遗传算法在电子战干扰规划中的应用

高 彬 吕善伟 郭庆丰 张 娜

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100083) (空军装备研究所 雷达所, 北京 100085)

摘 要: 电子对抗干扰资源任务规划问题对于充分发挥干扰机作战效能,取得最佳干扰效益有重要作用. 结合现代电子战特点,利用搜索论推导出了干扰机压制概率的计算公式,建立了干扰任务分配模型,并阐述了传统匈牙利方法在这一问题处理上的局限性. 结合智能优化算法,提出了基于遗传算法的干扰资源优化分配模型. 解决了优化分配模型所需的符号编码方式,并给出了相关的选择、交叉、变异等遗传算子的具体设计. 利用该模型,解决了 2 个实例. 结果表明,该模型在干扰资源任务配置问题上具有很强的实用性,遗传算法可以有效地辅助指挥员解决干扰资源部署决策这一复杂而困难的问题.

关 键 词: 电子战; 遗传算法; 编码

中图分类号: TN 974

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)08-0933-04

Genetic algorithm approach to the jammer's layout for EW

Gao Bin Lü Shanwei

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Guo Qingfeng Zhang Na

(The Radar Institute, Equipment Academy of Air Force, Beijing 100085, China)

Abstract: The assignment problem of jamming resource for electronic warfare(ECM) plays a key role in utilizing jammer sufficiently and obtaining the optimal jamming effect. According to characteristics of modern electronic warfare(EW), the calculation formula of jammer's avoidance ratio was investigated by use of search theory. The jamming force optimization apportion model was presented, and the limitation for Hungary method in settling this problem was illustrated. So combined with the intelligent optimization algorithm, a jamming force optimization apportion model based on genetic algorithm(GA) was presented. The symbol encoding style what was needed for the optimization apportion model was solved, and selection operator, cross operator and mutation operator were designed concretely. Two application examples were resolved using this model. The results show good practicability of the model, and the GA presented is effective and practical. GA can efficiently help commanders solve the complicate and difficult problem of jammer's layout.

Key words: electronic warfare; genetic algorithm; encoding

地对空雷达干扰适用于国土防空中重要战略目标的对空防御. 入侵方歼轰机编队对被袭方战略目标进行突击,被袭方则使用对空雷达干扰群对入侵方机载轰瞄雷达实施干扰. 构造精细合理的雷达对抗干扰任务分配模型,是被袭方实施电子干扰的重要任务. 与此相反,空袭方往往综合运用电子干扰飞机实施远距离支援干扰和伴随干扰,压制被袭方的地面雷达网,其中涉及电子干扰飞机的任务分配问题. 综上可见,干扰资源的最优分配是电子战的重要内容,其目标是寻求最大的干扰压制效果. 干扰资源分配问题是一个典型的组合优化问题,并且是一个 NP 难题,其可能的组合方案与待分配的干扰机数目是成指数型增长的[1],所以一般很难精确求出其最优解. 遗传算

收稿日期: 2005-10-17

作者简介: 高 彬(1977-), 男, 山东济南人, 博士生, gaobin@ee.buaa.edu.cn.

法的出现,为求解该类问题提供了新的工具. 文献[2-3]尝试利用遗传算法求解该类问题,并取得了一些研究成果. 但现有研究成果在设计编码方式时多采用数字序号表构成一个染色体,且一个染色体中的基因数字不能重复,这为种群初始化和遗传算子的设计带来很多不便,降低了算法的搜索性能. 本文提出了一种序号动态更新生成的编码方式,基于这种编码方式构造了求解干扰资源优化分配遗传算法,并通过仿真示例证明了这种算法良好的寻优性能.

1 干扰机压制概率的推导

首先推导在已知航路和干扰兵器位置时的压制概率. 由搜索论的理论知,当搜索工具对目标进行连续观察时,在时间间隔(t_1,t_2)内对目标的发现概率为

$$p = 1 - \exp\left(1 - \int_{t_1}^{t_2} r(t)\,\mathrm{d}t\right) \tag{1}$$

式中$r(t)$为t时刻发现目标的瞬时概率密度. 当雷达探测运动目标时,$r(t)$的计算公式为

$$r(t) = \frac{\theta_{0.5}}{\varphi} f_{\mathrm{r}} \mathrm{e}^{-y_0} S_{\mathrm{N}}(t) \tag{2}$$

式中,φ为雷达扫描扇角;$\theta_{0.5}$为雷达天线半功率波束宽度;f_{r}为雷达脉冲重复频率;y_0为检测门限;S_{N}为单个脉冲的信噪比.

