

## Improved Immune Genetic Algorithm For JSP

Quanyong Ju<sup>1</sup> Jianying Zhu<sup>2</sup>

1. School of Mechatronic Engineering, Jinling Institute of Technology, Nanjing 210001

E-mail: ju@jit.edu.cn

2. Institute of Mechatronic Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016

**Abstract:** According to the information processing mechanism of immune system in life sciences, based on simple genetic algorithm, a new approach of immune genetic algorithm for job shop scheduling is proposed through combining immune algorithm with improved genetic algorithm(Strategy of Multiple Crossover Per Couple with Incest Prevention). A immune genetic algorithm aiming at job shop scheduling is set up. The fitness of antibody is increased by injecting vaccinations and degeneration of antibodies is prevented by immune selections. Aiming at the problem of job shop scheduling, the approach of distilling and injecting vaccination is solved, which is difficulty in immune algorithm. The approach is proposed based on antibody's gene segments which are associated with its machine. Finally, convergence efficiency and accuracy of antibodies with immune genetic algorithm in solving ten standard job shop scheduling problems is testified. The results indicate the proposed algorithm is competitive, being able to produce better solutions than other approach.

**Keywords:** immune system, genetic algorithm, immune genetic algorithm, job shop scheduling

## 改进的免疫遗传算法求解车间调度问题

鞠全勇<sup>1</sup> 朱剑英<sup>2</sup>

1.金陵科技学院机电工程学院 南京 210001

E-mail: ju@jit.edu.cn

2.南京航空航天大学机电工程研究所 南京 210016

**摘要:** 根据生命科学中免疫系统的信息处理机制,在一般遗传算法的基础上,将免疫计算和改进的遗传算法(预防近亲结合的多重交叉策略)相结合,建立了一种用于车间调度的免疫遗传算法,通过接种疫苗提高抗体的适应度,通过免疫选择防止种群的退化。针对作业车间调度问题,设计了免疫遗传计算中疫苗的提取和接种方法,即基于加工机器的基因片断抽取疫苗方法和接种方法。通过作业车间调度十个典型标准问题验证,文中所述免疫遗传算法可行,较现有免疫算法、一般遗传算法及一些传统优化设计方法在收敛效率和准确性等方面有很大改进与提高。

**关键词:** 免疫系统, 遗传算法, 免疫遗传算法, 车间调度

### 0 引言

一般遗传算法在一定条件下具有全局收敛特性,但该算法的交叉、变异、选择等操作一般都是在概率意义下随机进行的,虽保证了种群的群体进化性,但在一定程度上不可避免出现退化现象<sup>[1]</sup>。此外尽管遗传算法具有通用性的一面,但却忽视了问题特征信息的辅助作用,同时遗传算法相对固定的遗传操作使得求解不同问题缺乏灵活性。研究表明<sup>[2]</sup>,仅仅依赖于以遗传算法为代表的进化算法在模拟人类智能,处理事物的能力方面还远远不足,还需要更深入地挖掘和利用人类的智能资源。而基于免疫的改进遗传算法,把生命科学中的免疫原理

和传统遗传算法相结合,有目的地利用待求解问题中的一些特征信息来抑制优化过程中退化现象的出现,提高了算法的整体性能。

### 1 免疫遗传算法

**1.1 算法描述** 免疫遗传算法主要借鉴了免疫系统具有的抗原识别、免疫记忆、免疫调节等特性,将其概念与理论应用于遗传算法中<sup>[3]</sup>。其中,抗原识别是指通过表达在抗原表面的表位和抗体表面的对位进行相互匹配选择完成识别的过程。免疫算法的核心内容是免疫疫苗,它是来源于生物疫苗的概念和理论。通过注射疫苗,达到快速识别抗原的目的。

实际操作过程中,首先对所求解的问题即抗原进行具体分析,从中提取最基本的特征信息即疫苗;其次,

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(59990470)  
江苏省高校自然科学研究计划项目(06KJD460066)

