

文章编号:1007-5429(2015)02-0046-08

基于自适应免疫遗传算法的 IPPS 问题研究

刘琦铀¹, 张成科¹, 李铁克²

(1. 广东工业大学 经贸学院, 广东 广州 510000; 2. 北京科技大学 东凌经济管理学院, 北京 100083)

摘要: 针对工艺规划与调度集成(Integration of Process Planning and Scheduling, IPPS)的多目标优化问题, 将遗传算法基本理论与免疫应答机理相结合, 并引入 IPPS 问题研究中, 构造了融遗传算法和免疫机理为一体的自适应免疫遗传算法(Self-adaptive Immune Genetic Algorithm, SIGA)。该算法以遗传算法为主体并加入免疫算子, 通过免疫系统的自适应、免疫识别、学习、记忆、激增和抑制等复杂的信息处理机理, 有效地解决了规模大、约束多、目标函数非单一的 IPPS 问题。最后以实例进行仿真优化, 验证了模型算法的正确性和有效性。

关键词: 工艺规划; 自适应; 生物免疫; 遗传算法; 多目标

中图分类号: TP278

文献标识码: A

Research of IPPS Based on Self-adaptive Immune Genetic Algorithm

LIU Qi-you¹, ZHANG Cheng-ke¹, LI Tie-ke²

(1. School of Economics and Commerce, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510000, China;

2. Dongling School of Economics and Management, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: To solve the integration of process planning and scheduling (IPPS) with multiple objects, a Self-adaptive Immune Genetic Algorithm (SIGA), combining the basic theory of the genetic algorithm and immune response mechanism, is introduced in the research of IPPS. With the genetic algorithm as its main body, the immune operator is added in. Through complicated information processing mechanism including self-adaptiveness, immune recognition, learning, memorizing, proliferation and suppression of the immune system, the IPPS problems with large scale, multiple constraints and objects could be resolved effectively. Finally, simulation and optimization are made on real cases to verify the correctness and validity of the algorithm.

Key words: process planning; self-adaptive; ecological immunity; genetic algorithm; multi-objective

1 引言

传统的工艺规划问题研究大都基于资源无限可用的静态理想前提下进行优化研究, 而实际生产是

在动态的车间环境, 且生产资源具有一定的约束性。由于理想化了车间实际情况, 且忽略了工艺规划与生产实施的时间差问题, 因此, 所设计的“最优”工艺路线, 在具体的生产过程中并不理想^[1]。随着调度

收稿日期: 2014-04-20; 修回日期: 2014-07-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71171061); 教育部博士学科点专项科研基金资助项目(20100006110006); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(FRF-SD-12-011B)

作者简介: 刘琦铀(1983-), 江西萍乡人, 博士, 主要研究方向为先进制造管理、智能计算、管理博弈论及其应用, E-mail: liuqiyou1215@163.com。
张成科(联系人), 教授, E-mail: zhangck@gdut.edu.cn。

和重调度等问题的研究和发展,现有的生产调度系统虽已贴近实际生产,但由于二者间有一定时间差,且生产过程中具有突发性和不可预见性等特点,因此,车间调度问题在实际生产中常会受制于关键设备、人员、工具等生产资源的制约,而难以真正地实现实时的动态重调度优化。工艺规划问题是以任务的技术需要与实现为重点,其优化目标大都考虑生产资源的利用率、加工成本及总完工时间;而车间调度问题更多的是以时间的合理协调为重点,由于工艺规划和调度优化准则往往不同,两者未进行协调优化容易产生优化“冲突”。^[2]文献[3]以实例的形式验证了二者有机结合能较好地提高工作效率,并以此证明了 IPPS 问题研究具有十分重要的理论价值和实际意义。文献[4-6]分析了工艺规划与车间调度问题独立研究所存在的问题及集成的必要性,并对二者的集成研究进行了综述和展望。近年来,以遗传算法^[7]、共生衍化算法^[8]、模糊免疫算法^[9]、免疫退火算法^[10]等为代表的智能优化技术在 IPPS 领域得到了广泛的研究与应用。针对 IPPS 问题已有研究通常只考虑单个目标函数进行优化,而实际生产中通常需综合考虑最大完工时间、关键设备利用率、设备平均利用率、总拖期最小、制造成本最低等多目标的协调优化。传统的求解多目标优化方法主要有加权法和、层次优化法、 ϵ -约束法、全局准则法、目标规划法等。这些方法的特点是将多目标转化为单目标处理,局限性主要表现在:各目标值权重的确定带有很大主观性;各目标间量纲不同时,不好统一来衡量;加权法对 Pareto 前端的形状很敏感,不能处理前端凹部等^[11-12]。GA 因擅长于解决全局优化问题而成为求解 IPPS 的算法典型,但由于其是在既定概率下随机地进行遗传操作,因此,染色体种群可能会过早收敛而出现退化现象。综合考虑生物免疫所具有的抗原识别、免疫记忆、自适应等特点。文章将免疫原理的优点融入到 GA 中所形成的 SIGA,其有选择地利用待求解问题相关信息特征,通过抗体溶度大小自适应地调整遗传参数,来有效抑制 GA 优化过程中出现的退化现象^[13]。相比其他组合优化算法, SIGA 借鉴了 GA 的全局搜索能力和免疫系统内部隐含的信息识别、记忆、自适应和抑制等复杂的信息处理机理,兼顾了全局搜索与局部搜索,因此,搜索速度与效率都有了较大提高,给 IPPS 问题求解提供了新视角。文章在已有研究基础上,充分考虑工艺规划与调度集成优化的同时,对 IPPS 多目标优化问题进行深入研究,针对问题

