiple Process Routes Planning and Scheduling in Networked Manufacturing

YE Lin, YUAN Xiaoling

(School of Economics and Finance, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Due to the production flexibility in networked manufacturing, two functions of process planning and scheduling are tightly interwoven with each other and the integration of process planning and scheduling becomes the key point for an efficient utilization of manufacturing resources. Therefore, a mathematical model for the integration of multiple process routes planning and scheduling in networked manufacturing is presented. It is utilized to collaboratively produce the optimal process routes and scheduling schemes for practical manufacturing tasks production. For resolving this mathematical model, two solution algorithms based on genetic algorithm (GA) and immune algorithm (IA) respectively are designed and the sensitivities are analyzed. The simulation shows that the presented mathematical model and solution algorithms enable to deal with the integration problem of multiple process routes planning and scheduling in networked manufacturing effectively and efficiently, however, the resolving efficiency and precision of IA is better than that of GA, which provides a reference for enterprise production control.

Keywords: networked manufacturing; process route; scheduling; genetic algorithm; immune algorithm

制造任务的工艺路线规划与生产调度问题的本质是一个涉及任务、时间和资源的三维空间的多目标决策问题,其目的是在有限制造资源的约束下,柔性确定工件的工艺路线方案与特定工艺路线方案的各工序在其关联设备上的加工顺序和加工时间^[1-2].

在网络化制造环境下,针对其动态性、服务性和协同性的需求,使得制造任务的工艺路线规划及生产调度具有并行、协同的新特点,以同时产生工件的最优工艺路线与生产调度方案^[3]. 在传统的制造系统中,工艺规划和生产调度常分属不同部门,工艺规划为

生产调度提供输入数据,它们之间为串行关系,缺乏并行性和实时反馈性,使得制订出的工艺路线与生产调度方案难以满足实际生产的需求^[4-5]。

本文针对网络化制造环境下多工艺路线规划与生产调度之间的高度相关性与协同性的特点,提出一种多工艺路线规划与调度集成的模型,以实现制造任务的最优工艺路线与生产调度方案的协同决策与并行生成。针对集成模型的解算,分别设计了基于遗传算法(GA)与免疫算法(IA)的解算方法,分析了2种解算方法的优劣性,以期为实际应用提供借鉴。

1 数学模型

将网络化制造环境下多工艺路线规划与调度集成的数学模型描述为:①设有 n 个制造任务投放于一个网络化制造系统中,表示为 $N = \{J_i | 1 \leq i \leq n\}$; ②设制造任务 J_i 有 L_i 条可行工艺路线,表示为 $J_i R_i = \{R_{i,j} | 1 \leq j \leq L_i\}$, $R_{i,j}$ 为 J_i 的第 j 条可行工艺路线; ③设 $R_{i,j}$ 包含 $U_{i,j}$ 道工序,表示为 $R_{i,j} = \{O_{j,k} | 1 \leq k \leq U_{i,j}\}$, $O_{j,k}$ 表示 J_i 的工艺路线 $R_{i,j}$ 中的第 k 道工序; ④设该制造系统中包含 G 个设备,表示为 $M = \{f_g | 1 \leq g \leq G\}$, f_g 表示该制造系统中编号为 g 的设备; ⑤设 $(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g)$ 表示 J_i 中 $R_{i,j}$ 的 $O_{j,k}$ 在 f_g 上加工,记其开始加工时间和已加工时间分别为 $t_s(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g)$ 和 $t_p(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g)$; ⑥设 J_i 的交货期为 D_i 。

以总任务的最短完成时间为目标,建立多工艺路线规划与调度集成数学模型的目标函数

$$f = \min(t_m) \quad (1)$$

式中: t_m 为所有 n 个任务最后一道工序完成时间的最大值,表示为

$$t_m = \max\{t_s(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g) + t_p(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g)\}$$

$$i \in [1, n], j \in [1, L_i], k = U_{i,j}, g \in [1, G] \quad (2)$$

目标函数存在如下3个约束条件:加工时间的顺序约束

$$\begin{aligned} t_s(J_i, R_{i,j}, O_{j,k+1}, f_{g1}) - t_s(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_{g2}) &\geq \\ t_p(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_{g2}) & \\ i \in [1, n]; j \in [1, L_i]; k \in [1, U_{i,j} - 1] & \\ g_1, g_2 \in [1, G] & \end{aligned} \quad (3)$$

