

基于改进人工免疫算法的柔性车间调度问题

马 佳¹, 石 刚²

- (1. 沈阳航空航天大学经济与管理学院, 辽宁 沈阳 110136;
2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016)

摘要:针对以最小化总处理时间为目标的柔性车间调度问题,为优化工件设备加工路径,提出了求解强 NP - Hard 问题的改进人工免疫算法。在初始解产生方面应用了多种求解策略的组合,多个变异算子应用于工序分配和工序排序以产生新的抗体,能够有效保持种群的多样性。并通过引入重排序变异算子及克隆算子提高了算法的局部求解能力,使算法在局部求精与空间探索方面都取得了较好的成绩。通过在 BenchMark 问题上的测试,并与相关文献仿真结果比较,表明了改进算具有较好的稳定性和收敛性。

关键词:人工免疫算法; 变异算子; 克隆; 柔性车间调度问题

中图分类号:TP301.6 **文献标识码:**B

Flexible Job - Shop Scheduling Problem Based on Improved Artificial Immune Algorithm

MA Jia¹, SHI Gang²

- (1. Shenyang Institute of Aeronautical Engineerin School of Economic and Management ,
Shenyang Liaoning 110136 ,China;
2. Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences ,Shenyang Liaoning 110016 ,China)

ABSTRACT: For the flexible job - hop scheduling problem targeting the total processing time minimization ,an improved artificial immune algorithm is designed to solve the strong NP - Hard problem. The combination of multi - solving strategies is applied in the initial solution; multiple mutation operator allocation processes and procedures are used in order to generate new antibodies ,can effectively maintain the diversity of population. The improved artificial immune algorithm improves the local search ability by introducing the reordering mutation operator and clone operator. By using those operators ,the proposed algorithm obtained better result in local refinement and space exploration. The algorithm is tested in the BenchMark problem ,and comparison with several existing algorithms ,to verify the effectiveness of the algorithm.

KEYWORDS: Artificial immune algorithm(AIA) ; Mutation operator; Clone operator; Flexible job - hop scheduling problem(FJSP)

1 引言

经典的车间调度(Job - shop scheduling ,JSP) 指由多个异构(或同构) 的机器加工 n 个具有特定加工路线的工件,不同的作业具有不同的加工操作和加工顺序,调度的目标是获得某种生产指标的最优化。其中,柔性作业车间调度问题(Flexible Job - shop Scheduling Problem ,FJSP) 是指工件的设

备加工路径不是固定的,而是具有可选的路径,工序可在多台不同的机床上加工,更加符合实际的生产情况。柔性车间调度问题是经典车间调度问题的扩展,也是调度问题研究领域最难的组合优化问题之一,传统的确定性优化方法存在诸多的局限性,难以解决此类组合优化问题^[1]。

近年来,学者们相继提出了一些超启发式算法和智能优化算法,取得了一些成果。这些求解 FJSP 问题的方法可以分为两类: 分层算法和集成算法。在分层算法中,工件在机器上的分配和对这些机器上要加工的工件排序是分开的。实际上,分层算法的思想是: 通过将原来的整个问题进行分

基金项目: 国家自然科学基金(61203368)

收稿日期: 2014 - 06 - 10

解来降低问题的复杂性。文献[2]中的研究采用的就是分层算法。Brandimarte^[2]采用基于分解的分层算法,他先采用现有的分派规则解决路径子问题,然后再采用禁忌搜索算法集中解决排序子问题。针对 FJSP 问题,Kacem 等^[3]提出了一种局部化方法求解资源分配问题,并以该分配模型控制演化过程。Xia 和 Wu^[4]采用一种混合优化方法求解多目标 FJSP 问题。该方法采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法处理工序在机器上的分配问题,采用 SA 算法(局部搜索)调度每个机器上的工序。常能获得比分层算法更好的解,但算法过程往往更难设计。Chen 等^[5]就开发了针对 FJSP 问题的 GA 算法。Zhang 和 Gen^[6]提出了基于多阶段操作的 GA 算法以动态规划的观点处理 FJSP 问题。Ong 等^[7]提出了称为 ClonaFLEX 的人工免疫算法,该算法设计了克隆选择原则求解 FJSP 问题。Pezzella 等^[8]设计了求解 FJSP 问题的遗传算法。Gao 等^[9]采用混合 GA 和各种邻域搜索算法的方法求解 FJSP 问题。上述这些算法都是集成方式的算法。并且 Fattahi 等^[10]为 FJSP 问题建立数学模型,提出了两种超启发式算法(SA 和 TS)来求解。他们分别考虑了两种启发式算法的集成和分层方式,总共提出了 6 种不同的搜索算法。