特性构建了相关数学模型,以及求解该问题的 SIGA 算法。

2 IPPS 多目标问题描述与建模

由于每个工件各加工特征具有多个可选加工工艺,以及受工艺约束的工序排序和机器选择等柔性因素存在,使得各工件加工具有多条可选工艺路线。在实际生产过程中,对于柔性工艺路线的车间调度问题,大都需同时考虑多个目标进行优化决策,而现阶段该问题的已有研究主要还是集中在对单个目标函数进行优化。IPPS 多目标优化问题可理解为在生产实际中,根据决策者的需要,以时间最短、成本最低等为目标函数,对各工件工艺路径进行优化选择,并确定与工艺约束相容的各机器上所有工件的各道工序在每台机器上的时间及排序。为了便于问题的描述和建模,首先对问题进行如下假设:① 工艺约束,依据各工件工艺方案,其各道工序有顺序约束;② 机器约束,同一时刻,一台机器只能加工一个工件;③ 工序约束,同一产品的不同工序,不能同时加工;④ 工件相互独立,工件间加工顺序,互相之间不存在优先顺序关系;⑤ 工件各工序在机器间的转移时间、装夹定位时间和准备时间包含在各工序的加工时间内;⑥ 各工件工序一旦加工开始,不能中途中断;⑦ 所有机器初始状态均为空闲,且零时刻开始,所有加工任务都是可行的。根据以上假设,相关符号定义如下。

n 为工件数, J 为工件集合, J_i 为第 i 个工件, 其中 $i=1, 2, \dots, n$;

m 为机器数, M 为机器集合, M_k 为第 k 台机器, 其中 $k=1, 2, \dots, m$;

r_i 为 J_i 的可选工艺路线数, R_i 为 J_i 可选工艺路线集合, R_{ij} 为 J_i 的第 j 条工艺路线, 其中 $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, r_i$;

p_{ij} 为 J_i 的第 j 条工艺路线 R_{ij} 所含工序数, O_{ijh} 为 J_i 第 j 条工艺 R_{ij} 的第 h 道工序, m_{ijh} 为可加工 O_{ijh} 的机器数, M_{ijh} 为可加工 O_{ijh} 的机器集合, 其中 $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, r_i, h=1, 2, \dots, p_{ij}$;

s_{ijhk}, t_{ijhk} 为工序 O_{ijh} 在机器 k 上的开始时间和加工时间;

C_i 为工件 J_i 的完工时间, C_{ijhk} 为工序 O_{ijh} 在机器 k 上的最早完工时间;

$$X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{若工件 } i \text{ 选择第 } j \text{ 条工艺路线加工} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$$Y_{ijhk} = \begin{cases} 1 & \text{若工序 } O_{ijh} \text{ 选择加工机器 } k \\ 0 & \text{否则} \end{cases};$$

生产调度中通常存在彼此制约的多个优化目标,而单一的就某个目标进行调度寻优,往往会顾此失彼。因此,实际应用中须综合考虑多目标因素进行调度寻优。本文以最小化最大完工时间和最小化机器总加工时间两方面考虑,建立的多目标模型如式(1)、式(2)所示。

$$\min \{makespan = \max(C_{ijhk} \times Y_{ijhk} \times X_{ij})\} \\ i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; h \in [1, p_{ij}]; k \in [1, m] \quad (1)$$

$$\min T = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{r_i} \sum_{h=1}^{p_{ij}} \sum_{k=1}^m X_{ij} \times Y_{ijhk} \times t_{ijhk} \\ i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; h \in [1, p_{ij}]; k \in [1, m] \quad (2)$$

其相关约束条件如下:

$$\sum_{j=1}^{r_i} X_{ij} = 1 \quad i \in [1, n]; j \in [1, r_i] \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^m X_{ijhk} = 1 \quad i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; \\ h \in [1, p_{ij}]; k \in [1, m] \quad (4)$$

$$(C_{ijh_1k_1} \times Y_{ijh_1k_1} \times X_{ij} - C_{ijh_2k_2} \times Y_{ijh_2k_2} \times X_{ij}) \geq \\ t_{ijh_1k_1} \times Y_{ijh_1k_1} \times X_{ij} \\ i \in [1, n]; j \in [1, r_i];$$

$$h_1, h_2 \in [1, p_{ij}]; k_1, k_2 \in [1, m]$$

$$C_{ijh_1k_1}, C_{ijh_2k_2} \text{ 为同一工件 } i \text{ 所选的第 } j \text{ 条工艺} \\ \text{路线上的不同工序的完工时间} \quad (5)$$

$$(S_{ijhk} \times Y_{ijhk} \times X_{ij} - S_{ij(h-1)k} \times Y_{ij(h-1)k} \times X_{ij}) \geq \\ t_{ij(h-1)k} \times Y_{ij(h-1)k} \times X_{ij} \\ i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; \\ h, h-1 \in [1, p_{ij}]; k \in [1, m]$$

$$S_{ij(h-1)k}, S_{ijhk} \text{ 为在同一机器 } k \text{ 上} \\ \text{加工的相邻两工序的开工时间} \quad (6)$$