对特征信息进行处理,将其转化为求解问题的一种方案,由此方案得到所有解的集合即为上述疫苗所产生的抗体;最后,将此方案以适当的形式转化为免疫算子,以实施具体操作。

**1.2 免疫疫苗的分区域提取** 模型中的疫苗对应于待求解问题解的一些特征信息。从遗传算法的角度来说,免疫疫苗则是对待求解问题最优解的匹配模式的一种估计。免疫算法的执行效率在很大程度上取决于免疫疫苗选取<sup>[4]</sup>。

在免疫算法提取疫苗时,若在整个解空间中进行自我识别,则识别速度比较缓慢,所以应采用将整个解空间分割为若干区域进行识别,以提高识别的效率<sup>[5]</sup>。因为每个区域的识别过程是相互独立的,所以可以采用并行计算以提高提取疫苗的速度。由于区域的大小将决定本区域内提取疫苗速度,区域划分得越细越小则提取疫苗的速度越快,所以划分区域是以每个区域包含一至两个基因串为佳。

## 2 改进的免疫遗传操作

**2.1 免疫操作** 免疫操作由接种疫苗和免疫选择两个过程组成。由于每个疫苗本身已包含了位置信息,在接种疫苗时利用该信息进行注射,而不是采用随机注射的方法,从而使注射的疫苗的位置更合理,发挥出更大的作用。疫苗接种算法分四步:首选随机从疫苗库中选取一个疫苗;其次利用该疫苗所含位置信息,寻找疫苗接种的合理位置;然后找到个体中与将要接种的疫苗相冲突部分,并将冲突部分删除;最后在找到的接种位接种疫苗。

免疫选择分两步完成,第一步是免疫检测,即对接种了疫苗的个体进行检测,若其适应度不如父代,则说明在交叉、变异的过程中出现了严重的退化现象。这种情况下,该个体将被父代中所对应的个体所取代。如果子代适应度优于父代,则进行第二步处理:在抗体群中排除抗体与抗原亲和力小于一定阈值的抗体;再根据抗体与抗体的亲和力即相似度,计算抗体浓度值,用基于浓度的选择更新,取代原遗传算法的基于适应值的选择复制,既鼓励适应值高的解,又抑制浓度高的解,从而保证了算法的收敛性及解群体的多样性。

**2.2 遗传操作** 与免疫算法相结合的遗传操作主要由交叉和变异组成。在一般遗传算法中,通常的做法是从交配池中随机抽取一对染色体作为父染色体,对每对父染色体进行一次交叉操作。但在自然界中,配偶关系一旦确立,要进行多次交配,其结果各不相同,子女数目

也各不一样。此外,自然界中,近亲结婚将导致物种品质的衰退。本文交叉机制采用预防染色体近亲结合的多重交叉策略。即只允许没有相同祖先的个体重新组合,多胎生子。依据通常所用的适应度比例选择法,随机地从上一代种群中选出染色体,但是只有经检测在以前几代中没有共同祖先的个体才允许交叉。以这种方法来减少相似基因的交流,保持种群的多样性。在染色体进化的过程中,存在两个密切相关联的方面:种群的多样性和选择压力。过强的选择压力会导致种群的早熟,而过弱的选择压力会使减缓搜索过程或使搜索无效。本文通过固定代数来决定个体间祖先的关系,从而解决上述问题。

用适应度比例选择法选择并经检测的每对染色体,采用 Eiben 的三种扫描交叉法<sup>[6,7]</sup>:均匀扫描交叉、基于基因出现频率的扫描交叉和基于适应度的扫描交叉,产生不同数目的子女。可以选择最优的、或随机选择或全部子女进入下一代种群。随着每对染色体交叉次数的增加,运行时间缩短,每对染色体交叉二至四次可获得最优结果<sup>[8]</sup>。

**2.3 免疫遗传算法的收敛性** 对于 SGA,其“交叉→变异→选择”操作由于和进化代数无关,构成了一个有限状态的齐次马尔可夫链。目前,已经证明存在以下定理:

定理 1 表征马尔可夫链的状态转移矩阵  $p$  为严格正的,并且对于 SGA 不能以概率 1 收敛到全局最优解,然而当每次迭代操作后如能保留最优解的话,就能够保证算法以概率 1 收敛到全局最优解<sup>[9]</sup>。