前述这些关于 FJSP 问题的文献,说明了启发式和超启发式算法求解这类问题的能力。人工免疫算法(Artificial Immune Algorithm, AIA)就是一种常见的超启发式算法,它已经成功的应用于各种优化问题,比如资源分配问题^[11]、冗余可靠性问题和混合流水车间调度问题^[12]。本文提出的克服早熟改进人工免疫算法就是以集成的方式处理 FJSP 问题。在算法设计中,嵌入了多种不同的变异算子进行工序的重分配和重排序以产生新的抗体,增加种群的多样性,较好地避免了种群早期收敛、后期停滞不前的现象^[13]。本文设计的算法还在一系列 Benchmark 例子上进行测试,并与之前的研究结果进行了比较。

2 柔性车间调度问题描述

柔性车间调度问题(FJSP)涉及 n 个工件和 m 台机器。机器集合为 $A = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$, 工件集合为 $J = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 。任一工件 $J_i, J_i \in J$ 需要 n_i 个工序加工,相应的工序集合为 $O_{i,1}, O_{i,2}, \dots, O_{i,n_i}$ 。只有当工件 J_i 的所有工序按照给定的顺序逐个完成后,工件 J_i 才能完成。任一工序 O_{ij} 对应一个可用的机器集合 $A_{i,j}$, 即工件 J_i 的第 j 个工序 O_{ij} 可在集合 $A_{i,j}$ 中的任一机器上加工。表 1 就是柔性车间调度问题的例子。

该 FJSP 问题包括两层面的决策:将各个工序在机器间合理分配(路径问题);合理安排机器上的工序加工顺序(排序问题)。问题的目标是最小化 Makespan, 即最大完工时间

$$C_{\max}, C_{\max} = \max\{C_i\}, C_i \text{ 为工件 } J_i \text{ 的完工时间。}$$

表 1 处理时间

工序	M_1	M_2	M_3
$O_{1,1}$	6	6	∞
$O_{1,2}$	∞	5	∞
$O_{1,3}$	4	5	5
$O_{2,1}$	∞	6	∞
$O_{2,2}$	∞	5	7
$O_{2,3}$	7	9	∞
$O_{2,4}$	6	3	∞
$O_{3,1}$	5	3	3
$O_{3,2}$	4	∞	∞

3 求解 FJSP 的人工免疫算法

3.1 初始化种群

本文采用 Pezzella 等提出的方法产生初始化种群^[8]。首先,通过分配规则 1(AssignmentRule1) 和分配规则 2(AssignmentRule2) 两种方式产生初始工序分配方案。在初始的分配方案产生了之后,还要解决各个机器上的工序排序问题。显然,只有当各个工件的所有工序的执行顺序满足既定要求,所做的排序才是可行的。本文混合采用 3 中常用的排序方式:随机排序(Random)、最大工作剩余(MWR)和最多工序剩余(MOR)。

3.2 抗体表示方式

本文采用任务序列列表来表示算法中的各个解,在该序列列表中,包括一个由多个 (i, j, k) 三维元素表示的三维串。其中: i 表示工序所在的工件; j 表示工序所在工件 i 中的序号; k 表示分配来执行该工序的机器^[8]。

针对表 1 所示的柔性车间调度问题,可以构造工序串 $S = (1, 1, 1), (3, 1, 3), (2, 1, 2), (3, 2, 1), (2, 2, 3), (1, 2, 2), (1, 3, 2), (2, 3, 1), (2, 4, 2)$ 。串 S 可以表示该问题解空间中的一个可行解。抗体 S 也可以图形表示,如图 1 所示。抗体 S 对应的甘特图如图 2 所示,显然,相应的目标函数值 $C_{\max} = 23$ 。