资源约束

$$\begin{aligned} t_s(J_x, R_{x,j}, O_{j,k}, f_g) - t_s(J_y, R_{y,l}, O_{l,m}, f_g) &\geq \\ t_p(J_y, R_{y,l}, O_{l,m}, f_g) & \\ x, y \in [1, n]; j \in [1, L_x]; l \in [1, L_y] & \\ k \in [1, U_{x,j}]; m \in [1, U_{y,l}]; g \in [1, G] & \end{aligned} \quad (4)$$

交货期约束

$$\begin{aligned} t_s(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g) + t_p(J_i, R_{i,j}, O_{j,k}, f_g) & \\ i \in [1, n]; j \in [1, L_i]; k = U_{i,j}; g \in [1, G] & \end{aligned} \quad (5)$$

2 基于GA的模型解算方法

为实现对数学模型的有效解算,首先设计了一种基于GA的模型解算方法,算法的具体设计与求解机制如下。

2.1 制造任务、加工设备与染色体编码设计

制造任务编码采用 (x, y, z, c, t) , 各元素的具体含义如图1所示。例如, $(1, 3, 2, 1, 3)$ 表示任务1的第3条可行工艺路线的第2道工序在具有车削加工能力的设备上加工,加工时间为3个时间单位。加工设备编码用 (g, c, s) 表示, g 为设备编号, c 为该设备的制造能力(与任务编码中的 c 相对应), s 为该设备的当前状态(0表示空闲,1表示非空闲)。

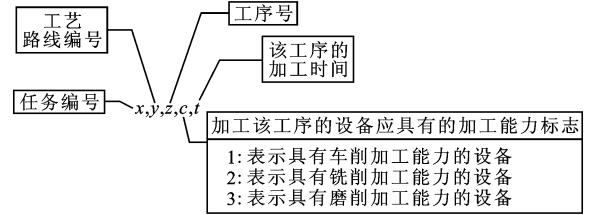


图1 制造任务编码

染色体编码:用编码 (x, y) 代表一个制造任务,其中 x, y 与图1工序编码中的 x, y 相对应,同一个编码 (x, y) 出现在染色体中的不同位置,并代表该制造任务的不同工序。设有 n 个制造任务,该 n 个制造任务中工序数目最多的工艺路线有 m 道工序,则染色体编码的长度为 $n \times m$ 。例如,将一个具有3个制造任务、最长工艺路线有4道工序的染色体编码表示如下

$(1, 1) - (2, 3) - (1, 1) - (3, 2) - (2, 3) - (3, 2) - (2, 3) - (1, 1) - (3, 2) - (1, 1) - (2, 3) - (0, 0)$
该染色体包含了3个制造任务的信息,即第1个任务的第1条工艺路线、第2个任务的第3条工艺路线和第3个任务的第2条工艺路线。应先加工任务1的第1条工艺路线的第1道工序,然后加工任务2的第3条工艺路线的第1道工序,最后加工任务1的第1条工艺路线的第2道工序,并依此类推。

当染色体编码长度达不到 $n \times m$ 时,则需要给该染色体编码最后补 $(0, 0)$, 以保持染色体的长度为 $n \times m$ 。

2.2 适应度函数设计

考虑到任务的完工时间和设备负载平衡方面的因素,设计适应度函数为

$$f_t = k_1 t_m + k_2 \omega \quad (6)$$

$$\omega = \sum |t_g - t_{ave}|$$

式中: k_1 、 k_2 分别为时间和负载权重系数; t_g 为 f_g 的实际加工时间; t_{ave} 为所有设备的平均加工时间。

2.3 算法的进化操作

算法的选择操作分为 2 个步骤: ①用赌轮法确定种群中的个体; ②采用最佳个体保存法保证上一代最佳个体遗传到其子代中. 交叉算子的基本思想与操作步骤如图 2 所示. 在 2 个父个体 P_1 、 P_2 中查找除 (0, 0) 外完全相同的基因, 如基因 (3, 2), 将 P_1 中基因 (3, 2) 的位置不变作为子个体 O_1 中 (3, 2) 的位置, 把 P_2 中的基因 (3, 2) 置为 (0, 0), O_1 中其余的基因按 P_2 中 (除基因 (3, 2) 外) 的基因及顺序编码, 即可得到 O_1 的染色体编码, 同理可得到子个体 O_2 的染色体编码。

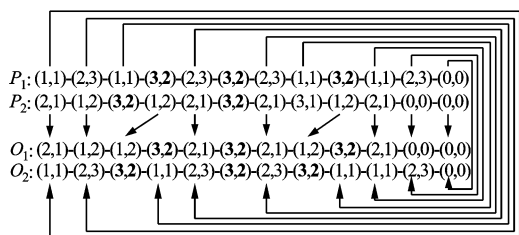


图2 交叉算子设计

变异算子的操作原理为: 在个体中随机选一个基因 (x, y) , 把其中的所有基因 (x, y) 变为 (x, y') , 且 $y \neq y'$. 变异后的工艺路线的工序数可能发生改变, 如果变异后工艺路线的工序数比变异前多, 则在染色体编码中从第 1 位 (0, 0) 开始, 增加相应个数的 (x, y') ; 如果变异后工序数比变异前少, 则在染色体编码中从右向左减去相应个数的 (x, y') .

