

空间目标探测多传感器协同规划

龙洗, 蔡伟伟*, 杨乐平

(国防科技大学 空天科学学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:以多个地基雷达协同探测空间目标为背景,针对传统以整个可探测弧段为决策变量的协同规划方法存在的探测效率不高问题,建立了多传感器协同探测调度模型,提出了一种能够同时确定探测弧段和探测起始时间的自适应免疫遗传算法。考虑空间目标属性、类型、发射时间、雷达散射面积等级、用途等多种因素,构建了多层次模糊综合评价模型,并运用1-9标度法得到空间目标的优先级。以优先级最大化为目标,考虑探测时长、传感器容量等约束条件,采用自适应免疫遗传算法求解,并从探测资源消耗率和任务完成率两方面对规划方法性能进行评价。与改进的启发式算法以及传统进化算法的对比仿真表明,所提算法能够在提高任务完成率的同时降低资源消耗率。

关键词:空间态势感知;资源调度;模糊综合评价;自适应免疫遗传算法

中图分类号:V11 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2024)04-037-08



论
文
拓
展

Multi-sensor cooperative planning of space objects detection

LONG Xi, CAI Weiwei*, YANG Leping

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Background of collaborative detection of space targets by multiple ground-based radars, to solve the issue of low detection efficiency in traditional collaborative planning methods that use the entire detectable arc segment as the decision variable, a multi-sensor collaborative detection scheduling model was established, and an adaptive immune genetic algorithm that could simultaneously determine the detection arc segment and detection start time was proposed. Considering various factors such as the space objects attribute, type, launch time, radar cross-section grade, and purpose, a multi-level fuzzy comprehensive evaluation model was constructed, and the 1-9 scale method was adopted to obtain the priority of the spatial target. In order to maximize the priority, considering various constraints such as detection time, sensor capacity, and so on, an adaptive immune genetic algorithm was used to solve the problem. The performance of the planning method was evaluated from two aspects of detection resource consumption rate and task completion rate. By comparative analysis with the improved heuristic algorithm and traditional evolution algorithm, this algorithm improves the task completion rate while also reducing resource consumption rate.

Keywords: space domain awareness; resource scheduling; fuzzy comprehensive evaluation; adaptive immune genetic algorithm

随着在轨航天器数量增加,空间态势感知(space domain awareness, SDA)的地位日益凸显^[1]。空间目标监视作为空间态势感知的重要手段,在确保高价值航天器安全运行、维护太空安全等方面具有重要意义^[2]。在空间目标监视系统中,地基雷达资源因其功率大,能够满足多目标、多类型环境下的复杂任务需求,成为中低轨目标探测的主要力量^[3]。如何充分发挥地基雷达资源的多目标探测能力,合理调度探测资源,高效

完成空间目标探测,是空间目标监视领域的重要问题。

空间目标按照一定规律在轨道上做二体运动,每次经过雷达探测区时会得到雷达对目标的可探测弧段,空间目标探测资源规划就是从上述可探测弧段中选取一些弧段来对空间目标进行探测。空间目标探测资源规划对于提高空间目标监视系统的运行效率具有重要意义,受到国内外学者广泛关注。鄢青青等^[4]针对空间目标地基监

收稿日期:2022-03-02

基金项目:国防科技大学自主创新科学基金资助项目(22-ZZCX-083)

第一作者:龙洗(1999—),男,辽宁锦州人,博士研究生,E-mail:longxi_1999@163.com

*通信作者:蔡伟伟(1987—),男,江苏海安人,副教授,博士,E-mail:caiweiwei@nudt.edu.cn

引用格式:龙洗,蔡伟伟,杨乐平.空间目标探测多传感器协同规划[J].国防科技大学学报,2024,46(3):37-44.

Citation: LONG X, CAI W W, YANG L P. Multi-sensor cooperative planning of space objects detection[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2024, 46(3): 37-44.

视中复杂调度问题,建立了包含多种约束和优化目标的调度问题数学模型,设计了模拟退火-遗传算法,提出了窗口修剪冲突处理方法,获得了更多空间目标信息。此外,针对地基监视中不同因素对调度干扰问题,文献[5]以失败需求综合优先级最小和扰动最小为目标建立了重调度模型,设计了一种基于扰动邻域搜索的蚁群算法进行求解。张海越^[6]分析了空间目标的轨道误差演变过程,结合相控阵雷达的再捕获误差允许范围,确定了空间目标探测需求。进而,应用层次分析法和综合加权法得到空间目标综合优先级,按照综合优先级较高思想设计了相控阵雷达任务调度算法。庄海孝等^[7]针对空间目标协同监视问题,提出了应用禁忌搜索算法的资源调度方法,在优化求解速度、精度等方面具有明显优势。Dararutana^[8]设计了新型启发式算法和整数规划模型,在单传感器和多传感器场景中,这些新的调度算法能够使高优先级目标具有较高的观测阈值,同时在较低类别中增加观测阈值增益。李建平等^[9]分析了目标跟踪次数、时间间隔和传感器资源等约束条件,以跟踪目标的重要程度之和为目标,建立了0-1规划的数学模型,将其转换为0-1线性整数规划模型,并设计了相应的模拟退火算法进行求解。李大卫^[10]、关永胜等^[11]针对调度结果评估的问题,分别从资源调度的角度以及任务的角度构建了空间目标监视资源调度效能评估体系。上述研究内容大都以“能测则测”的思想调度资源,决策变量为整个可探测弧段,没有充分考虑目标所需探测时间对调度结果的影响。实际上,若空间目标所需探测时间较短,上述方式会造成时间资源的浪费。然而,若直接将浪费的时间资源作为新的弧段资源引入探测资源规划模型中,又将增加问题的NP-hard特性。为了提高空间目标探测资源协同规划的任务完成效果,需要对空间目标优先级运算、协同规划方法以及探测方案评估等进行系统研究。