对于免疫遗传算法,设种群的规模为  $n$ ,且在算法中保持不变,种群中所有个体均为 1 位的  $q$  进制编码,算法状态转移情况可用随机过程:

$A_k \xrightarrow{\text{交叉}} B_k \xrightarrow{\text{变异}} C_k \xrightarrow{\text{接种疫苗}} D_k \xrightarrow{\text{疫苗选择}} A_{k+1}$  来表示,其中  $A_k$  到  $D_k$  的状态转移构成一个马尔可夫链,并且有如下定理:

定理 2 免疫遗传算法是概率 1 收敛的,若算法中略去免疫算子,则该算法将不再保证收敛到全局最优解,或者说它是强不收敛的<sup>[9]</sup>。

定理 3 在免疫选择作用下,若疫苗使抗体适应度得到提高,且高于当前群体的平均适应度,则疫苗所对应的模式将在群体中呈指数级扩散,否则,它将被遏制后呈指数级衰减<sup>[9]</sup>。

本文所述改进的免疫遗传算法并没有改变算法的迭代过程,亦即没有改变算法的马尔可夫链。因此,由定理 1、2 可以得出,改进的免疫遗传算法可以保证以概率

1 收敛。同时,由于采用了静态繁殖理论,从而在每次迭代后保留了最优解,根据定理 1,算法也是以概率 1 收敛到全局最优解。

由于每次迭代过程的疫苗,都是从前一次迭代所得到的最优解中提取出来的,这就保证了它的适应度值高于群体的平均适应度值。根据定理 3,疫苗所对应的模式将在种群中呈指数级数扩散,从而能有效地减少迭代次数,使进化速度加快。

### 3 用免疫遗传算法求解车间调度问题

#### 3.1 免疫遗传算法车间调度问题的计算模型

免疫遗传算法结合了免疫计算与遗传算法的特点,在免疫遗传算法求解车间调度问题的模型中,将抗原作为目标函数,抗体作为问题的解,把抗体与抗原之间的亲和力作为选择依据,用基于浓度的选择更新,来鼓励适应值高的解,同时抑制浓度高的解。其算法流程图如图 1 所示。

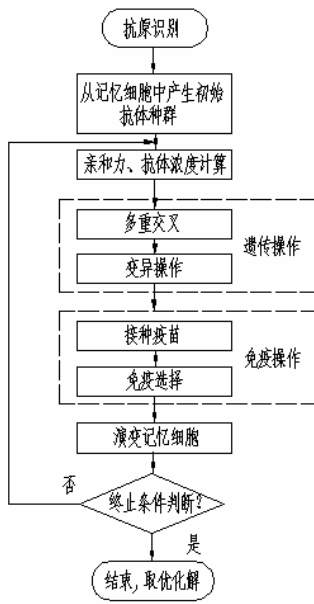


图 1 免疫遗传算法流程图

#### 3.2 模型描述

##### 3.2.1 抗原识别

抗原识别是将优化设计的目标函数作为免疫遗传计算的一个抗原输入,对于车间调度问题,优化设计的指标可以是基于加工完成时间的性能指标:如最大完成时间 (*makespan*); 基于交货期的性能指标:最大推迟完成时间  $L_{max}$ ; 基于库存的性能指标:平均待加工工件数; 或多目标综合性指标:

*makespan* 与总拖后时间的综合,即:  $C_{max} + \lambda \sum_{i=1}^n T_i$ , 其

中  $\lambda$  为权重。本文采用最大完成时间作为车间调度的优化指标。

**3.2.2 产生初始抗体群** 根据待求解问题的特征,产生初始抗体群  $N$ , 初始抗体群可随机产生,也可以从记忆细胞库中获取部分求得该类问题的优异抗体,以提高算法的收敛速度。

合理地设计初始抗体群编码机制,对免疫遗传算法的质量和效益有很大影响,在进行遗传编码时,必须考虑染色体的合法性、可行性、有效性以及对问题解空间表征的完整性。本文采用了基于工序的表达法,即给所有同一零件的工序指定相同的符号,然后根据它们在给定染色体中出现的顺序加以解释。如 2 个工件,每个工件有 2 道工序,则染色体:“baab”中,第一个“b”表示第二个零件的第一道工序,第二个“b”表示第二个零件的第二道工序。