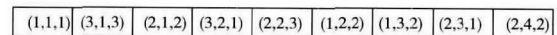


图 1 解(抗体)S 的示意图

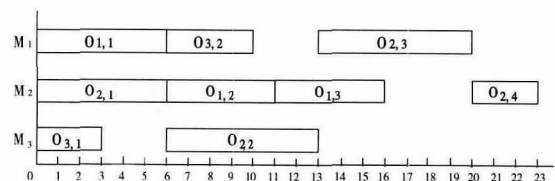


图 2 抗体 S 的甘特图

3.3 变异算子

本文采用 4 种变异算子来改变既有抗体中的工序分配和排序,基本思想是在尽量保持工序执行顺序不变的前提下,改变工序分配。在分配变异中,只交换单个抗体中的单个工序的分配。要变更分配的工序是随机选取的。在智能变异中,在工序选择时,选择工作负荷最大的机器上的随机工序,在重新分配时,优先分配给负荷最小的机器(考虑兼容性)^[14]。例如图 2 中的抗体,机器 2 的工作负荷最大。假设选择的交换工序是机器 2 上的工序 $O_{1,3}$,那么应该将其重新分配给机器 3,因为机器 3 当前的工作负荷最小。把工序 $O_{1,3}$ 重新分配给机器 3 就会产生新的抗体。

对于柔性车间调度问题来说,改变工序顺序是较难解决的问题,由 Lee 等^[15]提出的保证工序优先级的转换变异(Precedence preserving shift mutation, PPS)算子用于在变异中改变工序顺序。本文针对柔性车间调度问题的特点提出了一个新的变异算子,即重排序变异。在应用这些排序算子时,工序在机器上的分配保持不变。值得指出的是,在使用这些排序算子时,可能会出现许多不可行解的情况,必须遵守关于同一个工件的不同工序间的优先级约束。这些变异算子还需要用可行性测试算子来测出不可行性,用可行性修复算法来修复不可行的情况,但测试和修复的过程将会是十分耗时的。

本文在使用这些变异算子,经过精心设计,使得工序优先级能够得到满足,在变异时不会产生不可行解。考虑同一工件的工序优先级约束,在 PPS 变异中,选择单一抗体中的一个工序,把它移到别的位置。下面以图 3 中的例子进行说明。工序 $O_{1,2}$ 就是在一个解(抗体)中随机选择的工序,该工序的可行位置是 2,3,4,5 和 6。在可行位置中随机选择了位置 3,将该工序移到位置 3。在重排序变异中,选择两个位置 P_1 和 P_2 ,并且满足 $2 \leq |p_1 - p_2| \leq 8$,如图 4 中的例子所示。位置 3 和 8 是随机选择的两个位置,在两个位置之间的 5 个工序的次序进行了随机改变,改变时需要考虑顺序约束。

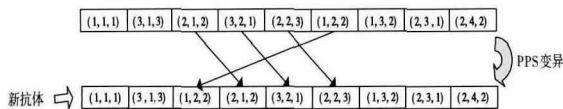


图 3 PPS 变异图

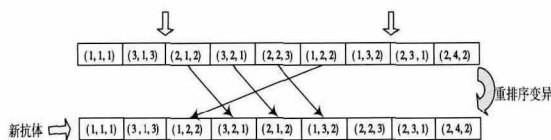


图 4 重排序变异图

3.4 感受器编辑

经过克隆和变异算子以后,在抗体种群中的一系列抗体

会被删除,并通过随机的产生抗体取代之,这就是被称为感受器编辑的一种免疫系统机制。在本章的问题中,通过这一机制,可以驱使在新的搜索区域中找新解,从而能够更广泛的搜索求解空间。不断搜索新的求解空间可以避免算法陷入局部最优解^[16]。这里,可以采用在“初始化种群”中使用的方法产生新解。

3.5 算法实现过程

针对柔性车间调度问题的特征,专门设计了改进的人工免疫算法,该算法具体流程如下:(见图 5 所示)

Step1: 设置人工免疫算法的参数。

Step2: 产生初始种群。以分配规则 1(AssignmentRule1) 产生($pa1 \times popsize$) 个初始解;以分配规则 2(AssignmentRule2) 产生($pa2 \times popsize$) 个初始解。并对初始分配方案中的工序进行排序,随机选择调度规则对($pr \times popsize$) 个初始分配进行排序;以 MWR 规则对($pmw \times popsize$) 个初始分配进行排序;以 MOR 规则对($pmo \times popsize$) 个初始分配进行排序。

Step3: 目标函数评价: 计算每个抗体的适应值函数(Makespan)。

Step4: 亲和力评价: 计算各个抗体与抗原的亲和力值,公式如下

$$Affinity(z) = \frac{1}{Makespan(z)} \quad (1)$$

Step5: 克隆选择和扩展: 从种群中选择 M 个亲和度最高的抗体;从选择结果抗体中以锦标赛选择的方式生成 M 个克隆副本,具体方法是每次从 M 个抗体中随机选择两个,然后取这两个中亲和度最大的那个^[6]。