其中目标函数(1)为最小化最大完工时间;(2)是指最小化机器总加工时间 T ;约束条件(3)为任一工件 J_i 只能选一条工艺路线进行加工,其中 $i \in [1, n]$;(4)为同一工序 O_{ijh} 只能在同一台机器上加工,其中 $i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; h \in [1, p_{ij}]$;(5)为同一工件不同工序 O_{ijh_1}, O_{ijh_2} 不能同时加工,其中 $i \in [1, n]; j \in [1, r_i]; h_1, h_2 \in [1, p_{ij}]$;(6)表示同一机器在同一时刻只能加工一道工序。

3 求解算法

由以上描述可知,IPPS 优化的核心思想是对每

个工件尽可能生成多条工艺路线,并输入到调度系统中,使其在共同的寻优环境、约束条件及优化目标下进行集成优化,最终求解得到最优的工艺调度集成方案。因此,求解 IPPS 的 SIGA 算法关键分两步:首先是在工艺生成阶段,根据待加工工件结构尺寸、设备及生产工艺要求,如何用遗传算法对所有工件的可行工艺路线进行随机生成;其次是在调度阶段如何用 SIGA,将工艺规划阶段所生成的各工艺路线,结合共同的求优环境、约束条件及优化目标生成最优的工艺调度方案。

3.1 pareto 最优解及多目标优化函数处理

对于多目标优化问题,如果解向量 $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ 和 $v = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ 满足: $\forall i \in (1, 2, \dots, m), u_i \leq v_i \wedge \exists i \in (1, 2, \dots, m)$ 使得 $u_i < v_i$, 则称解 u 支配(或非劣于) v , 记为 $u < v$ 。若在可行解区域内不存在任何一个 x 使得 $f(x) < f(x')$, 则 x' 称为多目标优化问题的 Pareto 最优解,每次迭代过程中产生的非劣解结合称为外部精英集。由于多目标优化问题中各目标函数间往往相互冲突,其问题在解空间的不同方向上有不同的 pareto 最优解,文章参考基于影响度因子的多目标模糊优选方法^[14],促使优化过程朝 pareto 边界的不同方向进行,以尽可能地遍寻整个解空间的最优解。其计算方法如下。

首先,由下式生成一组随机权重:

$$\omega_p = \frac{\xi_p}{\sum_{p=1}^n \xi_p} \quad (7)$$

式中 ω_p 为第 p 个目标对应的权重, ξ_p 为非负随机数。

设 f_{pq} 为第 q 个染色体的第 p 个目标函数值,则各目标的强相对优属度和弱相对优属度 r_{pq1}, r_{pq2} 分别可由式(8)计算:

$$r_{pq1} = \frac{\max_p f_{pq} - f_{pq}}{\max_p f_{pq} - \min_p f_{pq}} \\ r_{pq2} = 1 - \frac{f_{pq}}{\max_p f_{pq} + \min_p f_{pq}} \quad (8)$$

优化目标 p 对决策优化的影响度因子为

$$e_p = \frac{E_p - \min E_p}{\max E_p - \min E_p} \quad (9)$$

$$\text{其中, } E_p = \omega_p \sqrt{\frac{\max_q f_{pq} - \min_q f_{pq}}{\max_q f_{pq} + \min_q f_{pq}}}$$

由此,可以计算基于影响度因子的多目标优化

问题的相对优属度为

$$r_{pq} = e_p r_{pq1} + (1 - e_p) r_{pq2} \quad (10)$$

则染色体 q 的适应度,即抗原和抗体的结合强度 t_k 为

$$t_k = u_q = \frac{1}{1 + \frac{\sum_{p=1}^n [\omega_p (g_p - r_{pq})]^2}{\sum_{p=1}^n [\omega_p (r_{pq} - b_q)]^2}} \quad (11)$$

其中 $g_q = \max_p r_{pq}$ $b_q = \min_p r_{pq}$ 。

3.2 基于遗传算法的多工艺路线动态生成

基于 GA 的多工艺路线动态生成方法,国内外相关学者已进行大量研究^[15],文章参考已有相关研究,假设所有工件各工艺路线已知。由于各工件工艺方案已知,其工艺方案组合优化相对简单,故利用传统的遗传算法确定工艺路线。即在工艺规划阶段,利用遗传算法对各工件选择合适的工艺方案,并输入调度系统进行集成寻优。

