

求解协同干扰问题的高效免疫遗传算法

薛羽¹, 庄毅¹, 朱浩², 张友益³

(1. 南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016; 2. 南通大学计算机科学与技术学院 江苏 南通 226019;
3. 中船重工集团公司第723研究所 江苏 扬州 225001)

【摘要】为协同干扰武器目标分配问题建立的数学模型, 当问题规模增大时, 现有的智能求解算法表现出两点不足, 一是所求解质量下降; 二是求解速度不可接受。针对该两点不足提出了具有贪婪修复过程的免疫遗传算法, 算法设计了通用十进制扩展编码方案、基于免疫的轮盘赌选择算子和贪婪修复算子。仿真实验表明, 该算法与现有算法相比具有明显的效率优势, 在解决大规模协同干扰武器目标分配问题时不仅解算时间可接受而且所求解质量比同类算法高。

关键词 人工免疫系统; 组合优化; 智能计算; 协同干扰; 遗传算法; 武器目标分配

中图分类号 TP309.02

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2013.03.026

Efficiently Immune Genetic Algorithm for Solving Cooperative Jamming Problem

XUE Yu¹, ZHUANG Yi¹, ZHU Hao², and ZHANG You-yi³

(1. College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics Nanjing 210016;
2. College of Computer Science and Technology, Nantong University Nantong Jiangsu 226019;
3. No.723 Institute of China Shipbuilding Industry Corporation Yangzhou Jiangsu 225001)

Abstract This paper provides a mathematical model for cooperative jamming weapon target assignment problem. The existing intelligent optimization algorithms have two defects, i.e., with the scale of the problem increases, the quality of the solutions obtained by existing algorithms decreases and the calculate time the algorithms spent to find the optimal solutions becomes unacceptable. Therefore, an efficient immune genetic algorithm is proposed in this paper. In the proposed algorithm, an extended decimal coding scheme, an immune mechanism based roulette wheel selection operator, and a greedy repair operator are designed. Simulation experimental results indicate that the proposed algorithm is more efficient and effective than its competitors, and it can obtain optimal solutions with highly quality within acceptable time.

Key words artificial immune system; combinatorial optimization; computational intelligence; cooperative jamming; genetic algorithm; weapon-target assignment

协同干扰武器目标分配(cooperative jamming weapon target assignment, CJWTA)是指寻找我方各平台干扰武器对敌方雷达目标的优化分配方案, 属于军事运筹学领域组合优化问题, 起源于武器目标分配问题(weapon target assignment, WTA)。文献[1]证明了WTA属于NP-C问题, 随着武器和目标数量的增加, 问题的求解计算复杂性呈指数增长。因此, 对WTA问题求解方法研究具有十分重要的理论和国防应用意义。

文献[2]对WTA问题进行了初步的研究, 文献[3-4]对WTA问题进行了建模。20世纪50年代到80年

代求解WTA问题的方法大都集中于精确算法, 如枚举法、线性规划方法、分支定界法等。由于精确算法不适合求解大规模WTA问题, 一些智能优化算法被用于求解并取得了一些成果。如文献[5]首次尝试采用遗传算法(genetic algorithm, GA)解决; 文献[6-7]主要致力于用智能算法解决; 文献[8]采用蚁群-遗传混成算法提高求解的速度和质量; 文献[9]采用增强型大规模邻域搜索算法解决, 提高了求解效率。以上算法在可接受的时间内能找到一般WTA问题的满意解, 但现有文献中的模型过于抽象、简单, 不能有效表达实际应用问题。

收稿日期: 2011-11-03; 修回日期: 2012-03-21

基金项目: 江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX11_0203); 航空基金(05F2037); 国防基础研究基金(Q072006C002-1)

作者简介: 薛羽(1981-), 男, 博士生, 主要从事电子对抗、智能计算、物联网方面的研究。

文献[10]和文献[11]分别提出了WRPGA和IIGA两种算法,但当问题规模增大时,这两种算法求解质量下降并且求解速度不可接受。因此,本文提出了具有贪婪修复过程的免疫遗传算法。

1 协同干扰武器目标分配问题数学模型

1.1 定义及设备干扰适应度计算公式

文献[7]和文献[12]为了给出一般武器目标分配问题(general WTA, GWTA)的抽象模型,均定义了武器对目标的杀伤概率并假设杀伤概率已知。本文首先给出设备干扰适应度,用干扰适应度取代杀伤概率,并给出干扰适应度的计算方法。