首先综合考虑多种因素,构建多层次模糊综合评价模型,并采用1-9标度法得到空间目标的优先级。然后,以最大化探测空间目标优先级之和为目标,构建了探测资源协同规划模型,并提出了用自适应免疫遗传算法进行求解。接着,定义了资源消耗率和任务完成率两个指标,用于评估协同规划模型和自适应免疫遗传算法。最后,通过数值仿真验证了所提方法的有效性。

1 空间目标协同探测规划问题

1.1 问题描述

空间目标协同探测规划是指在满足监视任务需求和约束的基础上,优化分配地面探测资源,使系统利益最大化。本文所探讨的地基雷达探测规划问题包含雷达资源集、雷达任务集、探测动作集、约束集以及优化目标五个要素。

雷达资源集指雷达的数量,它与空间目标可见弧段是一对多的关系。雷达任务集是在一个规划周期内,空间目标通过每个雷达威胁范围内时形成的多个轨道弧段。探测动作集是指完成探测任务时,雷达资源和空间目标相对应的可见弧段。约束集是指探测动作执行必须满足雷达资源的使用约束。此外,为保证定轨精度,对同一空间目标的探测时长和探测时间间隔也要满足要求。

多地基雷达协同探测规划主要解决针对每个空间目标,确定合理的探测弧段,并在弧段中确定具体探测时间的问题。问题的输入与输出如图1所示,问题输入信息为调度周期时间、空间目标集、雷达资源集以及待探测任务集,输出信息为雷达执行动作。

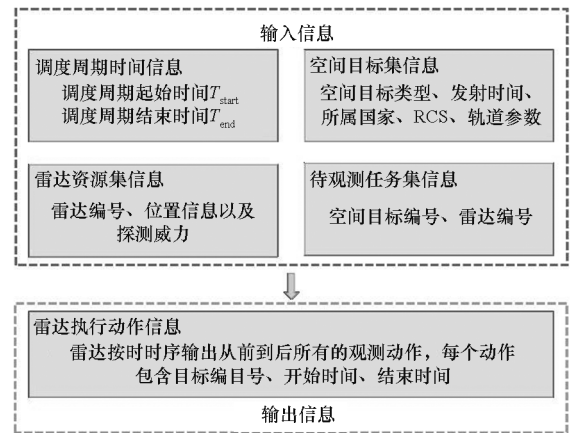


图1 问题的输入与输出

Fig. 1 Input and output of the problems

1.2 问题建模

1.2.1 空间目标优先级评价模型

空间目标优先级受空间目标属性、类型、发射时间、雷达散射面积(radar cross section, RCS)等级、用途等多种因素影响,若采用传统的回归评价模型,会造成权重系数难以分配及归一化时权重系数很小等问题。因此,构建了多层次模糊综合评价模型。

首先,将空间目标因素集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 按照某种属性分成 s 个子因素集 U_1, U_2, \dots, U_s ,

其中, $U_i = \{u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in_i}\}$, $i = 1, 2, \dots, s$, 满足:

$$1) n_1 + n_2 + \dots + n_s = n;$$

$$2) U_1 \cup U_2 \cup \dots \cup U_s = U;$$

$$3) \text{对任意的 } i \neq j, U_i \cap U_j = \emptyset.$$

其次,对每个因素集 U_i 分别作出评价。假设

$V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 为目标优先级评价价值, U_i 中各元素的权重分配是 $A_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]$, 若 R_i 为单因素判别矩阵, 则一级评判向量为 $B_i = A_i \cdot R_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{im}]$, $i = 1, 2, \dots, s$ 。

最后,将每一个 U_i 看成一个因素,将其记为 $K = \{\bar{u}_1, \bar{u}_2, \dots, \bar{u}_s\}$, 则单因素判别矩阵可记为 $R = [B_1, B_2, \dots, B_s]$ 。每个因素集 U_i 作为 U 的一部分,可以反映 U 的某种属性,亦可以按照它们的重要性给出权重分配,则有 $A = [a_1, a_2, \dots, a_s]$, 二级评判向量为 $B = A \cdot R = [b_1, b_2, \dots, b_m]$ 。至此,可得到每个空间目标的优先级 P'_i 。将每个 P'_i 排序,采用 1-9 标度法,得到每个目标优先级 P_i 。