由雷达方程、干扰方程和增益的经验公式,可以算出在t时刻雷达接收到的信干比为

$$S(t) = \frac{P_{\mathrm{t}} G_{\mathrm{t}} \sigma \Delta f_{\mathrm{j}}}{4\pi L K \theta_{0.5}^2 \Delta f_{\mathrm{r}} P_{\mathrm{j}} G_{\mathrm{j}}} \cdot \frac{\theta^2(t)\, R_{\mathrm{j}}^2(t)}{R^4(t)} \tag{3}$$

式中,P_{t}为雷达发射功率;G_{t}为雷达发射天线增益;σ为目标的有效反射面积;Δf_{j}为干扰机的通频带;Δf_{r}为雷达接收机的通频带;K为波尔兹曼常数;L为雷达功率损耗因子;P_{j}为干扰机发射功率;G_{j}为干扰机天线主瓣方向上的增益;$\theta(t)$为雷达与目标连线和雷达与干扰机连线之间夹角;$R_{\mathrm{j}}(t)$为干扰机至雷达的距离;$R(t)$为雷达至目标的距离.

由式(1)和式(3),可以得到压制概率为

$$Q = 1 - p = \exp\left(-\mu_0 \int_{t_1}^{t_2} \frac{\theta^2(t) R_{\mathrm{j}}^2(t)}{R^4(t)}\,\mathrm{d}t\right) \tag{4}$$

式中常数$\mu_0 = \dfrac{f_{\mathrm{r}} \mathrm{e}^{-y_0} P_{\mathrm{t}} G_{\mathrm{t}} \sigma \Delta f_{\mathrm{j}}}{4\pi\varphi L K \Delta f_{\mathrm{r}} P_{\mathrm{j}} G_{\mathrm{j}} \theta_{0.5}}$.

2 干扰任务分配模型

假设某次战斗中,确定要干扰的雷达辐射源目标有n个,各个辐射源的威胁系数分别为w_j,$j=1,2,\cdots,n$;干扰兵器为m个. 为了研究问题的方便,引入干扰任务分配的决策矩阵$\boldsymbol{Q}$:

$$\boldsymbol{Q} = \begin{bmatrix} Q_{11} & Q_{12} & \cdots & Q_{1n} \\ Q_{21} & Q_{22} & \cdots & Q_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Q_{m1} & Q_{m2} & \cdots & Q_{mn} \end{bmatrix}$$

式中Q_{ij}表示第i个干扰兵器对第j个雷达目标实施干扰的压制概率.

任务分配目的是使雷达被压制的概率达到最大. 根据干扰机"一对一"或"多对一"的分配原则,可得干扰决策模型的目标函数与约束条件:

目标函数:

$$\max E = \sum_{j=1}^{n} w_j \left[1 - \prod_{i=1}^{m} (1 - Q_{ij})^{x_{ij}}\right]$$

约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n} x_{ij} = 1 & i = 1,2,\cdots,m \\ \sum_{i=1}^{m} x_{ij} \geqslant 1 & j = 1,2,\cdots,n \\ x_{ij} = 0 \text{ 或 } 1 \end{cases}$$

式中x_{ij}为决策变量,$x_{ij}=1$表示用第i部干扰机干扰第j部雷达.

当干扰机分配遵循"一对一"原则时,该分配问题为典型的指派问题,即线性0-1整数规划问题,可利用匈牙利法求解[4]. 若$m<n$,可补充$n-m$台虚设的干扰机,但这些干扰机对所有敌机轰瞄雷达的压制概率均为0;若$m>n$,可以补充$m-n$架敌机,所有干扰机对这些敌机轰瞄雷达的压制概率均为0. 当使用"多对一"的干扰方式时,模型转化为非线性整数规划问题,解此类问题不仅要考虑目标函数的非线性,同时还要受到解的整数性约束,为此给求解带来了一定的困难. 经典解法是利用非线性规划的可行方向法,或多维动态规划的方法. 然而当问题的规模增大时,优化搜索空间也急剧扩大,以上方法亦无能为力.

3 遗传算法干扰资源分配模型

遗传算法是一种非数值并行算法,它是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法[5]. 它将问题的求解表示成"染色体"的适者生存过程,通过"染色体"群的一代代不断进化,包括复制、交叉和变异等操作,最终收敛到"最适应环境"的个体,从而求得问题的最优解或满意解. 遗传算法提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架,它不依

赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性.