定义 1^[13] 设我方有 w 个干扰设备,用向量 $\mathbf{J} = (J_1, J_2, \dots, J_w)$ 表示;设敌方有 t 个目标雷达,用向量 $\mathbf{R} = \{R_1, R_2, \dots, R_t\}$ 表示,用武器目标符号对 $J_i - R_j$ 表示指派我方干扰设备 J_i 对目标雷达 R_j 施放干扰,其中 $i = 1, 2, \dots, w$, $j = 1, 2, \dots, t$ 。

定义 2^[13] 干扰收益向量 $\mathbf{B}^{J_i - R_j} = (B_1^{J_i - R_j}, B_2^{J_i - R_j}, \dots, B_p^{J_i - R_j})$,其中, p 个参数是评价我方干扰设备 J_i 对目标雷达 R_j 执行干扰任务能力约束的指标。

定义 3^[13] 干扰损失向量 $\mathbf{C}^{J_i - R_j} = (C_1^{J_i - R_j}, C_2^{J_i - R_j}, \dots, C_q^{J_i - R_j})$,其中, q 个参数是评价我方干扰设备 J_i 对目标雷达 R_j 执行干扰任务遭到的损失约束指标。

定义 4^[13] 干扰收益权向量 $\mathbf{W}_1 = (w_1, w_2, \dots, w_p)$,干扰损失权向量 $\mathbf{W}_2 = (w_1, w_2, \dots, w_q)$

根据干扰设备对目标雷达施放干扰能力的约束条件,设备干扰适应度期望收益值为:

$$E(\mathbf{B}^{J_i - R_j}) = \begin{cases} 0 & \text{若 } \exists d \in \{1, 2, \dots, p\}, \text{ 使 } B_d^{J_i - R_j} = 0 \\ (\mathbf{W}_1, \mathbf{B}^{J_i - R_j}) = \sum_{d=1}^p w_d B_d^{J_i - R_j} & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

设备干扰适应度期望损失值为:

$$E(\mathbf{C}^{J_i - R_j}) = (\mathbf{W}_2, \mathbf{C}^{J_i - R_j}) = \sum_{k=1}^q w_k C_k^{J_i - R_j} \quad (2)$$

设备干扰适应度值用于评价我方干扰设备对目标雷达的干扰综合适应度期望值,设备干扰适应度值为:

$$\text{FITN}^{J_i - R_j} = (1 - \nu) p_s^{J_i - R_j} E(\mathbf{B}^{J_i - R_j}) - \nu p_d^{J_i - R_j} E(\mathbf{C}^{J_i - R_j}) \quad (3)$$

式中, $p_s^{J_i - R_j}$ 表示将我方干扰设备 J_i 分配给目标雷达 R_j 时干扰成功的概率; $p_d^{J_i - R_j}$ 表示将我方干扰设备 J_i 分配给目标雷达 R_j 时 J_i 被摧毁的概率; $\nu \in (0, 1)$ 。

1.2 CJWTA问题数学模型

根据电子对抗领域干扰设备对雷达目标施放协同干扰达到的效果和存在的约束关系,抽象出协同干扰武器目标分配问题的数学模型为^[13]:

$$f(\pi) = \text{Max} \sum_{j=1}^t \left\{ \left[\sum_{i=1}^w \text{FITN}^{R_i - J_j} x_{ij} \right] \times \left[1 - \prod_{i=1}^w (1 - P_s^{R_i - J_j})^{x_{ij}} \right] \right\} \quad (4)$$

约束条件:

$$f_{R_j} \subseteq \bigcup_{i=1}^w f_{J_i} x_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, t \quad (5)$$

$$J_{iHstyle} \cap R_{jEstyle} \neq \varnothing \quad \text{当 } x_{ij} = 1 \quad (6)$$

$$\bigcap_{i=1}^w (J_{iHstyle} x_{ij}) \in R_{jEstyle} \quad j = 1, 2, \dots, t \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^w x_{ij} \geq 1 \quad j = 1, 2, \dots, t \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^t x_{ij} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, w \quad (9)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad i = 1, 2, \dots, w; j = 1, 2, \dots, t \quad (10)$$