3 基于 IA 的模型解算方法

为了比较不同算法对多工艺路线规划与生产调度集成数学模型求解的有效性, 本文设计了基于 IA 的解算方法, 其具体原理与求解流程阐述如下。

3.1 基于 IA 的模型解算流程

如图 3 所示, IA 是通过模拟生物免疫系统抗体对抗原的清除机制来求解问题的人工智能技术^[6], 采用与 GA 解算方法中相同的编码方式对制造任务、设备与抗体进行编码, 每个抗体由一个长度为 $n \times m$ 的字符串表示。

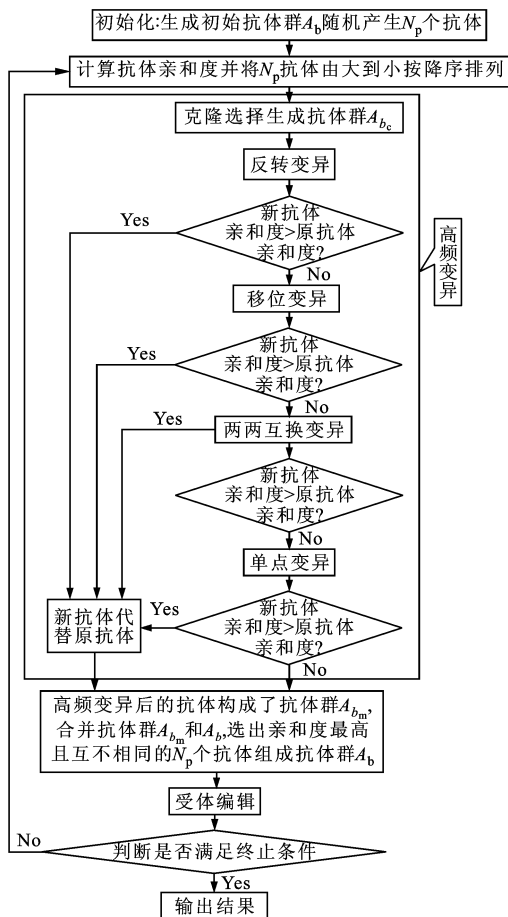


图3 基于 IA 的多工艺路线规划与调度集成流程图

3.2 亲和度计算

每个抗体亲和度与生产调度方案的最大完工时间成反比. 抗体的亲和度函数为

$$A_f(A_{b_i}) = \frac{1}{m_s(A_{b_i})}, i = 1, 2, \dots, N_p \quad (7)$$

式中: A_{b_i} 为初始抗体种群中的第 i 个抗体; N_p 为初始抗体的种群规模。

3.3 克隆选择

将抗体种群 A_b 中的抗体依照亲和度的值按降序排列, 因此克隆规模可表示为

$$N_c = \sum_{i=1}^N \text{int}(\beta N_p / i) \quad (8)$$

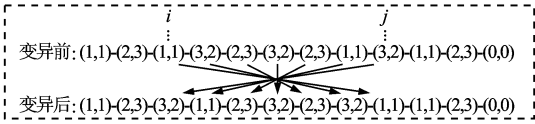
式中: N_c 表示克隆后的抗体种群规模; β 为克隆系数. 由式 (8) 可得到抗体种群中第 i 个抗体, 并将克隆出 $\text{int}(\beta N_p / i)$ 个相同的抗体, 即亲和度越高的抗体, 其克隆的数量也越大, 从而使高亲和度抗体中的优秀基因得以更好保存和发展。

3.4 亲和成熟度

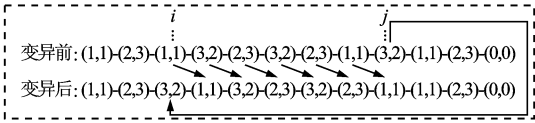
如图 4 所示, 高频变异后, 受体编辑操作遵循如下原理: 在每一次对抗体群进行克隆选择之前, 随机