3.1　编码方式

编码方式除决定了个体的染色体排列形式之外,它还决定了个体从搜索空间的基因型变换到解空间的表现型的解码方法,编码方法也影响到交叉算子、变异算子等遗传算子的运算方法[6]. 基于本文干扰机资源最优分配问题,比较适合的编码方法是符号编码方式,即利用一个数字序号表表示. 这里采用换位表达, 顺序值表示雷达的编号, 字串值表示干扰机的编号, 这种表达的搜索空间是各部干扰机换位的集合,但与这种编码方法所对应的种群初始化、交叉运算和变异运算实现起来却比较困难,因为常规的交叉运算和变异运算会使群体种产生一些不满足问题约束条件的分配方案. 本文基于 Grefenstette 等在解决 TSP 问题时提出的巡回路线编码方法,设干扰机列表为 W,假设一个有效分配方案为 T:

$$T = \{t_1, t_2, t_3, \cdots, t_n\}$$

规定每分配完一架干扰机,就从干扰机列表中将该干扰机去掉,则用第 $i(i=1,2,3,\cdots,n)$ 个所分配的干扰机 t_i 在所有干扰机列表 $W-\{t_1,t_2,t_3,\cdots,t_{t-1}\}$ 中的对应位置序号 $g_i(1\leqslant g_i\leqslant n-i+1)$ 就可表示具体分配给哪个雷达目标,如此这样直到处理完 W 中所有的干扰机. 将全部 g_i 顺序排列在一起得到的一个列表 $G=\{g_1,g_2,g_3,\cdots,g_n\}$,就可表示一个干扰机分配方案,它即为本遗传算法中一个个体的基因型.

3.2　适 度 值

对干扰兵力优化分配的目的是使总的干扰效益最大,故将干扰效益作为适度值,即

$$E = \sum_{i=1}^{n} U_{ij} \qquad j = 1,2,\cdots,m$$

式中 U_{ij} 表示第 i 部雷达被第 j 部干扰机干扰时的效益值.

3.3　选　择

选择操作采用线性排序选择. 线性排序的选择概率为

$$p_s(a_j) = \frac{1}{n}\left[\eta^+ - \frac{\eta^+ - \eta^-}{n-1}(j-1)\right]$$

$$j = 1,2,\cdots,n$$

式中,η^+为当前群体最佳个体 a_1 在选择操作后的期望数量;η^-为最差的个体 a_n 在选择操作后的期望数量.

3.4　交　叉

根据本文所使用的编码特点,选用部分映射交叉和多点交叉算子.

3.5　变　异

变异操作可以采用基本位变异、均匀变异、边界变异和非均匀变异算子. 鉴于该文使用的编码方案,在使用均匀变异、边界变异和非均匀变异算子的时候,最后要附加上取整运算. 这里选择非均匀变异算子,按式(5)进行:

$$x'_i = \begin{cases} x_i + \Delta(t, b_i - x_i) & r_3 = 0 \text{ 时} \\ x_i - \Delta(t, x_i - a_i) & r_3 = 1 \text{ 时} \end{cases} \tag{5}$$

式中 x_i 为个体 x 中的一个变异点,该处的基因值取值范围为$[a_i,b_i]$;r_3 为随机数;$\Delta(t,y)$ 表示$[0,y]$范围内符合非均匀分布的一个随机数,这里采用的 $\Delta(t,y)=y\cdot r\cdot(1-t/T)^b$. 其中,$r$ 是$[0,1]$中的随机数;T 是最大进化代数;b 是一个给定的参数,取 $b=3$. 最后,对新个体x'_i实施取整操作.

3.6　循环终止条件

条件 1:当达到最大进化代数限制时,终止循环;条件 2:当连续若干代的进化结果没有明显变化时,终止循环. 总的循环终止条件=(条件 1)∪(条件 2).

4　仿真示例

1) 首先对"一对一"干扰情况,现有 5 台干扰机欲分配给 5 部雷达辐射源,雷达辐射源的威胁系数分别为 0.80,0.76,0.84,0.86 和 0.90;根据干扰机和雷达各自参数性能、空间位置关系和压制时间段的设置,利用上文推导的压制概率公式(4),可得干扰决策矩阵,如表 1 所示. 设定参数:群体大小设为 20;使用部分映射交叉算子;利用非均匀变异算子;取交叉概率 $p_c=0.8$;变异概率 $p_m=0.05$. 运行可得结果如下:最优染色体为[1 3 2 2 1],解码为干扰机 1→雷达 1、干扰机 4→雷达 2、干扰机 3→雷达 3、干扰机 5→雷达 4、干扰机 2→雷达 5. 此时,干扰效益最大值为 0.8839,这与采用匈牙利算法得到的结果一致. 进化过程的适应值变化如图 1 所示. 图 1 可见,在种群第 4 代就获得了最优解,且算法具备跳出局部最优解的能力,运算效率高.