Step6: 构造下一代种群。

1) 变异算子: 从 M 个克隆副本中随机选择 nm 个抗体,应用变异算子对这 nm 个抗体进行变异产生 nm 个新抗体,把每一个变异算子按照其可能性(概率)进行应用。将这 nm 个新抗体加入到当前种群;

2) 感受器编辑: 按照 Step2 中的步骤产生 nea 个新抗体,并用这些新的抗体取代当前种群中的 nea 个亲和力最低的抗体;将当前种群中的最优抗体复制到下一代;通过适当的选择策略从当前种群中选择($popsize - 1$) 个抗体并将它们复制到下一代。

Step7: 终止测试: 测试是否满足优化终止条件。如果满足条件,终止并返回最优解;否则,回到步骤 Step3。

4 实验及结果分析

4.1 实验参数设置

为了验证所提出的 AIA 算法在求解柔性车间调度问题的效果和效率,进行了数值实验。在实验中,采用 C++ 编程语言编写了算法的实现代码,运行在 2.6GHz 的 CPU 和 512MB 的 RAM 上。鉴于算法的非确定性特征,每一个实例都运行了多次算法,以便获得更好的结果。这里列出的结果

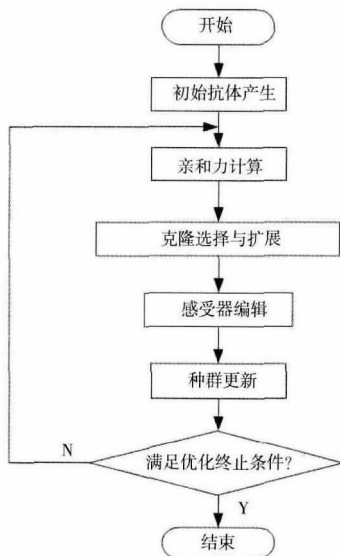


图5 人工免疫算法流程图

是每个例子运行 10 次的结果中的最好结果,每次算法的运行都始于不同的初始解。

在实验中,本文提出的算法和其它的一些常用算法在 Makespan 上进行了比较。并且,对每一个算例,实验结果中的最大机器负荷 (W_m , 机器工作时间) 和总负荷 (W_T , 总的机器工作时间) 的结果也列出了。算例采用了如下几组算例:

1) Kacem 算例: 本组算例是来自 Kacemet 等^[3] 中的三个问题算例(分别为 8×8 , 10×10 和 15×10)。 8×8 的算例是部分柔性的,其它两个都是全柔性的。

2) Fadata 算例: 包括来自 Fattahiet 等^[10] 中的 20 个问题实例。这 20 个测试用例分为两类: 10 个小规模例子 (SFJS1: 10) 和 10 个大规模例子 (MFJS1: 10)。问题中包含的工件数目在 2-12 个,机器数目在 2-8 个,每个工件的工序数目在 2-4 个。

在实验中,各种数据实例的算法在 Step5 中应用了不同的选择策略。对于 Kacem 算例,应用了二进制锦标赛规则。在测试 Fdata 算例时,采用了轮盘赌策略。算法中的参数采用下列数据: 分配规则 1 的使用率 pa1 取 20%, 分配规则 2 的使用率 pa2 取 80%, 随机规则使用率 pr 取 20%, MWR 规则的使用率 pmw 取 40%, MOR 规则的使用率 pmo 取 40%, 分配变异概率取 40%, 智能变异概率取 25%, PPS 变异概率取 10%, 重定向变异概率取 25%。有些算法参数对于不同的算例有所差别,具体可见表 2 所示。

4.2 AIA 算法与其它算法比较

第一组算例 (Kacem 算例) 的结果如图 6-8 的甘特图所示。对于这一组算例, Gao 等^[9] 提出的 hGA 算法被认为是目前最好的。本文提出算法的计算结果和 Gao 等^[9] 提出的 hGA 算法进行了比较,具体见表 3。通过比较可见,在计算速度方面明显提高,在计算结果上也有些微优势。

表 2 不同算例组的算法参数

问题	popsize	ng	M	nm	nea
8×8	400	100	200	200	4
10×10	2000	500	1000	1000	20
15×10	5000	1500	2500	2500	50
SFJS1: 10	200	100	100	100	2
MFJS1: 5	2000	500	1000	1000	20
MFJS6: 10	2000	1000	1000	1000	20
BRdata	5000	1500	2000	3000	50
HUdata	5000	1500	2000	3000	50