**3.2.3 亲和力和抗体浓度计算** 取抗体对应调度方案的  $F_i = H - f_i$  作为适应度值,其中  $H$  为当代种群中的最大值,  $f_i = \min(C_{max})$ , 为当代种群中最大完成时间的最小值。抗体  $v$  与抗原的结合程度用亲和力  $Ag_i (i=1,2,\dots,N+W)$  表示,  $Ag_i = (f_{max} - f_i) / (f_{max} - f_{min})$ 。亲和力  $Ag_i$  越大说明抗体与抗原之间匹配得越好。

两个抗体  $i$  与  $j$  之间的亲和力  $Ab_{ij} (i,j=1,2,\dots,N+W)$  表示了两抗体之间的相似性。根据信息熵理论,进化过程中产生的抗体是一个不确定的抗体,其基因座的信息熵可表示为<sup>[10]</sup>:

$$H_j(N) = - \sum_{i=1}^s p_{ij} \log p_{ij} \quad (1)$$

式中,  $H_j(N)$  为  $N$  个抗体第  $j$  位的信息熵;  $N$  为抗体个数;  $p_{ij}$  为  $N$  个抗体中基因位的第  $j$  位出现第  $k$  个符号的概率。

$N$  个抗体的信息熵为:

$$H(N) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M H_j(N) \quad (2)$$

则抗体  $i$  和抗体  $j$  的相似度为:

$$Ab_{ij} = 1 / (1 + H(2)) \quad (3)$$

$Ab_{ij}$  值越大,表示抗体与抗体之间越相似,相互间的密切程度越高。当两抗体的基因完全相同时,  $p_{ij} = 1.0$ ,  $H_j(N) = 0$ , 抗体之间的相似度  $Ab_{ij}$  为 1。

群体中相似个体所占的比率用抗体浓度  $C_v$  表示,在遗传操作中,抗体群内适应度值高的抗体浓度会不断提高,浓度太高会影响抗体群的多样性。免疫选择时要适当抑制浓度高的抗体。抗体浓度可用下式计算:

$$C_v = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N Ac_{ij} \quad (4)$$

$$Ac_{ij} = \begin{cases} 1, & Ab_{ij} \geq Tac1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

式中  $Ac_{ij}$  为抗体  $i$  与抗体  $j$  的相似度;  $Tac1$  为一预先设定的阈值。通常取  $0.9 \sim 1$ 。

抗体  $v$  的期望繁殖率即免疫选择率用  $e_v$  表示, 简化的选择率可用下式计算<sup>[11]</sup>:

$$e_v = Ag_v / C_v \quad (6)$$

即抗体与抗原的亲合力与抗体浓度的比值。

**3.2.4 遗传操作** 遗传操作包括交叉、变异等操作。交叉算子需要保证前一代优秀个体的性状在后一代的新个体中尽可能得到遗传和继承。根据上述预防染色体近亲结合的多重交叉策略, 经选择并通过代数检测非三代内同祖先的每对染色体, 采用如下交叉算子: 1、均匀扫描交叉: 即每对父染色体以相等的概率提供基因给相应的子代; 2、基于基因出现频率的扫描交叉: 选择那些在父染色体特定位置上更经常出现的基因提供给子代; 3、基于适应度的扫描交叉: 子代按正比于父代染色体的适应度值选择继承相应的基因位。每对染色体以上述三种交叉策略产生四个子代染色体(方法一产生两个)。从中选择两个最优的子代染色体进入下一代种群。

为使遗传算法具有局部搜索能力, 并维持群体多样性, 防止未成熟收敛现象, 本文采用逆转基因变异操作, 即在染色体中随机挑选两个逆转点, 然后将逆转点之间的基因逆向排序, 生成新的染色体。