式(4)中, π 表示任务分配方案;式(5)中 f_{R_j} 是目标雷达 R_j 的工作频段, f_{J_i} 是干扰设备 J_i 的工作频段;式(6)中 $J_{iHstyle}$ 是干扰设备 J_i 拥有的干扰样式集合, $R_{jEstyle}$ 是对干扰目标雷达有效的干扰样式集合;式(7)表示参与协同干扰的干扰设备干扰样式必须一致才能协同干扰;式(8)表示对每个目标至少分配一个干扰设备;式(9)表示每个干扰设备某一时刻只能干扰一个干扰目标;式(10)中 x_{ij} 为决策变量。

2 高效免疫遗传算法核心算子

根据NFL理论^[14],为了寻找求解上述具体问题的合适算法,首先分析问题性质。上述问题具有解空间离散取值和多约束条件,因此要求算法应满足约束求解,能保持多样性和具有较强的局部搜索能力。本文设计了高效免疫遗传算法(efficiently immune genetic based algorithm, EIGA),算法流程如图1所示。

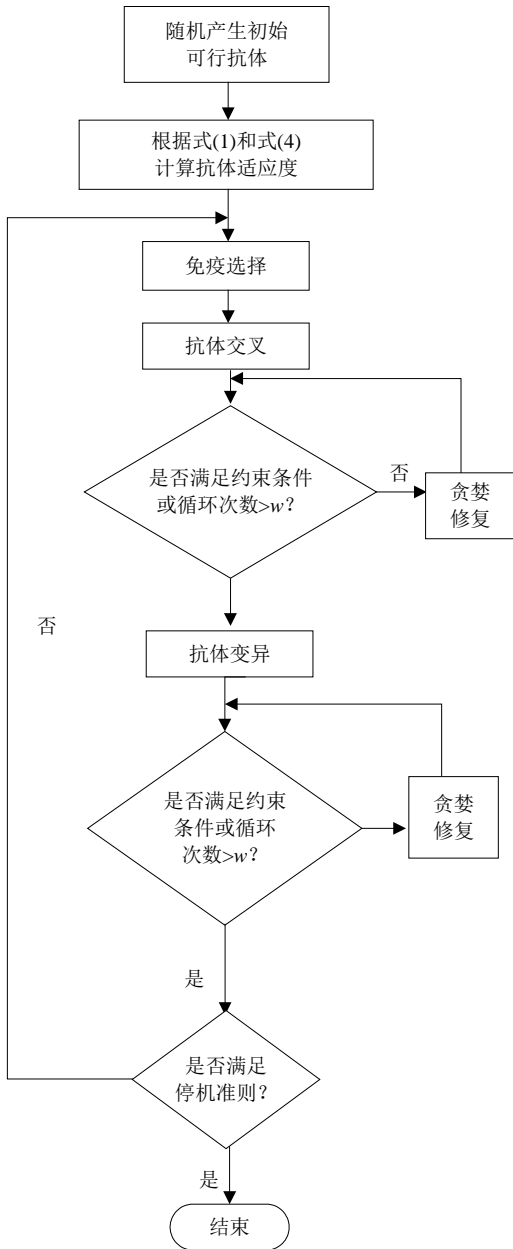


图1 EIGA算法流程图

2.1 十进制扩展编码方案

为了使用智能算法求解CJWTA问题, 首先对问题的解进行编码, 在不同的实际应用中有多种不同的编码方案, 根据实际问题的性质采用十进制编码方案, 如图2所示(假设 $w=t$)。 w 表示有 w 个可以使用的我方干扰设备和 w 个敌方目标雷达, 图中框线外的编号对应我方干扰设备, 框线内的编号对应敌方雷达目标, 表示把编号为对应数字的敌方雷达目标分配给下面编号的我方干扰设备。

假设我方干扰设备数目大于敌方雷达目标数目, 即 $w>t$, 但是抗体却采用一对一的编码方案, 和实际问题产生矛盾, 为了解决这一问题, 文献[12]引入虚假武器或虚假目标将 $w \neq t$ 的问题转化为

$w=t$ 的问题, 由于要得到协同作战序列, 所以上述方法不适用, 根据实际问题提出当 $w>t$ 时, 先将目标按威胁等级编号, 然后选出前 $w-t$ 个威胁等级较高的目标依次编号为 $R_{t+1}, R_{t+2}, \dots, R_w$, 使其转化为 $w=t$ 的问题求解, 该方案简单易行, 方便实用。