基于遗传算法的多工艺路线动态生成方法,文章采用基于实数排列的方式进行编码。假设待加工工件数为 n ,第 i 个工件 $J_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的可选工艺方案数为 r_i ,则 n 个工件的工艺路线方案组合数 N_r 为 $N_r = \prod_{i=1}^n r_i$,该编码染色体长度为待加工工件总数 n ,其基因位上的基因值分别按顺序表示工件 1 到 n 的当前工件所选择的工艺方案在该工件对应可选工艺方案集 R_i 中的顺序号,即基因的位置表示待加工工件,对应的基因值表示待加工工件所选的工艺方案。

针对以上编码方式,文章采用双点交叉和单点随机扰动变异的方式进行遗传操作。在双点交叉操作中,随机选择两个交叉点将父代染色体分为左中右三部分,然后将父代中间部分交叉后便可生成新的子代染色体;单点随机扰动变异操作则是在父代染色体中以一定的概率选择一个基因位,将其基因值从该工件可选工艺方案集 R_i 中随机选择一个替代便可。

3.3 基于 SIGA 的 IPPS 问题求解策略

3.3.1 IGA 算法基本原理

IGA 最早于 1993 年由 Mori 等提出,原理是以群体免疫进化方式和遗传操作来生成最优抗体。它把具体的待求解问题及约束条件视为抗原,而将问题的解作为抗体,并通过免疫淋巴细胞中相互作用的原理来调节亲和力,从而达到相似抗体抑制的目的,

最终用免疫记忆的形式来加快算法收敛^[16]。通过以上免疫操作,使抗体在解空间不断搜索寻优,最终以抗体与抗原间亲和力定义为候选解的评价值,抗体间的亲和力为候选解的相似度以寻求最优解。

3.3.2 编码和解码设计

运用 SIGA 求解 IPPS 问题时,如何将实际问题与染色体基因结构间建立一定联系,即染色体编码和解码至关重要。常用的调度编码方式有基于工序、机器、作业及优先规则等,在综合考虑编码的可行、有效及对解空间表征的完全性,文章选用基于工序的表达方式进行编码。假设第 i 个工件的工序数为 Q_i ,所有工件在相应工艺规划下的工序总数即调度编码维数为 $Q, Q = \sum_{i=1}^n Q_i$ 。染色体的基因值不大于 n (工件总数)的自然数,他们组成的序列决定了对应工件的工序调度顺序,即当第 j 次出现数字 i ,代表工件 i 的第 j 道工序。

解码就是把染色体还原成对应解的过程。为了提高算法质量,解码时先用传统方法对染色体解码得到半活动调度,再用贪婪算法转化成活动调度。即先按抗体基因值转换为各工件的工序序列和加工设备,然后比较各工件本工序所用机器完工时间及该工件上道工序的完成时间,取其最大值为工件本工序开始时间,最后根据各工件工序工时更新本工件工序完工时间及其所使用机器完工时间,依次计算所有工件工序在各机器上开、完工时间,便可最终得到各工件及机器的加工时间的半活动调度方案。由于以上解码方法只能得到半活动调度而非最优解的活动调度,现参考文献[17],介绍基于贪婪算法的解码方法,其相关符号定义如下: O_{ij} 表示工件 i 的第 j 道工序, as_{ij} 和 s_{ij} 分别为 O_{ij} 的可行的和具体的开始时间, k 为工序 O_{ij} 的加工机器, t_{ijk} 工序 O_{ij} 在 k 上的加工时间, $c_{ij} = s_{ij} + t_{ijk}$ 为 O_{ij} 完工时间,算法步骤如下。

Step1 根据所得半活动调度,确定每个工件的加工机器集和每个机器上的加工工序集;

Step2 计算每个工序 O_{ij} 的理论开始时间 as_{ij} ,即该工件前一工序的完工时间 $as_{ij} = c_{i(j-1)}$;

Step3 依次计算并检查每个工序加工机器上的空闲时间区域 $[t_s, t_e]$,如果 $\max(as_{ij}, t_s) + t_{ijk} \leq t_e$,则令 $s_{ij} = t_s$;否则,检查下一个区域,如果所有区域都不满足以上条件,则 $s_{ij} = \max(as_{ij}, c(o_{ij} - 1))$,其中 $c(o_{ij} - 1)$ 为与工序 O_{ij} 同机器上的前一工序的完工时间;

Step4 由此,可以得到每个工序的开始时间 s_{ij} 和完成时间 $c_{ij} = s_{ij} + t_{ijk}$ 。

3.3.3 交叉、变异操作

为了保证交叉后子代染色体解的有效性,采用以下方式进行交叉操作。设有 n 个工件,其父代和子代染色体分别为 P_1, P_2, O_1, O_2 ,首先从父代 P_1 中选取 $\frac{n}{2}$ 个工件保持其顺序不变复制到子代 O_1 中,然后将父代 P_2 中没有被选中的工件号基因保持其顺序不变,从左到右插入到 O_1 中,便可生产子代 O_1 ,同理我们可以得到 O_2 。变异时采用随机两点换位法,即针对父代染色体中任意选取两个基因位,然后将其基因值互换。