1.2.2 多地基雷达协同探测规划模型

多地基雷达协同探测规划模型可以用 $\{R_{es}, A_{rc}, D, C, O\}$ 表示。其中: R_{es} 为雷达资源集, $R_{es} = R_{esj}$, $j \in [1, M]$; A_{rc} 为目标的可见弧段, $A_{rc} = A_{rci}$, $i \in [1, N]$; D 为完成某个任务时,雷达资源和可见弧段对应的集合, $D = D_{ij}$, $i \in [1, N]$, $j \in [1, M]$; C 为约束条件集合; O 为优化目标。因此,该问题可以描述为:在一个周期内,给定 N 个探测弧段任务请求 $\{A_{rci} | i \in [1, 2, \dots, N]\}$, 有 $A_{rci} = \{t_{si}, t_{ci}, \Delta t_i, S_i\}$, t_{si} 为任务到达时间, t_{ci} 为任务截止时间, Δt_i 为任务最小探测时长, S_i 为雷达资源消耗,满足多种约束条件下生成雷达动作序列,使目标函数最大。

目标函数为空间目标优先级之和最大。记为:

$$\max f(\xi) = \sum_{i=1}^Q \xi_{i,j} P_i \quad (1)$$

式中: $\xi_{i,j}$ 是布尔变量, $\xi_{i,j} = 1$ 表示目标 i 在对应的第 j 个弧段执行探测任务, $\xi_{i,j} = 0$ 则不执行; P_i 表示第 i 个空间目标的优先级; Q 为空间目标数量。

雷达探测空间目标时,需要满足以下约束:

1) 可见弧段约束,跟踪时间窗口必须在几何时间窗口之内,即:

$$[tw_{i,j}^{\text{start}}, tw_{i,j}^{\text{end}}] \subseteq [tw_{i,j}^{\text{bot}}, tw_{i,j}^{\text{cot}}] \quad (2)$$

式中, $tw_{i,j}^{\text{start}}$ 、 $tw_{i,j}^{\text{end}}$ 表示第 i 个目标在对应第 j 个可见弧段的实际起始和结束跟踪时间, $tw_{i,j}^{\text{bot}}$ 、 $tw_{i,j}^{\text{cot}}$ 表示第 i 个目标在对应的第 j 个可见弧段的实际跟踪起始时间和终止时间。

2) 雷达作用范围约束,雷达的斜距、方位角以及俯仰角应该在雷达资源范围内,即:

$$\begin{cases} \rho_{i,j,k} \in [\rho_k^{\text{min}}, \rho_k^{\text{max}}] \\ A_{i,j,k} \in [A_k^{\text{min}}, A_k^{\text{max}}] \\ E_{i,j,k} \in [E_k^{\text{min}}, E_k^{\text{max}}] \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\rho_{i,j,k}$ 、 $A_{i,j,k}$ 、 $E_{i,j,k}$ 分别表示空间目标 i 与雷达资源 k 之间的斜距、方位角和俯仰角。

3) 雷达资源容量约束,同一时刻,雷达能够探测到的目标的数量有限,即:

$$\sum_i \xi_{i,j,k} | t = \tau \leq C_k \quad (4)$$

式中, $\xi_{i,j,k}$ 表示雷达资源 k 的布尔变量, C_k 表示雷达资源 k 的探测能力。

4) 任务要求时间约束^[4],在一个调度周期内,有的任务需要在特定的时间内完成,即:

$$[tw_{i,j}^{\text{start}}, tw_{i,j}^{\text{end}}] \subseteq [T_i^{\text{bot}}, T_i^{\text{cot}}] \quad (5)$$

式中, T_i^{bot} 、 T_i^{cot} 表示目标 i 要求探测的起始和终止时间。

5) 跟踪最低仰角约束,雷达跟踪目标时,为保证跟踪精度,需要有最低仰角约束,即:

$$E_{i,j,k} \geq E_{i,k}^{\text{min}} \quad (6)$$

式中, $E_{i,k}^{\text{min}}$ 表示雷达资源 k 针对目标 i 的最小仰角。

6) 相邻探测时间约束,对同一目标,为提高定轨精度,多次相邻探测时间不能过短^[12],

$$T_{S_i} \geq T_{S_i}^{\text{min}} \quad (7)$$

式中, $T_{S_i}^{\text{min}}$ 表示目标 i 相邻两次探测时间的最小值, T_{S_i} 表示目标 i 相邻两次探测时间。

7) 探测最短时间约束,不同目标所需探测时间不同,为了保证探测精度,会有下限值。

$$tw_{i,j}^{\text{end}} - tw_{i,j}^{\text{start}} \geq tw_{i,j}^{\text{min}} \quad (8)$$

即跟踪时间必须超过目标 i 所需的探测时间。

1.2.3 调度策略性能评价指标

定义资源消耗率和任务完成率两个指标来评价调度策略性能。资源消耗率是指用于跟踪目标的雷达资源消耗与可用雷达资源的比值。对于每一个雷达资源 k , 有:

$$\eta_k = \sum_{i=1}^{N_k} (tw_{i,j,k}^{\text{end}} - tw_{i,j,k}^{\text{start}}) / \tau_k^* \eta_k \quad (9)$$

式中, η_k 为雷达资源 k 的消耗率, $tw_{i,j,k}^{\text{start}}$ 、 $tw_{i,j,k}^{\text{end}}$ 为第 i 个目标在对应的第 j 个弧段由雷达资源 k 探测的起始和截止时间, N_k 为雷达资源 k 在一个调度周期内探测目标的个数, τ_k^* 为雷达资源 k 在一个调度周期内的可用资源。