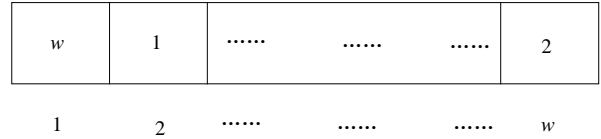


图2 抗体编码实例

2.2 基于免疫的轮盘赌选择算子

根据生物免疫系统中的免疫选择机制, 综合抗体抗原亲和力、抗体浓度选择个体。

1) 抗体抗原亲和力。

在免疫系统中, 亲和力指抗体和抗原结合强度的大小, 抗体应尽可能好的与抗原相结合, 将式(4)中的 $\text{Max} \sum_{j=1}^t \left\{ \left[\sum_{i=1}^w \text{FITN}^{R_i-J_j} x_{ij} \right] \left[1 - \prod_{i=1}^w (1 - P_s^{R_i-J_j})^{x_{ij}} \right] \right\}$ 定义为抗体 π 与抗原的亲和力 $f(\pi)$ 。

2) 抗体浓度

定义抗体 $\pi(m)$ 和抗体 $\pi(n)$ 之间的相似度为:

$$S_{mn} = \frac{1}{1 + H_{mn}} \tag{11}$$

设抗体 $\pi(m) = (m_1, m_2, \dots, m_w)$, 抗体 $\pi(n) = (n_1, n_2, \dots, n_w)$, 抗体间的欧几里得范数为:

$$H_{mn} = \sqrt{\sum_{l=1}^w (m_l - n_l)^2} \tag{12}$$

易知, S_{mn} 越大, 抗体 $\pi(m)$ 和抗体 $\pi(n)$ 越相似。

抗体 m 的浓度定义如下:

$$\text{AD}_m = \frac{\sum_{n=1}^w x'_{mn}}{N} \quad x'_{mn} = \begin{cases} 1 & S_{mn} \geq \lambda \\ 0 & S_{mn} < \lambda \end{cases} \tag{13}$$

式中, N 是群体中抗体的总数; x'_{mn} 是决策变量; λ 是浓度抑制阈值。

个体 m 被选择的概率定义为:

$$P'_m = \alpha \frac{f_{\pi(m)}}{\sum_{m=1}^w f_{\pi(m)}} + \beta (1 - \text{AD}_m) \tag{14}$$

$0 \leq \alpha \leq 1, 0 \leq \beta \leq 1, \alpha + \beta = 1$

计算出抗体被选择的概率后, 采用轮盘赌法^[15]选择抗体。

2.3 贪婪修复算子^[13]

贪婪修复算子由2种操作组成, 分别是贪婪调整操作和修复调整操作, 通过这两种启发式操作寻找

高适应度可行抗体。

1) 贪婪调整操作。

假设有4个武器和4个目标，目标威胁度 $THREAT=[0.85,0.5,0.95,0.3]$ ，设备干扰适应度矩阵为：

$$FITN^{4 \times 4} = \begin{pmatrix} 0.7 & 0.6 & 0.45 & 0.8 \\ 0.5 & 0.7 & 0.4 & 0.9 \\ 0.6 & 0.5 & 0.75 & 0.7 \\ 0.4 & 0.45 & 0.2 & 0.75 \end{pmatrix}$$

假设抗体 $C=\underline{1} \underline{4} \underline{2} \underline{3}$ ，以一定的概率选取若干位，为选取1~3位时，目标按威胁度排序得 t_1 、 t_2 、 t_4 。对于 t_1 ， $FITN^{1-1}$ 为最大，分配 w_1 给 t_1 ；对于 t_2 ， $FITN^{2-2}$ 最大，分配 w_2 给 t_2 ；对于 t_4 ， $FITN^{2-4} > FITN^{1-4} > FITN^{4-4}$ ，但是 w_1 、 w_2 已分配完毕，所以只能分配 w_4 给 t_4 ，最终，抗体 C 被修改为 $C=\underline{1} \underline{2} \underline{4} \underline{3}$ 。