**3.2.5 免疫操作** 免疫操作是在合理提取疫苗的基础上, 通过接种疫苗和免疫选择两个步骤完成的。

疫苗是从问题的先验知识中提炼出来的。选取疫苗时, 既可以根据问题的特征信息来制作免疫疫苗, 也可在具体分析的基础上,

考虑降低原问题的规模, 增设一些局部条件来简化问题, 用简化后的问题求解规律作为选取疫苗的一种途径<sup>[12]</sup>。对于车间生产调度问题, 免疫疫苗的提取是免疫遗传操作的一个难点所在, 下面以一个  $3/3/IG/C_{max}$ JSP 为例, 叙述疫苗抽取和疫苗注射过程, 该问题的加工

表1  $3/3/IG/C_{max}$ JSP 加工数据

项目	工件	操作序号		
		1	2	3
操作时间	a	3	3	2
	b	1	5	3
	c	3	2	3
机器顺序	a	M <sub>1</sub>	M <sub>2</sub>	M <sub>3</sub>
	b	M <sub>1</sub>	M <sub>3</sub>	M <sub>2</sub>
	c	M <sub>2</sub>	M <sub>1</sub>	M <sub>3</sub>

时间和工艺约束如表1所示:

采用 3.2.2 所述基于操作的编码, 则各代抗体的编码形式为: baacbcacb; 对应于机器  $M_1$  的编码为: bac; 对应于机器  $M_2$  的编码为: acb; 对应于机器  $M_3$  的编码为: cab。

抽取疫苗时, 将上代抗体库中亲和力  $Ag_i$  最大的 10% 抗体从抗体库中抽取出来, 然后用上述方法, 将抽取的各个抗体按其在机器  $M_1$ 、 $M_2$ 、 $M_3$  上的加工顺序, 打碎成相应的基因段, 存放于疫苗库中, 作为当代抗体的疫苗。最后, 从当代经遗传操作的抗体库中抽取一定比例的抗体, 进行疫苗注射。操作过程如图2所示。

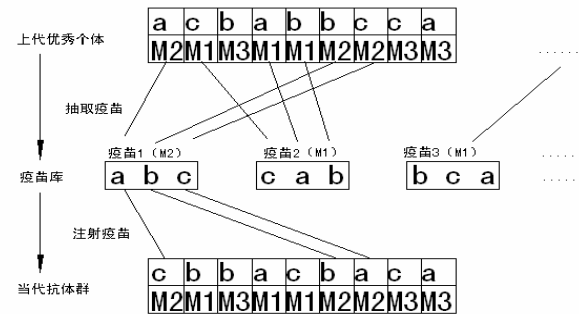


图2 疫苗抽取与注射图

免疫选择以信息熵作为评价群体中解的相似度的指标, 采用基于浓度的选择机制, 计算免疫选择率  $e_v$  值, 鼓励适应度高的解, 同时又抑制浓度高的解, 保证算法的收敛及群体的多样性。

**3.2.6 演变记忆细胞** 将上步新产生的  $n$  个抗体组成新抗体种群, 覆盖上一代抗体种群。

**3.2.7 终止判断, 取最优解** 判断是否达到设定迭代次数。否, 则继续循环; 是, 则循环终止, 取最后产生的抗体群中与抗原亲和力最大的抗体作为问题的最优解。

## 4 实例测试

下面采用 Muth 和 Thomposon<sup>[13]</sup> 提出的著名  $6 \times 6$  标准问题, 对上述免疫遗传算法进行测试, 即以 一个  $6/6/IG/C_{max}$ JSP 为例, 表2为  $6 \times 6$  标准问题的原始数据。

表2  $6 \times 6$  标准问题的数据表

零件号	工序	机床1	机床2	机床3	机床4	机床5	机床6
1	1-1	-	-	1	-	-	-
	1-2	3	-	-	-	-	-
	1-3	-	6	-	-	-	-
	1-4	-	-	-	7	-	-