任务完成率是指完成探测目标的优先级之和与总目标优先级之和的比值。定义为:

$$\delta = \sum_{i=1}^Q \xi_{i,j} P_i / \sum_{i=1}^Q P_i \quad (10)$$

式中, δ 为任务完成率。

2 算法设计

为验证所提算法的有效性,将所提算法与先到先服务(first come first service, FCFS)算法和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法进行对比。此外,为了适用于多地基雷达协同探测规划问题,将 FCFS 算法进行部分改进。

2.1 传统算法

2.1.1 改进的启发式算法

传统的 FCFS 算法以任务到达时间为指标,会出现后续任务与前面任务在时间上冲突的情况。为了解决这一问题,在弧段选择时引入了贪婪策略,改进的先到先服务(improved first come first service, IFCFS)算法流程见算法 1。

2.1.2 自适应权重改进粒子群优化算法

在 PSO 算法中,增加惯性权重 ω 会提高算法全局最优能力,减少 ω 会提高算法局部搜索能力。为提高求解效率,对 ω 进行自适应调整,设计自适应权重改进粒子群优化(adaptive weight improved particle swarm optimization, AwPSO)算法,具体流程见文献[13]。求解流程如下:

步骤 1:初始化种群中各个粒子的位置和速度,粒子特征值的大小与空间目标数量相同,随机产生的特征位置数值满足时间窗口数量约束。

步骤 2:根据式(1),评价每个粒子的总优先级,将粒子位置和总优先级存储在个体极值 p_{best} 中,所有的 p_{best} 最大优先级保存在全局极值 g_{best} 中。

步骤 3:通过式(11)~(12)更新粒子的位置和速度。

$$v_i(t+1) = \omega \cdot v_i(t) + c_1 r_1 [p_{\text{best}_i} - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}} - x_i(t)] \quad (11)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (12)$$

其中: $v_i(t+1)$ 是粒子 i 在下一代迭代 $t+1$ 的速度; $v_i(t)$ 是粒子 i 在当前迭代 t 的速度; c_1 和 c_2 是加速常数,分别代表个体学习因子和社会学习因子,控制粒子向个体最优和全局最优靠拢的程度; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 区间内的随机数; p_{best_i} 是粒子 i 找到的个体最优值; g_{best} 是整个粒子群找到的全局最优值; $x_i(t)$ 是粒子 i 在当前迭代 t 的位置; $x_i(t+1)$ 是粒子 i 在下一代迭代 $t+1$ 的位置。

步骤 4:将得到的粒子位置进行取整,并判断特征位置是否满足时间窗口的数量约束,若满足,进行步骤 5,若不满足,根据窗口数量在对应的特征位置处随机生成新的特征值,进而跳转步骤 5。

算法 1 改进的先到先服务算法

Alg. 1 Improved first come first service algorithm

输入: $N_T, TH, T_o, N_d, \mathbf{Win}, \mathbf{Ta}_{\text{in0}}, \mathbf{C}$ #输入任务数、优先级、探测时间、设备数量、时间窗、任务信息、约束条件集合
输出: Seq_{op} #输出探测资源执行序列

```

1. flag = 0
2. for i in range(len(Ta_in0)) #读取任务信息
3.   if Ta_in0[ta_ob][i] == 1 #目标探测次数为 1
4.     In_Seq_op ← Earliest(Win) #分配调度结果
5.     if In_Seq_op in C #如果满足所有约束
6.       Seq_op ← In_Seq_op #作为最终调度结果
7.     else
8.       for j in range(remain(Win)) #贪婪选择
9.         In_Seq_op = time_order(remain(Win))
10.        if In_Seq_op in C #满足约束
11.          Seq_op ← In_Seq_op #作为最终调度结果
12.          flag = 1
13.        break
14.      end if
15.    end for
16.  end if
17. else #如果目标探测次数大于 1
18.   for j in range(ta_ob)
19.     In_Seq_op ← Earliest(Task) #安排调度序列
20.     if In_Seq_op in C #如果满足所有约束
21.       Seq_op ← In_Seq_op #作为最终调度结果
22.     else
23.       for k in range(remain(Win)) #贪婪
24.         In_Seq_op = time_order(remain(Win))
25.         if In_Seq_op in C #满足约束
26.           Seq_op ← In_Seq_op #作为调度结果
27.           flag = 1
28.         break
29.       end if
30.     end for
31.   end if
32. end for
33. end if
34. end for
35. if flag == 0
36.   return false #调度失败
37. end if
38. end procedure

```

步骤 5:通过定义更新权重。

步骤 6:将每个粒子的优先级与最好位置的粒子进行比较,如果相近,将当前值作为最好的粒子值。比较当前所有 p_{best} 和 g_{best} ,并更新 g_{best} 。

步骤 7:当算法满足终止条件时,停止搜索,输出最优解。否则返回步骤 3 进行新一轮搜索。

2.2 自适应免疫遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)作为一种重要的进化算法,在组合优化的各个领域得到了广泛应用。为提高遗传算法收敛性能以及进化效率,引入了免疫算法,力图有选择、有目的地利用问题中的一些特征信息抑制其优化过程中出现的退化现象。

由于规划模型考虑了目标所需探测时间,问题复杂性增加。假设有 N_T 个空间目标, n_i 为第 i

个空间目标的可见窗口的数量,则解空间为:

$$\prod_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{n_i} (tw_{i,j}^{eot}, tw_{i,j}^{bot})$$