2) 修复调整操作。

假设有10个干扰设备和6个目标雷达，6个目标雷达按威胁等级排序为(3,2,5,1,4,6)，按十进制编码方案将6个目标扩展成10个目标，其中目标雷达 7,8,9,10 对应 3,2,5,1。假设经贪婪调整操作后某抗体为(1,4,8,2,10,3,9,5,6,7)，首先对该抗体还原操作变为(1,4,2,2,1,3,5,5,6,3)，然后对该抗体利用约束条件式(5)~式(7)检查，对于符合约束条件且适应度值较高的 Y 位 ($Y >$ 符合约束条件的位数) 保持不变，对于不符合约束条件和适应度较低的 $10-Y$ 位随机交换位置。

2.4 部分匹配交叉

交叉在遗传操作中起核心作用，交叉概率较大可增强遗传算法开辟新搜索空间的能力，但性能好的基因串遭到破坏的可能性较大，算法收敛速度降低，且不稳定；若交叉概率较小，则遗传算法搜索可能陷入迟钝状态。一般交叉概率取0.3~0.7。交叉方法主要有部分匹配交叉 (partially matched crossover, PMX)、顺序交叉 (ordered crossover, OX) 和循环交叉 (cycle crossover, CX) 等。采用部分匹配交叉 (PMX)，主要步骤如下：

1) 当生成随机数小于交叉概率 P_c 时，选中父代 A ，同时从种群中随机选择父代 B ，随机选择两个交叉点 i 、 j ， $i \neq j$ 且 $i < j$ 。

2) 交换两个父个体两个交叉点之间的基因段。

3) 对于两个子个体点的左端和右端部分，若与交换后的基因段有某些基因位的基因出现重复，则根据父个体中间段的映射关系决定所取基因。如果映射关系中存在交换关系，则选择此前未确定的一个基因做交换。

两个父个体进行 PMX 交叉操作如图3所示，其中“|”表示交叉点。

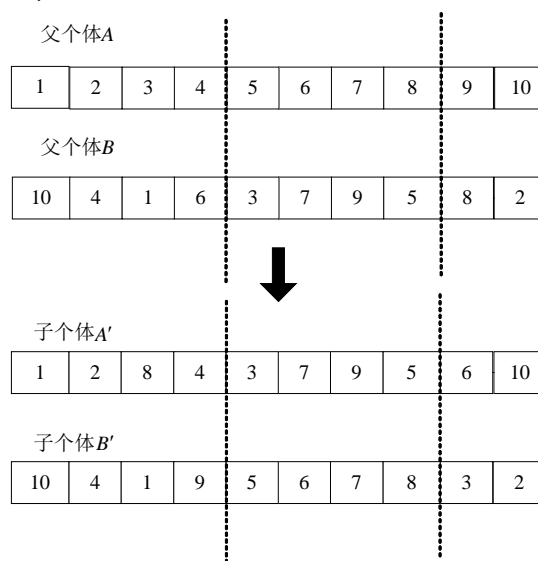


图3 PMX交叉操作示例

2.5 反转变异

变异主要目的是维持群体的多样性。较低的变异概率可以防止群体中重要的单一基因丢失，但降低了遗传算法开辟新搜索空间的能力；较高的变异概率将使遗传操作趋于纯粹的随机搜索，降低了算法的收敛速度和稳定性。变异概率一般取0.01~0.05。

当生成随机数小于交叉概率 P_m 时，选中父代，在抗体上随机选择两点，将两点间的字符串倒置。

3 测试实验与分析

实验仿真测试环境为Intel(R) Pentium(R) Dual核1.6 GHz、内存2 GB处理器，Windows XP；程序开发环境为Matlab7.0。 $P_s^{R_i-J_j}$ 、 $P_d^{R_i-J_j}$ 为已知数据，算法中用到的参数 W_1 、 W_2 、 $B^{J_i-R_j}$ 、 $C^{J_i-R_j}$ 、 λ 、 α 、 β 均取固定值。

3.1 遗传操作参数选择

对于每一组实验均选择50种不同的随机数种子计算，取50次计算结果的平均值作为实验最终结果。

设置群体大小为150，问题规模为100×100，根据实际要求算法运行2 s结束，实验重复50次，适应度归一化平均值随参数 P_c 和 P_m 取值变化如表1所示。

表1可知，对于同一规模的问题，当参数 P_c 分别取固定值0.3、0.5、0.7时，参数 P_m 分别取0.001~0.05之间的一些数值时适应度变化不大。同样，当 P_m 取固定值，适应度随 P_c 的变化也不是很大。初步实验表明对于不同规模的问题具有和上述实例相似的