3.3.4 亲和力和自适应遗传参数计算

抗体亲和力指抗体与抗原间的匹配程度,抗体 k 与抗原间的亲和力 $(Ag)_k$ 为

$$(Ag)_k = \frac{1}{1 + t_k} \quad (12)$$

t_k 为抗原和抗体 k 的结合强度,对于多目标的优化问题,采用 3.1 节中的基于影响度因子的多目标模糊优选方法求解。

抗体溶度表示相似个体抗体数占抗体总数的比值, SIGA 通过抗体溶度的计算来抑制非最优解高溶度抗体的同时增加低溶度抗体。以保证抗体多样性的同时加快算法的收敛速度。抗体溶度一般采用基于信息熵的方式进行计算。假设有 n 个抗体,各抗体有 m 个基因位,每个基因位有 k 个可选基因值,则基因位 i 的信息熵为

$$H_i(n) = \sum_{j=1}^k p_{ij} \log\left(\frac{1}{p_{ij}}\right) \quad (13)$$

p_{ij} 为 k 个可选基因值中某个基因值 j 出现在基因位 i 上的概率,基因的平均信息熵为

$$H(n) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m H_i(n) \quad (14)$$

抗体 i, j 间的相似度为

$$\text{sim}(ij) = \frac{1}{1 + H(2)} \quad (15)$$

其中 $H(2)$ 表示抗体 i, j 的信息熵。第 i 个抗体的溶度为

$$C_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n AC_{ij} \quad (16)$$

其中 AC_{ij} 为抗体 i 和 j 的溶度函数, $AC_{ij} =$

$$\begin{cases} 1 & \text{sim}(ij) > \sigma \\ 0 & \text{sim}(ij) \leq \sigma \end{cases}, \sigma \text{ 为事先设定的溶度阈值。}$$

由于不同的应用场合及算法进程的不同阶段,

交叉、变异概率参数的选择对算法质量和效率起着决定性作用,而传统的 GA 算法是在既定概率下随机进行遗传操作,因此可能会导致染色体种群过早收敛而退化。针对该问题,文章提出 SIGA 的交叉、变异概率自适应动态设置策略。即根据抗体溶度自适应的调整交叉、变异概率参数,当抗体溶度较高时提高交叉变异概率,反之减小。该操作保存优良个体的同时又保证了算法跳出了局部最优及其收敛性。假设个体的交叉变异概率分别为 p_c, p_m , 则:

$$\begin{aligned} p_c &= \begin{cases} \lambda_1 \frac{C - C_{avg}}{C_{avg} - C_{min}} + \lambda_2 & C > C_{avg} \\ \lambda_2 & C \leq C_{avg} \end{cases} \\ p_m &= \begin{cases} \lambda_3 \frac{C - C_{avg}}{C_{avg} - C_{min}} + \lambda_4 & C > C_{avg} \\ \lambda_4 & C \leq C_{avg} \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

其中 C_{avg}, C_{min} 分别为 C 的平均值和最小值, $\lambda_1, \lambda_2 \in [0.5, 1], \lambda_3, \lambda_4 \in [0.1, 0.5]$ 。

3.3.5 基于抗体激励度的免疫选择策略

将抗体应答抗原或被其他抗体激活的能力定义为抗体的激励度 $(Ac)_i$, 免疫选择则是通过抗体的激励度对子代抗体进行随机优选过程。假设抗体 i 的免疫选择概率为 P_i , 则 $(Ac)_i$ 和 P_i 的计算公式为

$$(Ac)_i = \frac{(Ag)_i}{e^{\frac{c_i}{\gamma}}} \quad (18)$$

$$P_i = \frac{e^{\frac{(Ac)_i}{T_i}}}{\sum_{i=1}^n e^{\frac{(Ac)_i}{T_i}}} \quad (19)$$

其中 γ 为调节因子, $\gamma \geq 1, \{T_i\}$ 为逐渐趋于 0 的温度序列。

3.3.6 求解 IPPS 问题的 SIGA 算法流程步骤

求解 IPPS 问题的 SIGA 算法流程如图 1 所示, 其具体步骤如下。

Step1 输入所有工件信息(包括工件数量、交货期等)及工件工艺信息(包括工序约束、加工设备等);并为每个工件随机生成一条可行的初始工艺路线 R_0 , 令工艺设计迭代次数 $\text{ChangCount} = 0$;

Step2 以初始的可行工艺路线 R_0 或工艺规划阶段动态生成的工艺路线 R_i 作本次调度寻优工艺方案,采用 SIGA 进行调度优化;

Step2.1 将工艺规划和作业调度协同优化目标函数和约束条件视为抗原,对调度抗体进行初始化,若是首次迭代,则直接在解空间随机产生初始抗体;若非首次迭代则通过免疫算子产生一些新抗体,再由免疫记忆单元获取 N_{dite} 个最优抗体;

Step2.2 对调度抗体群进行解码并更新调度抗体亲和力和自适应遗传参数;