。若采用传统的优化方法求解,不仅求解时间增加,解的质量也无法得到保证。综合考虑计算时间与解的质量,引入自适应策略。自适应免疫遗传算法(adaptive immune genetic algorithm, AIGA)的流程如图2所示,主要包含遗传操作、免疫操作与自适应策略,其中, S_i 为第 i 个粒子, N^i 为第 i 个粒子的适应度。

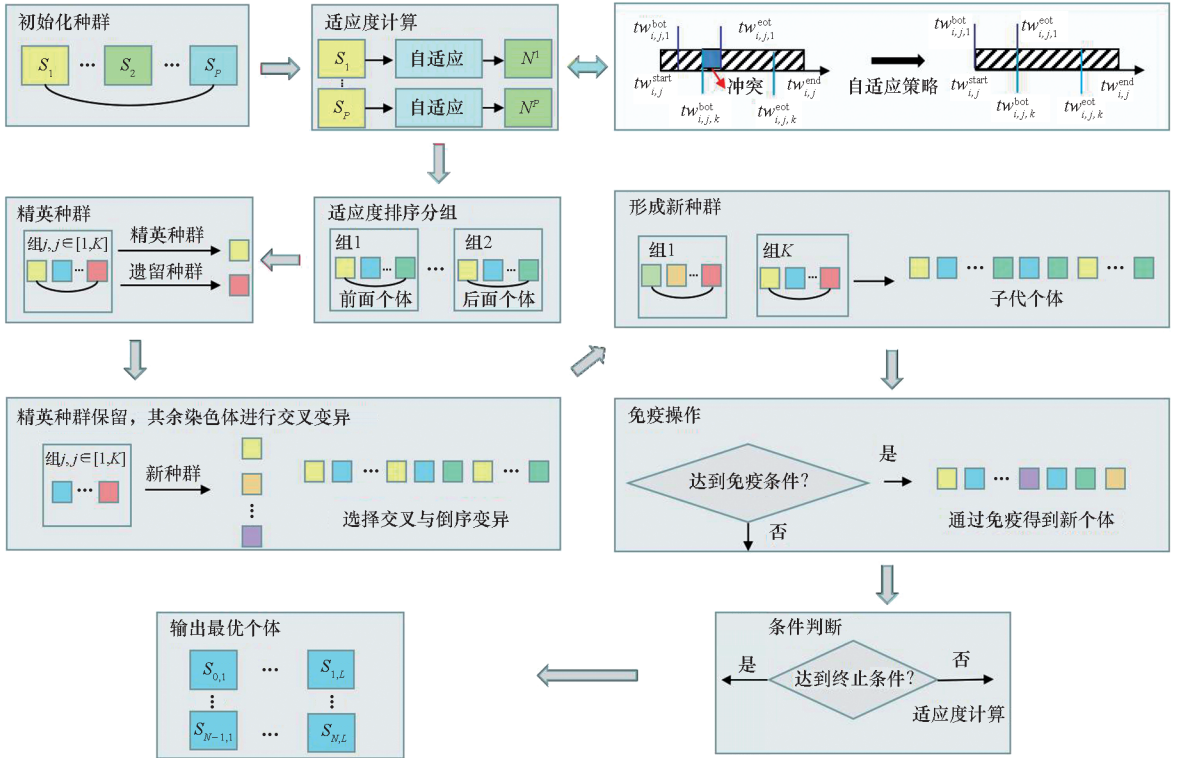


图2 自适应免疫遗传算法流程图

Fig.2 Flow chart of the AIGA

1) 遗传操作。种群大小为 N , 采用实数编码实现多个雷达协同观测。染色体上的等位基因代表第 i 个空间目标的第 j 个时间窗口。通过轮盘赌及精英方式进行选择操作^[14], 主要流程有四步: ①在遗传算法的第 t 代, 通过式(1)计算种群适应度 f_{sum} 和选择概率 $p_i = f_i / f_{sum}$ 。 p_i 在前 20% 的进行保留, 为精英种群。 ②产生 $0 \sim 1$ 之间的随机数 $rand(\cdot)$ 并求 $f_{sum} \cdot rand(\cdot)$ 。 ③求 $\sum f_i > s$ 的最小 K 值, 选择第 K 个体。 ④进行操作 ② ~ ③, 生成新种群。此外, 由于实数编码的特殊性, 采用双切点随机交叉以及反转、选择突变、随机突变三种变异方式, 每个变异发生会有一定概率, 三种方式发生概率之和为 1, 避免陷入局部最优。

2) 免疫操作。引入免疫方法, 对遗传算法的全局搜索过程进行一定干预, 避免无用工作, 从而

提高算法效率。如果遗传算法在 t_1 代之后连续 D_s 次均无法提高适应度, 免疫操作将被触发。具体实行机制为: ①判断迭代次数 t 是否大于 t_1 , 如果小于 t_1 , 则继续进行遗传操作, 否则转操作 ②。 ②判断连续经过 D_s 次适应度计算值是否提高, 如果提高, 返回操作 ①, 否则进入操作 ③。 ③进行免疫操作。通过记忆单元更新, 选择亲和度较高的抗体存储记忆, 并生成新的个体, 判断与前面个体之间关系。 ④免疫操作完成, 返回操作 ①。