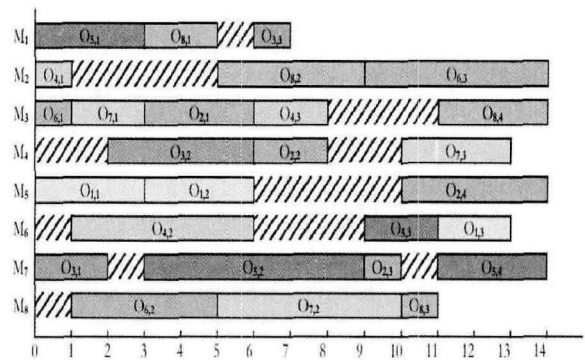


图6 规模为 8×8 问题的解的甘特图

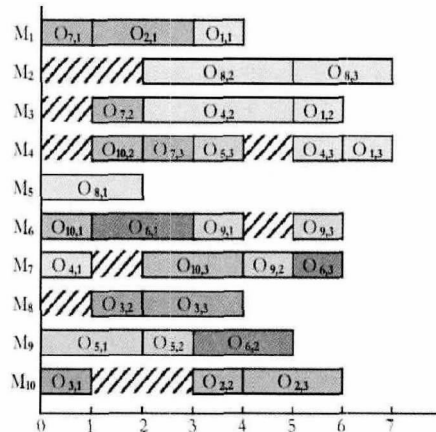


图7 规模为 10×10 问题的解的甘特图

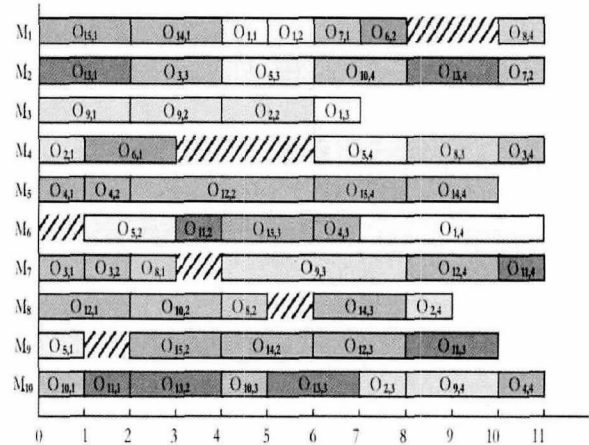


图8 规模为 15×10 问题的解的甘特图

表3 Kacem 算例的计算结果并和 hGA 算法比较

问题	目标	hGA			AIA		
		结果	PopSize	时间 (CPUs)	结果	PopSize	时间 (CPUs)
8×8	C_{max}	14			14		
	W_m	12	300	21.2	12	400	3.46
	W_T	77			77		
10×10	C_{max}	7			7		
	W_m	5	300	40.1	5	2000	7.37
	W_T	43			43		
15×10	C_{max}	11			11		
	W_m	11	300	109.2	11	5000	101.23
	W_T	91			93		

表4 Fdata 算例的计算结果及与 ISA 和 ITS 算法的比较

问题	n	m	LB	AIA				ISA		ITS	
				C_{max}	W_m	W_T	CPUs	C_{max}	Dev	C_{max}	Dev
SFJS1	2	2	66	66	66	127	0.03	66	0	66	0
SFJS2	2	2	107	107	107	185	0.03	107	0	107	0
SFJS3	3	2	221	221	221	432	0.04	221	0	221	0
SFJS4	3	2	355	355	355	690	0.04	355	0	390	8.97
SFJS5	3	2	119	119	119	213	0.04	119	0	137	13.14
SFJS6	3	3	320	320	320	687	0.04	320	0	320	0
SFJS7	3	5	397	397	220	912	0.04	397	0	397	0
SFJS8	3	4	253	253	223	592	0.05	253	0	253	0
SFJS9	3	3	210	210	185	495	0.05	215	2.33	215	2.33
SFJS10	4	5	516	516	466	1537	0.05	516	0	617	16.37
MFJS1	5	6	396	468	383	1704	9.23	488	4.1	548	14.6
MFJS2	5	7	396	448	383	1767	9.35	478	6.28	457	1.97
MFJS3	6	7	396	468	403	2204	10.06	599	21.87	606	22.77
MFJS4	7	7	496	554	472	2662	10.54	703	21.19	870	36.32
MFJS5	7	7	414	527	454	2625	10.61	674	21.81	729	27.71
MFJS6	8	7	469	635	560	3265	22.18	856	25.82	816	22.18
MFJS7	8	7	619	879	825	4429	24.82	1066	17.54	1048	16.13
MFJS8	9	8	619	884	800	5008	26.94	1328	33.43	1220	27.54
MFJS9	11	8	764	1088	1004	6536	30.76	1148	5.23	1124	3.2
MFJS10	12	8	944	1267	1045	7496	30.94	1546	18.05	1737	27.06