实验结果。因此取 $P_c = 0.5$ 、 $P_m = 0.02$ ，停机准则为算法运行2 s。

表1 适应度归一化平均值随参数交叉概率(P_c)和变异概率(P_m)的变化情况

变异概率	交叉概率		
	0.3	0.5	0.7
0.001	0.757	0.767	0.740
0.005	0.768	0.791	0.749
0.01	0.802	0.809	0.784
0.02	0.808	0.813	0.805
0.03	0.797	0.806	0.789
0.04	0.789	0.802	0.747
0.05	0.753	0.769	0.769

3.2 收敛时间对比实验

选取不同规模的问题实例，测试算法在2 s内收敛的时间和最优解的质量。算例规模按干扰设备和目标雷达的数量分为3类，干扰设备数和目标雷达数量均不超过40的为小规模问题，干扰设备数和目标

雷达数量至少有一个超过200的为大规模问题，其余的为中等规模问题。要求算法运行时间为2 s。EIGA和标准GA^[5]、WRPGA^[10]、IIGA^[11]在各种测试实例下所求最优适应度平均值及收敛所用时间对比如表2所示。表中显示在求解小规模CJWTA问题时，SGA、IIGA、WRPGA和EIGA算法求解质量和解算时间相差无几。采用中等规模问题测试时，4种算法求解质量均有所下降。其中SGA下降的幅度最大，当问题规模增大到100×100以上时，SGA在2 s内已不能收敛到最优解。在求解质量上，IIGA和WRPGA性能相当，但均不如EIGA；在求解速度上，EIGA最快、WRPGA次之、IIGA最差。采用大规模问题实例测试算法时，IIGA和WRPGA在限定的时间内均不能收敛，而EIGA能收敛到最优解，且时间均<1 s。

表2 问题不同规模测试实例下各算法收敛时间和归一化平均适应度对比

干扰设备数量	雷达目标数量	SGA		IIGA		WRPGA		EIGA	
		最优适应度(平均值)	收敛耗时/s	最优适应度(平均值)	收敛耗时/s	最优适应度(平均值)	收敛耗时/s	最优适应度(平均值)	收敛耗时/s
10	5	0.926	0.000 000	0.926	0.000 010	0.926	0.000 007	0.926	0.000 011
10	10	0.905	0.000 009	0.912	0.000 011	0.912	0.000 013	0.912	0.000 010
20	10	0.867	0.000 030	0.891	0.000 023	0.891	0.000 028	0.891	0.000 039
20	20	0.852	0.000 593	0.821	0.000 033	0.869	0.000 029	0.869	0.000 030
40	20	0.841	0.000 789	0.858	0.000 462	0.862	0.000 329	0.862	0.000 042
40	30	0.823	0.001 008	0.839	0.000 523	0.857	0.000 450	0.867	0.000 041
80	40	0.704	0.021 347	0.811	0.006 746	0.829	0.004 518	0.843	0.000 159
80	60	0.699	0.022 455	0.799	0.007 658	0.809	0.006 476	0.829	0.000 140
100	70	0.636	0.864 978	0.785	0.007 842	0.793	0.006 035	0.819	0.000 359
100	80	0.630	1.345 639	0.777	0.007 654	0.790	0.006 112	0.812	0.000 300
120	90	-	-	0.754	0.108 797	0.769	0.008 653	0.809	0.000 666
120	100	-	-	0.731	0.708 965	0.747	0.008 769	0.804	0.000 625
150	120	-	-	0.708	1.023 265	0.741	0.023 265	0.803	0.000 734
150	140	-	-	0.697	1.556 754	0.735	0.027 658	0.800	0.000 609
200	150	-	-	-	-	0.653	0.053 565	0.795	0.000 812
200	180	-	-	-	-	0.649	0.184 867	0.792	0.001 109
260	180	-	-	-	-	-	-	0.790	0.103 420
260	200	-	-	-	-	-	-	0.786	0.017 780
300	220	-	-	-	-	-	-	0.796	0.686 500
300	280	-	-	-	-	-	-	0.763	0.801 697

3.3 求解效率对比实验

测试用例为300×300的大规模问题。设置群体大小为300，取 $P_c = 0.5$ 、 $P_m = 0.02$ ，在求解过程中，各种算法所求适应度值随代数变化如图4所示。