Step2.3 判断其是否满足 IGA 调度算法终止条件? 若满足, 则输出优化调度方案及各工件所选择的可选工艺, 并转到 Step3; 否则转到 Step2.4;

Step2.4 通过对待求解问题分析, 并结合相关的经验知识, 抽取待求解问题最优解匹配模式的相关疫苗;

Step2.5 按照 3.3.3 节知识进行相关的交叉和变异操作;

Step2.6 按照 3.3.5 节计算抗体的激励度及其免疫选择概率进行疫苗接种;

Step2.7 更新抗体种群, 转到 Step2.1, $gen = gen + 1$;

Step3 每次执行完 Step2 后, 采用外部精英策略更新最好解个体, 如果此解为初次迭代所得结果, 则将该解作为最好解; 如果不是第一代, 则将 Step2 所求得解与最好解比较, 若较后者优, 则更新最好解个体即其所包含的调度方案和工件的可选路线, 若较后者差, 则保持最好解不变;

Step4 判断是否满足集成调度算法终止条件, 若满足则输出最好解个体, 否则转到 Step5;

Step5 根据 3.2 节提出的基于遗传算法的多工艺路线动态生成方法, 进行遗传交叉和变异操作以得到新的工艺路线, 并更新所有工件的工艺路线 R_i ;

Step6 转到 Step2, 令 $ChangCount = ChangCount + 1$ 。

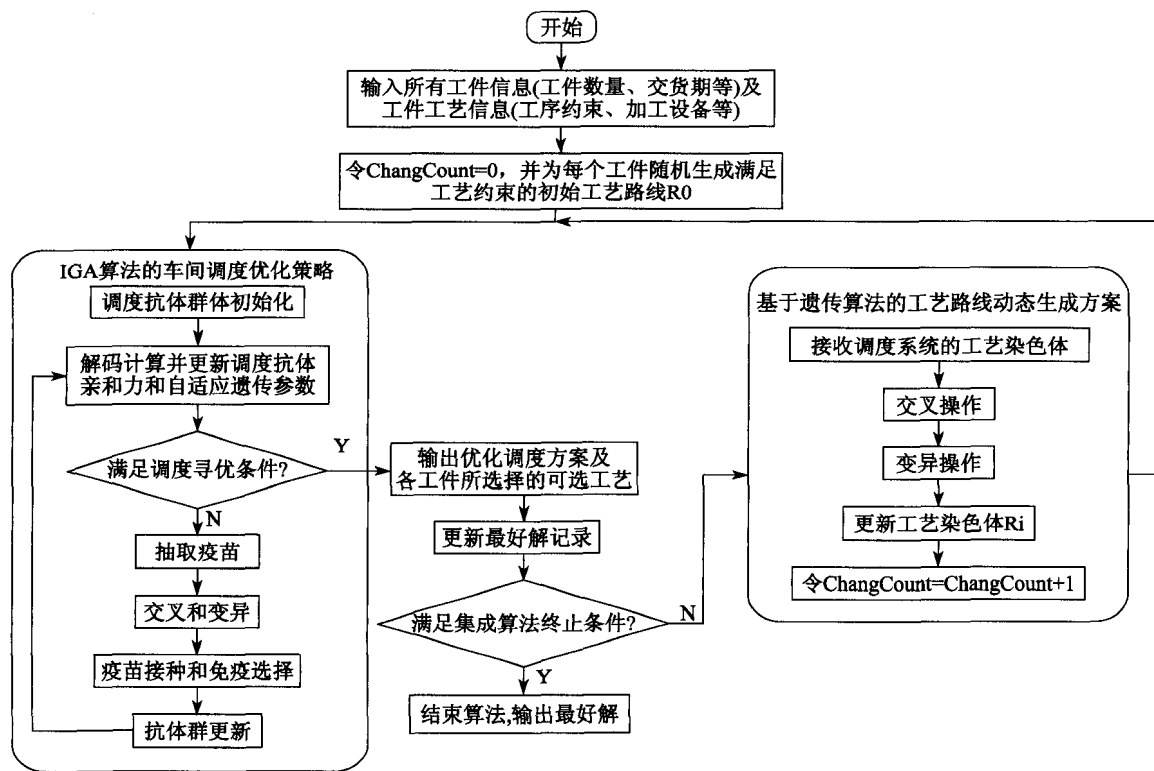


图1 基于 IGA 算法的 IPPS 流程图

4 试验结果与分析

为了验证 SIGA 算法在求解 IPPS 多目标优化问题的有效性和优越性, 实验采用 Microsoft Visual C# 2008 语言编程实现, 本程序的实验运行环境为 Pentium4/2. 80GHZ/2. 24GB/Windows XP Professional。数据来源参见文献[18, 19], 相关明细见表 1, 文章将 SIGA 运算结果分别与文献[18, 19]所提出的 IGA 和 PSO 算法运算结果进行对比,