3) 自适应策略。综合考虑计算时间与解的质量, 设计“紧前”规则作为内层资源调度结果, 以此达到调度结果自适应的目的。将每一个先来的任务安排到对应弧段的起始时刻, 即令 $tw_{i,j}^{start} = tw_{i,j}^{bot}$, 后面到达的任务以此类推, 自适应策略算法如算法 2 所示。

算法 2 自适应策略算法

Alg. 2 Adaptive strategy algorithm

输入: S, W, C # S 为任务, W 为时间窗口集合, C 为约束条件集合

输出: sol # 探测资源执行序列

```

1.  $Sol = []$  #  $Sol$  执行的调度的解集
2. for  $i$  in  $S$ 
3.   for  $j$  in  $W$ 
4.     if  $S[i]$  meets  $C$  # 满足约束
5.        $Sol = S[i]$ 
6.     end if
7.   end for
8. end for
9.  $sol = Sol[1]$  # 选择第一个满足约束的任务
10. return  $sol$ 
11. end procedure

```

3 数值仿真分析

本节从任务完成率与资源消耗率两个角度将 AIGA 与 FCFS、IFCFS、AwPSO 算法以及 GA 进行对比。

3.1 仿真参数设置

1) 场景参数: 本场景采用三部地基雷达, 每个雷达资源 k 的俯仰角范围为 $E_k \in [5^\circ, 85^\circ]$, 方位角的范围为 $A_k \in [90^\circ, 210^\circ]$, 最大探测距离 $r_k^{\max} = 5\ 000$ km。雷达部署位置的经纬度坐标分别为 $(78.64^\circ\text{E}, 40.58^\circ\text{N})$ 、 $(100.16^\circ\text{E}, 41.31^\circ\text{N})$ 、

$(102.01^\circ\text{E}, 28.14^\circ\text{N})$ 。选择在轨运行的 1 000 个目标作为目标集进行仿真^[15]。

2) 算法参数: 在 AwPSO 算法中, 粒子数目 $n = 30$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 最大迭代次数 $M_{\text{ITR}} = 500$, 染色体长度为 1 000。在 AIGA 中, 种群个数 $P_{\text{op}} = 200$, 最大迭代次数 $M_{\text{gen}} = 500$, 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.2$, 变异概率中反转、选择突变、随机突变概率分别为 0.2、0.5、0.3。设置精度 $e_{\text{ps}} = 10$, 连续不变次数 $D_s = 10$, 免疫概率 $P_{\text{replace}} = 0.8$ 。遗传算法中参数与免疫算法中部分参数一致。

3) 仿真环境: 系统处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-9700F CPU@3.00GHz 3.00GHz。

3.2 算法有效性分析

3.2.1 优先级评价

为验证模型有效性, 将空间目标优先级分为高、较高、一般、低以及较低五个等级。二级指标中的 13 个类别分为 U_1 (目标属性)、 U_2 (目标类型)、 U_3 (目标发射时间)、 U_4 (目标 RCS 等级) 以及 U_5 (目标用途) 子因素集。以一个空间目标为例, 根据表 1 中内容计算该目标优先级。

假设由专家设定权重指标, 一级权重指标为 $A = [0.3\ 0.2\ 0.1\ 0.1\ 0.3]$, 二级权重指标分别为 $A_1 = [0.6\ 0.1\ 0.3]$ 、 $A_2 = [0.4\ 0.3\ 0.3]$ 、 $A_3 = [0.7\ 0.3]$ 、 $A_4 = [0.2\ 0.2\ 0.6]$ 、 $A_5 = [0.8\ 0.2]$ 。对各个子因素集进行一级模糊综合评价, 可以得到如下 $B_1 \sim B_5$ 的权重指标。

表 1 优先级评价指标体系及评价表

Tab. 1 Priority degree evaluation index system and evaluation form

一级指标	二级指标	评价				
		高	较高	一般	低	较低
目标属性	他国	0.8	0.15	0.05	0	0
	我国	0.2	0.60	0.10	0.10	0
	不明	0.5	0.40	0.10	0	0
目标类型	有效载荷	0.3	0.50	0.15	0.05	0
	火箭箭体	0.2	0.20	0.40	0.10	0.10
	空间碎片	0.4	0.40	0.10	0.10	0
目标发射时间	发射时间在 60 d 之内	0.1	0.30	0.30	0.20	0.10
	发射时间超过 60 d	0.2	0.30	0.30	0.10	0.10
目标 RCS 等级	大	0.2	0.30	0.35	0.15	0
	中	0.1	0.40	0.30	0.10	0.10
	小	0.1	0.40	0.30	0.10	0.10
目标用途	军用	0.2	0.30	0.40	0.10	0
	民用	0.4	0.30	0.20	0.10	0

$$B_1 = A_1 \cdot R_1 = [0.65 \ 0.27 \ 0.07 \ 0.01 \ 0]$$

$$B_2 = A_2 \cdot R_2 = [0.3 \ 0.38 \ 0.21 \ 0.08 \ 0.03]$$

$$B_3 = A_3 \cdot R_3 = [0.13 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.17 \ 0.1]$$

$$B_4 = A_4 \cdot R_4 = [0.12 \ 0.38 \ 0.31 \ 0.11 \ 0.08]$$

$$B_5 = A_5 \cdot R_5 = [0.24 \ 0.3 \ 0.36 \ 0.1 \ 0]$$

然后,二级综合评判为:

$$B = [0.352 \ 0.315 \ 0.232 \ 0.077 \ 0.024]$$

根据评判矩阵中最大的数值0.352可确定其优先级等级,结合1-9标度法,将所有目标集进行排序,最终可确定在此情况下目标的优先级。

3.2.2 不同算法对比

将AIGA与AwPSO、IFCFS、FCFS算法以及GA比较,得到的结果如表2所示。

表2 不同算法的求解结果

Tab.2 Solution results for the different algorithms

算法	$\delta/\%$	$\eta_1/\%$	$\eta_2/\%$	$\eta_3/\%$	C_T
FCFS	46.88	44.45	30.84	33.90	0.11 s
IFCFS	74.15	42.89	42.81	44.46	0.15 s
GA	60.90	41.05	26.45	22.45	0.85 h
AwPSO	54.17	46.93	32.13	24.35	1.03 h
AIGA	83.16	11.80	8.89	7.28	1.30 h

表2中, δ 为任务完成率,计算公式见式(10)。 η_1 、 η_2 、 η_3 分别为雷达资源1、2、3的消耗率,计算公式见式(9); C_T 为算法运行时间。表2中结果表明,采用AIGA求解时效果最好,任务完成率为83.16%;采用FCFS算法的求解效果最差,任务完成率为46.88%。此外,采用FCFS算法求解时,不仅任务完成率很低,资源消耗率也较高。IFCFS算法虽然能够提高任务完成率,但资源消耗较大。在本文的仿真结果中,相比较IFCFS、AwPSO、FCFS算法和GA,AIGA能够以更少的雷达资源完成更多的探测任务。

需要说明的是,FCFS和IFCFS算法求解时间很短,这也是在内层优化中选择自适应规则的原因。AwPSO算法、GA与AIGA求解时间较长,主要因为该问题约束维度较高,进化过程中需要消耗大量时间来处理。在后期研究中,需要考虑多维约束并行推理,以节省优化时间。由于研究的是雷达资源的日常调度问题,可以提前对雷达资源进行合理的规划。因此,所提方法是可行的。

图3是不同进化算法的历代最优适应度计算值,AwPSO算法在仿真算例中开始收敛速度高于GA,但最终无法获得一个较优的解,容易陷入局

部最优。GA虽然在效果上优于AwPSO算法,但相比较AIGA,无论在收敛速度还是在解的质量上均较差。因此,所提方法是有效的,且在本节的仿真场景下,AIGA具有一定的优异性。

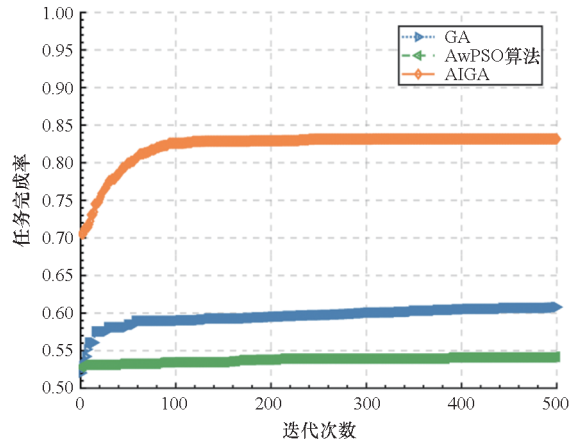


图3 不同进化算法历代最优个体变化

Fig.3 Successive optimal individual changes of different evolutionary algorithms

3.3 算法鲁棒性分析

在AIGA中,主要包含交叉概率、变异中的反转概率、选择突变概率、随机突变概率,且反转、选择突变与随机突变概率之和为1。进行鲁棒性测试时主要改变交叉概率、反转概率以及随机突变概率,具体参数见表3。以第3.2节的1000个目标为例集进行仿真,得到最终的结果如表3所示。

表3 不同仿真参数的求解结果

Tab.3 Solution results of different simulation parameters

仿真参数	$\delta/\%$
[0.5 0.4 0.3 0.3]	74.28
[0.5 0.5 0.4 0.4]	78.32
[0.7 0.2 0.4 0.4]	81.98
[0.8 0.2 0.2 0.5]	83.16
[0.9 0.1 0.4 0.3]	83.33

根据表3可知,不同交叉、变异概率对仿真最终结果有一定影响,但影响不大,且结果均比传统方法结果要好,求解过程的迭代曲线如图4所示。此外,在本节的仿真算例中,交叉概率越大,获得优异解的概率越大,这主要是染色体编码方式造成的:由于染色体长度较长,在寻优过程中需要交叉以产生新的染色体。在未来研究中,设计一种新的染色体编码方式也是值得考虑的。

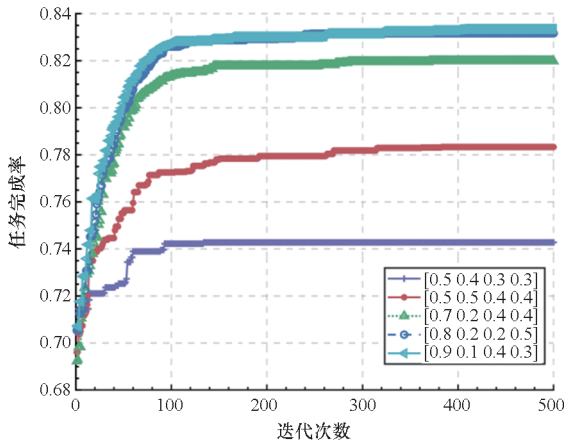


图 4 不同仿真参数下个体历代最优解

Fig. 4 Individual successive optimal solution under different simulation parameters