由图可见，从第100代左右开始各种算法的解质量趋于稳定，EIGA得到的优化解的适应度高达0.8

以上，WRPGA和IIGA次之。SGA在求解大规模CJWTA问题性能上明显不足。从求解时间上，EIGA在计算早期收敛速度最快，SGA次之但陷入局部最优，WRPGA和IIGA早期收敛效率不高。可以看出EIGA在求解大规模CJWTA问题上具有求解质量高和时间短的优点，与同类算法相比在求解大规模

CJWTA问题上具有高效性。

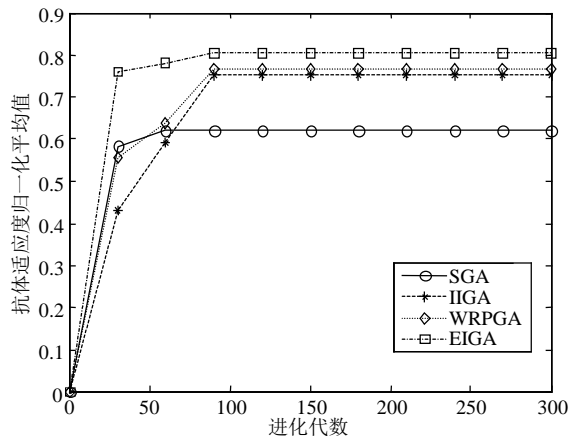


图4 各种算法的归一化适应度值变化曲线

4 结论

针对求解电子对抗领域CJWTA问题算法的不足,提出了具有贪婪修复过程的免疫遗传算法。实验结果表明在智能优化算法中根据实际问题的性质引入启发式规则设计算法中的操作算子对算法性能提升具有十分重要的作用。

参考文献

- [1] LLOYD S P. Weapons allocation is NP-complete[C]// Proceedings of the 1986 Summer Conference on Simulation. NV, USA: [s.n.], 1986: 1054-1058.
- [2] MANNE A S. A target-assignment problem[J]. Operations Research, 1958, 6(3): 346-351.
- [3] BRAFORD J C. Determination of optimal assignment of a weapon system to several targets[J]. Technical Report, 1961, 2(1): 9-19.
- [4] MALTIN S M. A review of the literature on the missile allocation problem[J]. Operations Research, 1970, 18(2): 334-373.
- [5] GRANT K E. Optimal resource allocation using genetic algorithms[J]. Naval Review, 1993, 1(1): 174-175.
- [6] LEE Z J, LEE C Y. An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem[J]. Applied Soft Computing, 2002, 2(1): 39-47.

- [7] LEE Z J. Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2003, 33(2): 113-121.
- [8] LEE Z J, LEE W L. A hybrid search algorithm of ant colony optimization and genetic algorithm applied to Weapon-Target Assignment problems[J]. Intelligent Data Engineering and Automated Learning, 2003, 2690(1): 278-285.
- [9] LEE M Z. Constrained weapon-target assignment: Enhanced very large scale neighborhood search algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 2010, 40(1): 198-204.
- [10] XUE Yu, ZHUANG Yi. One improved genetic algorithm applied in the problem of dynamic jam resource scheduling with multi-objective and multi-constraint[C]//Proceedings of the Fifth International Conference on Bio-inspired Computing Theories and Applications. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 708-712.
- [11] ZHAI Xiao-feng, ZHUANG Yi. IIGA based algorithm for cooperative jamming resource allocation[C]//Asia Pacific Conference on Postgraduate Research in Microelectronics & Electronics. [S.l.]: IEEE, 2009: 368-371.
- [12] LEE Z J. Genetic algorithm with domain knowledge for weapon-target assignment problems[J]. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 2002, 25(3): 287-295.
- [13] 薛羽, 庄毅, 张友益, 等. 基于启发式自适应离散差分进化算法的多UCAV协同干扰空战决策[J]. 航空学报, 2012, 34(2): 343-351.
XUE Yu, ZHUANG Yi, ZHANG You-yi, et al. Multiple UCAV cooperative jamming air combat decision making based on heuristic self-adaptive discrete differential evolution algorithm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 34(2): 343-351.
- [14] WOLPERT D H, MACREADY W G. No free lunch theorems for search[J]. IEEE Transactions on Systems Evolutionary Computation, 1997, 4(1): 67-82.
- [15] PHAM D T, CASTELLANI M. Adaptive selection routine for evolutionary algorithms[C]//Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. England: Sage Publications, 2010: 623-633.

编辑 张俊