	1-5	-	-	-	-	-	3
	1-6	-	-	-	-	6	-
2	2-1	-	8	-	-	-	-
	2-2	-	-	5	-	-	-
	2-3	-	-	-	-	10	-
	2-4	-	-	-	-	-	10
	2-5	10	-	-	-	-	-
	2-6	-	-	-	4	-	-
3	3-1	-	-	5	-	-	-
	3-2	-	-	-	4	-	-
	3-3	-	-	-	-	-	8
	3-4	9	-	-	-	-	-
	3-5	-	1	-	-	-	-
	3-6	-	-	-	-	7	-
4	4-1	-	5	-	-	-	-
	4-2	5	-	-	-	-	-
	4-3	-	-	5	-	-	-
	4-4	-	-	-	3	-	-
	4-5	-	-	-	-	8	-
	4-6	-	-	-	-	-	9
5	5-1	-	-	9	-	-	-
	5-2	-	3	-	-	-	-
	5-3	-	-	-	-	5	-
	5-4	-	-	-	-	-	4
	5-5	3	-	-	-	-	-
	5-6	-	-	-	1	-	-
6	6-1	-	3	-	-	-	-
	6-2	-	-	-	3	-	-
	6-3	-	-	-	-	-	9
	6-4	10	-	-	-	-	-
	6-5	-	-	-	-	4	-
	6-6	-	-	1	-	-	-

免疫遗传算法采用的分派规则是 SPT，性能指标是最短生产周期。抗体种群的个数是 50；交叉概率是 0.5；变异率是 0.01；疫苗库疫苗个数为  $50 \times 10\% \times 6 = 30$ ；阈值 Tac1 取值 0.95；抗体注射疫苗率为 0.3；迭代次数为 40。获得的最短生产周期 55，平均流动时间 51 的最佳结果。调度甘特图为图 3 所示。

采用一般遗传算法，Nasr 和 Elsayed<sup>[14]</sup>获得的最短生产周期是 68。孙志峻<sup>[15]</sup>虽获得了最短生产周期 55，得出最佳调度。但迭代次数要比上述免疫遗传算法多 10

次以上，且不能保证次次都得到最优解。

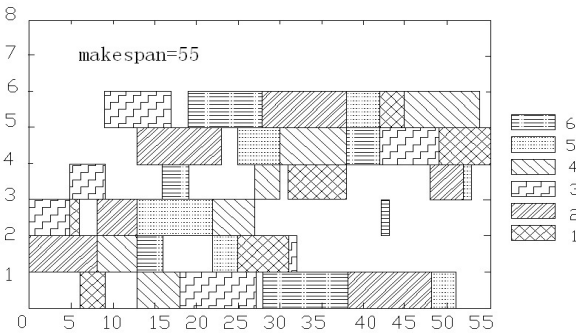


图 3 6×6 JSP 问题调度甘特图

为了进一步考察本文所述的免疫遗传算法 IGA 的性能，以 Microsoft VB 为仿真环境，采用 256M RAM，P4 2.4G 计算机，选用上例同样参数，将各算例均做 40 次随机仿真，对 IGA 的优化指标与 C.A.Coello Coello 等的人工免疫算法 AIS<sup>[12]</sup>及一般遗传算法 SGA 作比较，统计结果如表 3 所示。

通过对上述典型算例的仿真研究，可以得出：本文所述的免疫遗传算法 IGA 较 C.A.Coello Coello 等的人工免疫算法 AIS<sup>[13]</sup>及一般遗传算法 SGA 的优化性能得到很大提高。对于复杂问题，IGA 对大部分算例均能得到最优值，对于简单问题，各算法虽都能得到最优值，但 IGA 发现最优解的效率 高，出错率低。

### 5 结论

在一般遗传算法的基础上，将免疫计算和改进的遗传算法即预防近亲结合的多重交叉策略相结合，通过接种疫苗提高抗体的适应度，通过免疫选择防止种群的退化。采用基于浓度的选择机制，既鼓励适应值高的解，又抑制浓度高的解，保证算法的收敛及群体的多样性，防止早熟现象的发生。针对作业车间调度问题，研究并叙述了免疫计算中困难所在——疫苗的提取和接种方法，提出了基于加工机器的基因片断抽取疫苗方法和接种方法。通过车间调度十个标准问题验证，文中所述免疫遗传算法可行有效，较 C.A.Coello Coello 等的人工免疫算法 AIS、一般遗传算法 SGA 及一些传统优化设计方法在收敛效率和准确性等方面有很大改进与提高，对该算法模型进行适当调整，即可应用于不同的优化设计问题。尤其是在多峰值函数的寻优中，比遗传算法更为有效。具有良好的应用前景。