来验证本文所提出的 SIGA 算法在求解 IPPS 多目标优化问题的优越性。

算法相关参数的确定是在参考已有文献的基础上^[18-19], 结合自身经验并通过大量实验来设置。工艺规划阶段: 种群规模为 200, 最大迭代次数为 200; 车间调度阶段: 种群规模为 200, 最大迭代次数为 300; 溶度阈值 $\sigma=0.62$; 免疫记忆单元个数 $N_{die}=10$; 每种方法运行 10 次, 算法结果及 SIGA 所得最优工艺路线调度方案甘特图分别如表 2 和图 2 所示。

表 1 工件工艺信息^[18,19]

工件	柔性工艺路线对应加工机器	对应机器加工时间
	11:9-4-3-5-10-7-1-6	4-2-2-3-2-3-4-3
1	12:10-1-2-4-	3-2-2-2-
	8-7-3-9-5-6	3-2-3-2-2-2
	13:3-1-2-9-	3-3-2-2-
	7-8-4-6-5	2-2-3-3-3
2	21:8-6-9-5-4	4-5-5-4-2
	22:2-1-4-3-7	5-5-3-5-2
	23:10-3-5-2	6-5-5-4
	31:3-4-7-8	5-5-4-4
3	32:9-6-5-4	6-4-4-4
	33:1-2-10-9	3-5-5-5
	41:8-7-4-3-9	4-5-3-4-4
4	42:6-5-2-8-7	3-5-4-4-4
	43:10-6-4-9	5-6-4-5
	51:3-2-7-8-6-9-10	3-3-2-3-2-3-3
5	52:2-10-9-7-5-4-6	4-2-3-3-3-2-2
	53:1-9-7-4-5-6	4-3-3-3-2-4
	61:7-2-5	6-6-5
6	62:6-9-10	6-5-6
	63:4-7-8	5-6-6
	71:1-2-9	4-7-6
7	72:3-4-5	6-6-5
	73:5-7-10	5-6-6
	81:8-10-2	5-6-6
8	82:5-7-9	4-7-6
	83:10-6-3	5-6-6
	91:7-4-9-10	5-6-5-5
9	92:3-5-8-2	6-6-5-4
	93:1-3-5-7	5-5-6-5
	101:5-3-7	6-6-5
10	102:4-1-9	6-5-6
	103:10-8-5	5-6-6

表 2 实验测试结果

求解方法	SIGA		IGA ^[18]		PSO ^[19]	
	最优解	平均值	最优解	平均值	最优解	平均值
Makespan	28	29.57	30	35.53	29	32.64
机器总负荷	188	189.69	189	196.52	189	193.17
平均时间 (CPU/S)	247.56		258.67		232.36	
最优解所得 工艺路线	11-22-32-		11-22-31-		13-21-33-	
	42-52-63-		41-52-62-		42-53-63-	
	71-83-91-103		71-83-93-103		72-83-91-101	

由上述实验结果可知:首先,从各算法所得最优解及运行 20 次所得最好解的平均值来看,文章所提的 SIGA 算法优于对比的 IGA 和 PSO 算法;这是因为 SIGA 算法是根据抗体溶度来自适应地进行交叉和变异概率的调整,当溶度较大时提高交叉变异概率,反之则减小,这样有利于保存良好个体的同时保证算法的收敛性;其次,在算法运行迭代过程中,传统的 IGA 和 PSO 算法都是以固定的概率随机抽取优良个体进行迭代,而 SIGA 算法所提出的基于抗体激励度的免疫选择策略是在考虑了抗体亲和度和溶度的同时,结合了模拟退火思想,因此能较好地表现出免疫系统中抗体促进与抑制机理的同时,增强了抗体群的多样性及选择的不确定性。从算法运行时间上看,其总体相差不大,文章所提算法平均运行时间介于二者之间。这是因为相对于其他二者而言,PSO 算法规则更为简单,也不存在交叉变异等操作,因此,相对而言,PSO 算法收敛快,较易实现,平均运行时间较短;而 SIGA 算法由于能根据抗体溶度自适应地调节交叉、变异概率,因此,相比于传统的 IGA 算法,文章所提 SIGA 算法能保存优良个体的同时加快算法收敛,使其平均运行时间比传统的 IGA 算法短。

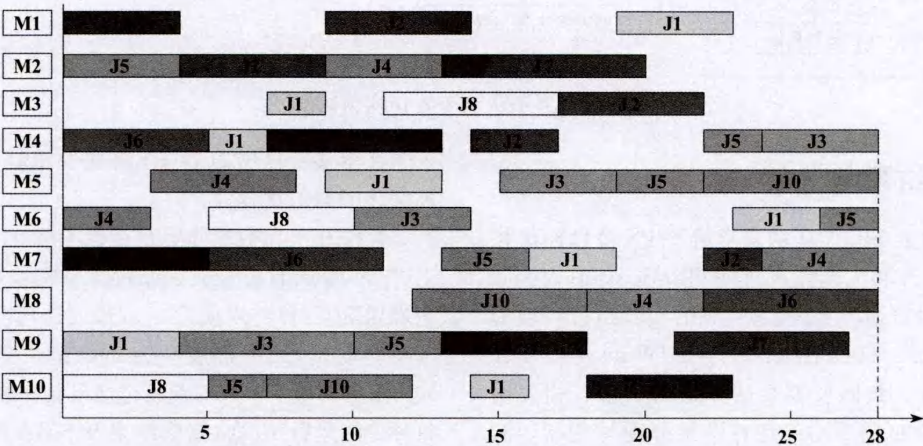


图 2 SIGA 算法所得最优工艺路线调度方案甘特图

5 结论

IPPS 的多目标优化问题是典型的 NP 问题,文章在前人研究的基础上,针对 IPPS 问题特点,主要做了以下几方面的工作。

(1) 从实际生产不同角度出发,综合考虑了多个目标需求的同时,构建了求解 IPPS 问题的多目标优化模型;