对于第二组算例(Fdata 算例),表4显示了本文提出算法的计算结果,并与其它已有算法进行了比较。其它算法包括 Fattahi 等^[10]提出的集成模拟退火算法(ISA)和集成禁忌搜索算法(ITS)。表中还列出了算例目标函数值的下界(LB)、计算时间(CPUs)。实验表明,和ISA,ITS算法相比,AIA算法在相对误差上分别有8.88%和12.01%的改进,且在解决大规模问题时,表现出较好的稳定性和收敛性。

5 结论

针对柔性车间调度问题,本文给出了一种改进的人工免疫算法(AIA)。在初始解产生方面应用了多求解策略的组合,采用多种变异算子应用于工序分配和工序排序中以产生新的抗体,该操作增加了种群的多样性,又有效提高了算法的收敛速度。通过在多个BenchMark问题上的测试,并与相关文献仿真比较,表明了AIA具有寻优精度高,全局搜索能力强的优点,特别在解决大规模复杂问题时,显示了较好的稳定性和收敛性。

参考文献:

- [1] V Roshanaei, B Naderi, F Jolai, M Khalili. A variable neighborhood search for job shop scheduling with set-up times to minimize makespan [J]. Future Generation Computer Systems, 2009, 1(25): 654-661.
- [2] P Brandimarte. Routing and scheduling in a flexible job shop by taboo search [J]. Annals of Operations Research, 1993, 1(41): 157-183.
- [3] I Kacem, S Hammadi, P Borne. Approach by localization and multi objective evolutionary optimization for flexible job-shop scheduling problems [C]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2002, 32(1): 1-13.
- [4] W Xia, Z Wu. An effective hybrid optimization approach for multi-objective flexible job-shop scheduling problem [J]. Computers and Industrial Engineering, 2005, 12(48): 409-425.
- [5] H. Chen, J. Ihlow, C. Lehmann. A genetic algorithm for flexible Job-shop scheduling [C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, Detroit, 1999, 1120-1125.
- [6] H Zhang, M Gen. Multistage-based genetic algorithm for flexible job-shop scheduling problem [J]. Journal of Complexity International, 2005, 2(11): 223-232.
- [7] Z X Ong, J C Tay, C K Kwok. Applying the Clonal Selection Principle to Find Flexible Job-Shop Schedules [C]. LNCS 2005-1: 442-455.
- [8] F Pezzella, G Morganti, G Ciaschetti. A genetic algorithm for the flexible job-shop scheduling problem [J]. Computers and Operations Research, 2008, 35(10): 3202-3212.
- [9] J Gao, L Sun, M Gen. A hybrid genetic and variable neighborhood descent for flexible job shop scheduling problems [J]. Computers and Operations Research, 2008, 35(9): 2892-2907.
- [10] P Fattahi, M Saidi Mehrabad, F Jolai. Mathematical modeling and heuristic approaches to flexible job shop scheduling problems [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2007, 18(3): 331-342.
- [11] T C Chen, P S You. Immune algorithms based approach for redundant reliability problems with multiple component choices [J]. Computers in Industry, 2005, 10(3): 195-205.
- [12] M Zandieh, S M T Fatemi Ghomi, S M Moattar Husseini. An immune algorithm approach to hybrid flow shops scheduling with sequence-dependent setup times [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 180(1): 111-127.
- [13] 左兴权, 莫宏伟. 免疫调度算法综述 [J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1761-1768.
- [14] 李平, 等. 基于双层遗传编码的柔性作业车间自适应重调度研究 [J]. 中国机械工程, 2013, 24(16): 2195-2201.
- [15] 刘爱军, 等. 多目标模糊柔性车间调度中的多种群遗传算法 [J]. 计算机集成制造系统, 2011, 17(9): 1954-1961.
- [16] 张静, 等. 基于改进粒子群算法求解柔性作业车间批量调度问题 [J]. 控制与决策, 2012, 27(4): 513-518.

[作者简介]



马佳(1979-),女(汉族),辽宁盖州市人,博士,讲师,研究方向:智能控制、生产计划与调度、供应链管理的研究。

石刚(1978-),男(汉族),山东阳谷县人,博士,研究员,研究方向:人工智能、系统优化、模式识别等研究。