产生规模为 N_r 的补充抗体群 A_{b_r} ,从中选择 N_s 个亲和度较高的抗体群 A_{b_s} 作为保留抗体,其中 $N_s \ll N_r$. 用 A_{b_s} 来取代抗体群中亲和度最低的 N_s 个抗体,以进入下一轮的克隆选择,其中

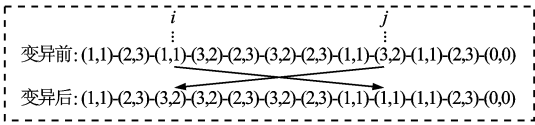
$$0.05 < N_s/N_r < 0.2 \tag{9}$$



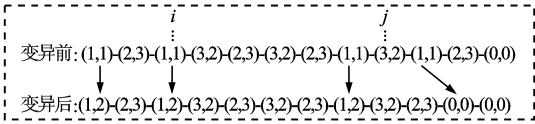
(a)反转变换



(b)移位变异



(c)两两互换变异



(d)单点变异

图 4 高频变异原理

4 实例仿真

为验证上述模型及算法的可行性与正确性,采用如下实例对其进行仿真分析.

4.1 初始条件与参数设置

以投入到某网络化制造系统中的 6 个任务为例(见表 1),表 1 圆括弧中的数字为各任务的编码,从中可得到 $n \times m = 6 \times 4$. 表 2 为加工设备信息表.

4.2 算法仿真结果

设种群规模为 60,交叉概率为 0.8,变异概率为 0.1,将时间权重系数 k_1 取为 0.7,负载权重系数 k_2 取为 0.3. 从图 5 中的调度甘特图得出 $f = \min(t_m) = 47$,各制造任务的最优工艺路线方案为任务 1 采用工艺路线 2,任务 2 采用工艺路线 4,任务 3 采用工艺路线 1,任务 4 采用工艺路线 2,任务 5 采用工艺路线 3,任务 6 采用工艺路线 3.

如图 6 所示,在算法执行中设置其初始参数为 $N_p = 60$,最大迭代次数为 100,克隆系数为 0.8, $N_r = 250$, $N_s = 15$. 根据图 6 的甘特图得到 $f = \min$

表 1 制造任务可行工艺路线信息

任务编码	路线	任务对应的各工序编码
1	1	(1,1,1,1,15) (1,1,2,2,16) (1,1,3,3,8) (1,1,4,1,3)
	2	(1,2,1,1,8) (1,2,2,4,11) (1,2,3,2,9) (1,2,4,1,14)
	3	(1,3,1,1,16) (1,3,2,2,8) (1,3,3,1,17) (1,3,4,5,10)
	4	(1,4,1,2,8) (1,4,2,1,13) (1,4,3,4,5) (1,4,4,5,16)
2	1	(2,1,1,1,11) (2,1,2,4,8) (2,1,3,3,16)
	2	(2,2,1,5,5) (2,2,2,1,15) (2,2,3,2,9) (2,2,4,3,6)
	3	(2,3,1,2,6) (2,3,2,5,4) (2,3,3,4,15) (2,3,4,1,10)
	4	(2,4,1,4,8) (2,4,2,3,12) (2,4,3,1,5) (2,4,4,5,10)
	5	(2,5,1,3,6) (2,5,2,1,17) (2,5,3,4,9) (2,5,4,2,4)
3	1	(3,1,1,3,8) (3,1,2,5,12) (3,1,3,2,8) (3,1,4,3,10)
	2	(3,2,1,1,12) (3,2,2,2,8) (3,2,3,1,6) (3,2,4,4,15)
	3	(3,3,1,2,4) (3,3,2,1,13) (3,3,3,5,7) (3,3,4,1,6)
	4	(3,4,1,4,7) (3,4,2,3,5) (3,4,3,1,15) (3,4,4,5,8)
	5	(3,5,1,2,10) (3,5,2,1,8) (3,5,3,4,14) (3,5,4,3,7)
4	1	(4,1,1,5,6) (4,1,2,1,7) (4,1,3,2,15) (4,1,4,1,2)
	2	(4,2,1,1,8) (4,2,2,2,6) (4,2,3,3,11)
	3	(4,3,1,3,13) (4,3,2,1,8) (4,3,3,4,5) (4,3,4,1,16)
5	1	(5,1,1,1,9) (5,1,2,4,4) (5,1,3,2,7) (5,1,4,1,10)
	2	(5,2,1,4,15) (5,2,2,2,7) (5,2,3,1,12) (5,2,4,5,9)
	3	(5,3,1,2,10) (5,3,2,1,8) (5,3,3,4,5)
	4	(5,4,1,1,5) (5,4,2,4,16) (5,4,3,2,6) (5,4,4,1,7)
6	1	(6,1,1,5,4) (6,1,2,3,7) (6,1,3,1,8) (6,1,4,4,14)
	2	(6,2,1,2,6) (6,2,2,1,8) (6,2,3,5,14) (6,2,4,3,7)
	3	(6,3,1,5,5) (6,3,2,1,9) (6,3,3,4,7) (6,3,4,1,12)
	4	(6,4,1,4,13) (6,4,2,2,7) (6,4,3,1,16) (6,4,4,3,6)