表3 IGA, AIS 和SGA 的性能比较

Problem	n×m	Best Makespan	SGA Best	SGA Err	AIS Best	AIS Err	IGA Best	IGA Err
FT06	6×6	55	55	0	55	0	<b>55</b>	0
FT10	10×10	930	997	11.87	941	1.2	<b>930</b>	2.5
LA01	10×5	666	666	3.05	666	0	<b>666</b>	0
LA06	15×5	926	926	0	926	0	<b>926</b>	0
LA16	10×10	945	979	6.03	945	0	<b>945</b>	0
LA25	15×10	977	996	7.24	1022	4.6	<b>977</b>	0.3
LA28	20×10	1216	1293	5	1277	5	<b>1216</b>	0.9
LA35	30×10	1888	1936		1903	0.8	<b>1888</b>	1.4
LA36	15×15	1268	1384	11.91	1323	4.3	<b>1274</b>	3.6
LA40	15×15	1222	1269	8.72	1258	2.9	<b>1229</b>	2.7

## 参考文献

- [1] Gaspar A, Collard P, From Gas to Artificial Immune Systems: improving adaptation in time dependent optimization[A]. In Proceedings of the congress on Evolutionary Computation[C], Washington,DC,10-16 July 1999, pp 254-265
- [2] Leandro Nunes de Castro and Jon Timmis. An Introduction to Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Paradigm[M]. Springer-Verlag, 2002
- [3] Emma Hart and Peter Ross. The Evolution and Analysis of a Potential Antibody Library for Use in Job-Shop Scheduling[A]. In David Corne, Marco Dorigo, and Fred Glover, editors, New Ideas in Optimization[C], pages 185–202. McGraw-Hill, London, 1999.
- [4] De Castro L M, Von Zuben F J. The Clonal selection Algorithm with Engineering Applications [A]. Genetic and evolutionary Computation. Conference [C], Las Vegas, USA, 2000, 36—37.
- [5] Gaspar A, Collard P (1999) From GAs to artificial immune systems: improving adaptation in time dependent optimization[A]. In: Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation[C], Washington, DC, 10-16 July 1999
- [6] A. E. Eiben, C. H. M. van Kemenade, J. N. Kok, Orgy in the computer: multi-parent reproduction in genetic algorithms[A], in: F. Moran, A. Moreno, J. J. Merelo, P. Chacon(Eds.), Proceedings of the Third European Conference on Artificial Life[C], number 929 in LNAI, Springer, Berlin, 1995, pp. 934-945.
- [7] A. E. Eiben, Th. Back, An empirical investigation of multi-parent recombination operators in evolution strategies[J]. Evolutionary Comput. 5(3) (1997)347-365
- [8] S. Esquivel, H. Leiva, R. Gallard, Multiple crossovers between multiple parents to improve search in evolutionary algorithms[A]. Presentation in the 1999 Congress on Evolutionary Computation(IEEE) [C], Washington D C, 2001 (in press).
- [9] Jiao L, Wang L. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 2000, 30(5): 552-561
- [10] Abramson N (1963) Information theory and coding[M]. McGraw-Hill, New York.
- [11] Xinli Xu, Wanling Wang, and Qiu Guan, Adaptive Immune Algorithm for Solving Job-Shop Scheduling Problem[M]. Berlin Heidelberg: Springer- Verlag, 2005
- [12] C.A. Coello Coello, D. Cortes Rivera, Use of an Artificial Immune System for Job Shop Scheduling[M]. Berlin Heidelberg: Springer- Verlag, 2003
- [13] Muth, J. and G. Thompson, editors, Industrial Scheduling, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1963
- [14] Nasr, N. and Elsayed, E.A., Job shop scheduling with alternative machines[J]. International Journal of Production Research, 1990,28(9): 1595-1609
- [15] 孙志峻. 智能制造系统车间生产优化调度[D]. 南京:南京航空航天大学图书馆, 2002