表 1　干扰决策列表

干扰机	压制概率				
编号	雷达 1	雷达 2	雷达 3	雷达 4	雷达 5
1	0.90	0.50	0.80	0.80	0
2	0.70	0.68	0.35	0.85	0.68
3	0.88	0.30	0.95	0.60	0
4	0.15	0.90	0.25	0.10	0.20
5	0.70	0.10	0.82	0.89	0.50

2) 对于"多对一"配置举例,对含有 15 架干

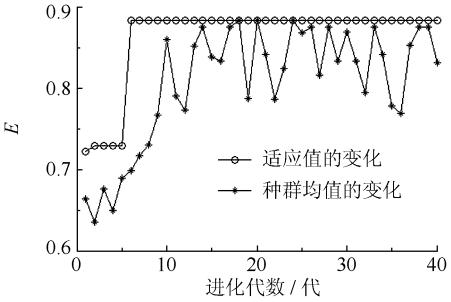


图 1 迭代 40 次后的优化解的目标函数值及性能跟踪

扰机和 8 个雷达目标的干扰资源分配问题进行试算. 限于篇幅,干扰决策矩阵给予省略. 采用比例选择算子,使用多点交叉算子,利用实值变异算子,取交叉概率 $p_c = 0.8$ 和变异概率 $p_m = 0.15$,初始种群数目为 40. 经过 80 次遗传迭代后,干扰机分配方案如表 2 所示. 对应的干扰效益最大值为 7.6096. 图 2 为迭代 80 次后优化解的目标函数值及性能跟踪.

表 2 干扰机分配方案列表

干扰机编号	分配雷达编号	干扰机编号	分配雷达编号
1	5	9	2
2	4	10	2
3	5	11	4
4	2	12	2
5	5	13	6
6	8	14	1
7	1	15	5
8	7		

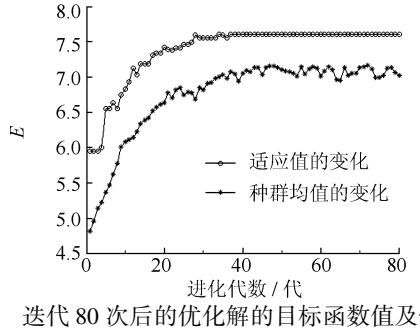


图 2 迭代 80 次后的优化解的目标函数值及性能跟踪

5 结 束 语

本文把遗传算法应用到干扰机资源任务规划中来,利用序号动态更新生成的编码方式,成功解决了问题的整数约束和初始种群生成,降低了问题复杂性,提高了运算速度. 结合 2 个示例,表明遗传算法在该类问题中的有效性和灵活性,对实际作战的干扰资源配置有很高的应用价值.

参考文献 (References)

[1] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization[J]. Natural Computing, 2002, 1(2-3): 235-306

[2] 李杨,王占林,裘丽华. 机载机电设备综合控制管理系统任务分配研究[J]. 北京航空航天大学学报, 1999, 25(5): 527-530
Li Yang, Wang Zhanlin, Qiu Lihua. Study of task assignment of aircraft onboard machine-electronic equipment control and management integrated[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 1999, 25(5): 527-530(in Chinese)

[3] 方卫国, 师瑞峰. 飞机方案多目标优化的 Pareto 遗传算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2003, 29(8): 668-672
Fang Weiguo, Shi Ruifeng. Pareto genetic algorithms for multiobjective optimization of aircraft conceptual design[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2003, 29(8): 668-672(in Chinese)

[4] Whitley D, Rana S, Dzubera J. Evaluating evolutionary algorithms[J]. Artificial Intelligence, 1996, 85(1-2): 245-276

[5] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社, 1999: 4-8
Zhou Ming, Sun Shudong. Genetic algrithms: theory and applications[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999: 4-8(in Chinese)

[6] Obayashi S, Sasaki D, Takeguchi Y, et al. Multiobjective evolutionary computation for supersonic wing-shape optimization[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2000, 4(2): 182-187

(责任编辑:文丽芳)