表 2 加工设备信息

序号	设备编码
1	(1,1,0)
2	(2,1,0)
3	(3,2,0)
4	(4,3,0)
5	(5,4,0)
6	(6,5,0)

(t_m) = 45. 各制造任务的最优工艺路线为:任务 1 采用工艺路线 2,任务 2 采用工艺路线 4,任务 3 采用工艺路线 1,任务 4 采用工艺路线 2,任务 5 采用工艺路线 3,任务 6 采用工艺路线 3.

4.3 算法的比较和分析

采用 GA 和 IA 求解多工艺路线规划与生产调



图5 GA的多工艺路线规划与生产调度协同决策结果



图6 IA的多工艺路线规划与调度协同决策结果

度集成问题都能达到较好的效果,但在计算过程和最优结果上却有所不同,IA求解的速度较GA快,算例中用IA只需进行65次迭代就达到了最优,而GA经过267次迭代才可达到最优.由调度甘特图得出,IA求解得到的目标函数值为45,GA的目标函数值为47,因此IA优于GA.具体分析如下.

(1) 在初始种群规模相同的情况下,GA的个体数始终不变,而IA中克隆后的种群规模增加,这就导致了解空间增大,因此易于快速寻找到最优解.

(2) GA中的变异概率是个常数,可能导致本来较优的个体变异成不优的个体,因此消耗了计算时间. IA应用的变异率是自适应的变异概率,只允许低亲和度的个体变异,而且亲和度越低,变异的力度越大,从而节省了计算时间.在本文的算例中,GA经过267次迭代后达到了最优,而IA在第58次迭代后即达到了最优.

(3) GA中的适应度函数考虑了设备负载平衡因素,而IA的亲和度函数没有考虑此因素,从生产调度结果可得到GA中的 $\min(m_s) = 47$,设备负载

$\omega = \sum (|t_g - t_{ave}|) = 22$,而IA中 $\min(m_s) = 45$,

$\omega = \sum (|t_g - t_{ave}|) = 36.67$,可见设备负载平衡因

素影响了GA的目标函数值,导致了不同优化结果的产生.

5 结论

本文提出并建立了一种支撑多制造任务的工艺路线决策与生产调度集成的数学模型,其目的是用来支持网络化制造环境下多制造任务的工艺路线规划与生产调度的协同决策,以产生满足实际生产需要的工艺路线与生产调度方案.针对该集成数学模型的求解,分别采用GA与IA设计了相应的解算方法与流程,并进行了有效解算.实例仿真结果表明,本文提出的多工艺路线规划、调度集成模型与实现方法是切实可行的,为网络化环境下的多制造任务、多工艺路线方案的决策,以及生产调度方案的产生提供了新的思路和实现方法.

参考文献:

- [1] MATTFELD D C, BIERWIRTH C. An efficient genetic algorithm for job shop scheduling with tardiness objectives [J]. European Journal of Operational Research, 2004, 155(13): 616-630.
- [2] YUN Y S. Genetic algorithm with fuzzy logic controller for preemptive and non-preemptive job-shop scheduling problems [J]. Computers & Industry Engineering, 2002, 43(2): 623-644.
- [3] KUMARA M, RAJOTIA S. Integration of scheduling with computer aided process planning [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2003, 138: 297-300.
- [4] VINOD V, SRIDHARAN R. Scheduling a dynamic job shop production system with sequence-dependent setups: an experimental study [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2008, 24(3): 435-449.
- [5] 周光辉, 江平宇, 黄国全. 客户竞争驱动的任务调度非合作博弈研究 [J]. 机械工程学报, 2006, 42(7): 56-61.
- [6] ZHOU Guanghui, JIANG Pingyu, HUANG Guoquan. Non-cooperation game for customer's competition driven job schedule [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(7): 56-61.
- [6] MUSILEK P, LAU A, REFORMAT M, et al. Immune programming [J]. Information Sciences, 2006, 176(8): 972-1002.

(编辑 管咏梅)