图 4 是不同仿真参数下 AIGA 的迭代曲线。当交叉、反转、选择突变及随机突变概率分别为 0.9、0.1、0.4、0.3 时,算法解的质量更高。此外,相比较 FCFS、IFCFS、AwPSO 算法以及 GA,改变参数的 AIGA 结果均比其他算法好;且交叉概率一定时,最优结果的任务完成率相对稳定,说明了算法的鲁棒性。

4 结论

论文针对空间目标监视多地基雷达协同探测规划问题,建立调度问题数学模型,在 GA 基础上引入自适应策略与免疫操作,提出 AIGA。构建多层次模糊综合评价模型,采用 1-9 标度法得到空间目标优先级。定义资源消耗率和任务完成率两个指标评价模型和算法的有效性。仿真结果表明,相比 FCFS、IFCFS、AwPSO 算法及 GA,所提算法能在提高任务完成率的同时降低资源消耗率。

参考文献 (References)

- [1] LITTLE B D, FRUEH C E. Space situational awareness sensor tasking: comparison of machine learning with classical optimization methods[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2019, 43(2): 262-273.
- [2] 王晓海,周宇昌. 美国太空态势感知体系研究新进展的启示和建议[J]. *卫星与网络*, 2020(9): 62-66.
WANG X H, ZHOU Y C. Inspiration and suggestions for new progress in the US situational awareness system[J]. *Satellite and Network*, 2020(9): 62-66. (in Chinese)
- [3] 罗剑,于小红,王杰娟. 多平台空间目标观测协同调度问题[J]. *火力与指挥控制*, 2021, 46(12): 81-87, 93.
LUO J, YU X H, WANG J J. Cooperative scheduling problem space target observation of multi-platform[J]. *Fire Control & Command Control*, 2021, 46(12): 81-87, 93. (in Chinese)
- [4] 鄢青青,沈怀荣,邵琼玲. 基于遗传-模拟退火算法的空间目标地基监视调度方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(12): 2764-2771.
YAN Q Q, SHEN H R, SHAO Q L. Space object ground-based surveillance scheduling based on genetic-simulated annealing algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(12): 2764-2771. (in Chinese)
- [5] 鄢青青,沈怀荣,邵琼玲. 基于蚁群算法的空间目标地基监视重调度[J]. *兵工自动化*, 2016, 35(3): 1-5.
YAN Q Q, SHEN H R, SHAO Q L. Ground-based space surveillance rescheduling based on ant colony optimization[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2016, 35(3): 1-5. (in Chinese)
- [6] 张海越. 空间监视相控阵雷达调度策略的研究与设计[D]. 南京:东南大学,2018.
ZHANG H Y. Study and design of scheduling strategy for space surveillance phased array radar [D]. Nanjing: Southeast University, 2018. (in Chinese)
- [7] 庄海孝,潘腾,何宗波,等. 应用禁忌遗传算法的空间目标协同监视资源调度方法[J]. *航天器工程*, 2020, 29(4): 46-51.
ZHUANG H X, PAN T, HE Z B, et al. Method of resource scheduling for space object cooperative surveillance using tabu genetic algorithm [J]. *Spacecraft Engineering*, 2020, 29(4): 46-51. (in Chinese)
- [8] DARARUTANA K. Comparison of novel heuristic and integer programming schedulers for the USAF space surveillance network[D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 2019.
- [9] 李建平,张晗,罗永,等. 两段探测目标的传感器任务调度问题 0-1 规划模型及算法[J]. *国防科技大学学报*, 2017, 39(3): 121-129.
LI J P, ZHANG H, LUO Y, et al. The 0-1 programming model and algorithm for the problem of sensor task scheduling for double detection [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2017, 39(3): 121-129. (in Chinese)
- [10] 李大卫. 相控阵雷达组网系统资源调度效果评估方法研究[D]. 南京:南京大学,2018.
LI D W. Research on resource scheduling effectiveness evaluation method of phased array radar networking system[D]. Nanjing: Nanjing University, 2018. (in Chinese)
- [11] 关永胜,马林. 基于云模型的空间目标监视资源调度效能评估[J]. *现代雷达*, 2020, 42(11): 20-25.
GUAN Y S, MA L. Effectiveness evaluation for space target surveillance resource scheduling based on cloud model[J]. *Modern Radar*, 2020, 42(11): 20-25. (in Chinese)
- [12] SINCLAIR A J, LOVELL T A. Optimal linear orbit determination [J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2020, 43(3): 628-632.
- [13] 温正,孙华克. MATLAB 智能算法[M]. 北京:清华大学出版社,2017.
WEN Z, SUN H K. MATLAB intelligent algorithm [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2017. (in Chinese)
- [14] CHEN M, WEN J, SONG Y J, et al. A population perturbation and elimination strategy based genetic algorithm for multi-satellite TT&C scheduling problem[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2021, 65: 100912.
- [15] Celestrak®. NORAD GP element sets current data [EB/OL]. [2021-12-05]. <https://celestrak.org/NORAD/elements/>.