(2) 针对传统 IGA 算法在既定概率下随机选取个体进行交叉、变异等遗传操作,其染色体种群可能会过早收敛而出现退化现象。文章提出通过抗体溶度大小自适应地调整遗传参数的 SIGA 算法,并尝试性地将该算法应用到 IPPS 问题的优化求解中;

(3) 综合考虑抗体亲和度和溶度因素的同时,结合了模拟退火思想,提出了基于抗体激励度的免疫选择策略,该策略能较好地表现出免疫系统中抗体促进与抑制机理的同时,增强了抗体群的多样性及其选择的不确定性。

(4) 最后,以实例的形式与已有求解算法进行比较,验证了 SIGA 在求解 IPPS 问题上的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] 吕盛坪,乔立红. 工艺规划与车间调度复合式集成模型[J]. 计算机集成制造系统,2014,20(1):111-120.
- [2] 马雪丽,曹德弼,刘晓冰,刘巍巍. 混合遗传算法求解包含柔性工艺规划的作业车间调度问题[J]. 沈阳工业大学学报,2014,36(1):57-65.
- [3] Saygin C, Kilie S E. Integrating Flexible Process Plans with Scheduling in Flexible Manufacturing Systems [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1999,15:268-280.
- [4] 高亮,李新宇. 工艺规划与车间调度集成研究现状及进展[J]. 中国机械工程,2011(8):1001-1007.
- [5] 吕盛坪,乔立红. 工艺规划与车间调度及两者集成的研究现状和发展趋势[J]. 计算机集成制造系统,2014,20(2):290-300.
- [6] Phanden R K, Jain A, Verma R. Integration of process planning and scheduling: a state-of-the-art review [J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2011,24(6):517-534.
- [7] 刘琼,张超勇等. 改进遗传算法解决柔性作业车间调度问题[J]. 工业工程与管理,2009,14(2):59-66.
- [8] Shin K S, Park J, Kim Y K. Multi-objective FMS process planning with various ? exibilities using a symbiotic evolutionary algorithm [J]. Computers & Operations Research,2011(38):702-712.
- [9] Chan F T S, Kumar V, Tiwari M K. Optimizing the performance of an integrated process planning and scheduling problem: An AIS-FLC based approach [C]. IEEE Conf on Cybernetics and Intelligent Systems, Bangkok, 2006:1-8.
- [10] 余建军,孙树栋,王军强等. 免疫模拟退火算法及其在柔性动态 Job Shop 中的应用[J]. 中国机械工程,2007,18(7):793-799.
- [11] 李明,唐秋华,席忠明. 基于多层规划的单边多目标装配线平衡调度模型[J]. 系统工程理论与实践,2011,31(11):2185-2190.
- [12] Mohammadi G, Karampourhaghghi A, Samaei F. A multi-objective optimisation model to integrating flexible process planning and scheduling based on hybrid multi-objective simulated annealing [J]. International Journal of Production Research,2012,50(18):5063-5076.
- [13] 李淑娟,李言,刘志刚. 多资源作业车间的混合自适应 GA 优化调度[J]. 工业工程与管理,2007,6:35-40.
- [14] 潘全科,朱剑英. 多工艺路线多资源多目标的作业调度优化[J]. 中国机械工程,2005,10(16):1821-1816.
- [15] 陈伟达,达庆利. 基于杂合遗传算法的工艺路线可变 Job Shop 调度研究[J]. 中国管理科学,2001,9(4):25-29.
- [16] Wang X J, Gao L, Zhang C Y, Shao X Y. A multi-objective genetic algorithm based on immune and entropy principle for flexible job-shop scheduling problem [J]. Int J Adv Manuf Technol,2010(51):757-767.
- [17] Li X Y, Gao L, Shao X Y. Mathematical modeling and evolutionary algorithm-based approach for integrated process planning and scheduling [J]. Computers & Operations Research,2010(37):656-667.
- [18] 董朝阳,孙树栋. 基于免疫遗传算法的工艺设计与调度集成研究[J]. 计算机集成与制造系统,2006(11):1107-1811.
- [19] Zhu H Y, Ye W H and Bei G X. 2009. A particle swarm optimization for integrated process planning and scheduling [C]. In: IEEE 10th international conference on computer-aided industrial design & conceptual design, 26-29 November, Wenzhou, China, New York: IEEE, 1070-1074.