

分布式传感器调度模型与自适应概率 粒子群优化算法

任俊亮¹, 邢清华¹, 李龙跃¹, 贾 哲²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 陕西西安 710051; 2. 空军指挥学院, 北京 100097)

摘 要: 不同体制的多个传感器通常部署于不同位置, 据此采用分布式计算思想研究其调度问题. 设计了传感器指控模块和传感器模块, 探讨两者间的信息交互过程, 给出基于最小调度时间间隔的传感器探测任务分解方法, 建立传感器探测目标的匹配度计算模型. 针对调度方案生成子模块设计了一种自适应概率粒子群算法, 算法中粒子的分量根据方案适应值大小以不同的概率取相应值, 体现粒子在迭代过程中的思考. 实例分析表明, 该算法能在迭代前期较快地收敛到一个较优值, 这一特点使得在迭代次数有限的情况下, 算法仍可获得较好的调度方案, 满足调度方案实时高效的要求.

关键词: 分布式计算; 调度; 自适应; 粒子群; 传感器

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2015)09-1756-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.09.012

A Model of Distributed Sensors' Scheduling and Self-Adaptive Probability Particle Swarm Optimization Algorithm

REN Jun-liang¹, XING Qing-hua¹, LI Long-yue¹, JIA Zhe²

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710051, China;

2. Air Force Command College, Beijing 100097, China)

Abstract: This paper introduced a distributed computing method to study the scheduling problem in multi-sensor systems. According to the features of these sensors which were usually deployed at different locations, it redesigned C2 (Command and Control) module and sensor module, and discussed information interaction procedure between two modules. Then it established a sensor-target detection match degree computing model which involved task decomposition and minimal scheduling period methods. A self-adaptive probability particle swarm optimization (SAPPSO) algorithm for scheduling program was given. In SAPPSO, particle fitness value was based on different probabilities, which reflected the thinking of particle during iteration process. Experimental results showed that SAPPSO algorithm converged quickly, especially in the previous iteration period, which enabled SAPPSO to fulfill the requirements of real-time and high efficiency for scheduling.

Key words: distributed computing; scheduling; self-adaptive; particle swarm optimization; sensor

1 引言

传感器调度是传感器任务规划的核心, 调度结果的优劣直接影响探测效果. 合理的调度方案能够提高传感器的利用率, 及时提供高精度的目标信息. 当前相关研究主要是基于数学规划思想, 致力于解决多约束条件下的传感器调度问题. 阎志伟^[1]、姜维^[2]分别采用并行禁忌遗传算法和基于决策树启发的克隆选择算法研究天基传感器的调度问题; 郭浩波^[3]采用遗传模拟退火算法研究传感器调度问题; 程洪玮^[4]采用基于信息决策树的最优

搜索方法研究卫星的调度问题. 以上文献偏重对算法的设计, 调度模型只是给出了模型的框架, 研究起点较高, 建模考虑因素针对性不强, 且未对传感器探测任务的调度时刻进行分析, 使得研究成果应用受限. 汤绍勋^[5,6]总结相关调度模型, 给出预警卫星调度较为详细的相关指标计算方法, 但未来是多种体制传感器的联合探测, 只考虑一种体制传感器的调度使得模型的适用性不强. 本文建立多种体制传感器的分布式协同调度模型, 给出一种以动态概率取粒子分量的自适应概率粒子群 (SAPPSO, Self-Adaptive Probability Particle Swarm Optimization)

算法对模型求解,提高调度方案的合理性与时效性.

2 分布式传感器协同调度模块与信息交互过程

为解决在空间中分布于不同位置传感器的调度问题,设计两类具有相互通信能力的计算模块:传感器指控模块与传感器模块(图 1).两者分别部署于传感器指控中心和传感器自身.这种设计有利于缓解指控中心的计算压力,缩短调度方案生成时间,提高方案的合理性.

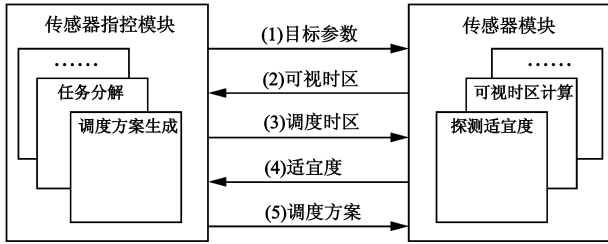


图1 传感器指控模块与传感器模块间的信息交互

两者间的信息交互过程如下:

- (1)传感器指控模块(下称模块 1)发布需探测目标的信息.
- (2)传感器模块(下称模块 2)接收到目标信息后,计算对目标的可视时间区间,结果返回模块 1.
- (3)模块 1 根据传感器对目标的可视时间区间信息,分解目标探测任务.
- (4)模块 1 发出即将执行某一调度时间区间的指令,模块 2 计算探测各目标的匹配度,结果返回模块 1.
- (5)模块 1 根据返回的信息,计算出最佳调度方案.

3 传感器调度模型

传感器调度模型主要包括探测任务分解、传感器-目标匹配度计算和调度方案生成三部分.模型的输入与输出如图 2 所示.

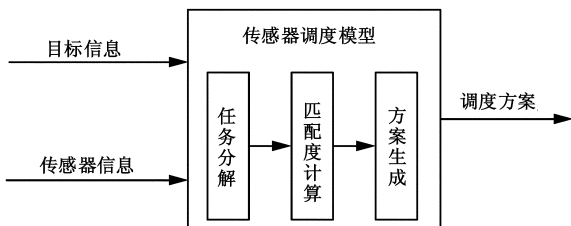


图2 传感器调度模型的输入与输出

3.1 任务分解

目前任务分解方法^[6,7]主要是从时间轴上对任务进行分解.例如,方法 1:基于固定周期 T 的(图 3),优点是简单易行,缺点是周期不易确定;方法 2:基于目标可

利用传感器数量变化点的方法(图 4),优点是在目标可利用传感器可能发生变化的时刻才执行调度计算,可以避免因周期设定不合理带来的弊端,但对传感器部署位置的合理性和目标信息精度要求较高.

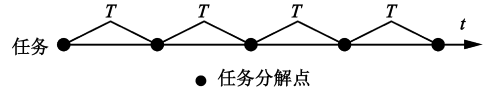


图3 基于周期的任务分解

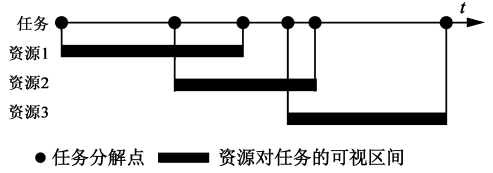


图4 基于目标可利用传感器数量变化点的任务分解

综合以上两种方法,设计一种基于最小调度时间间隔的任务分解方法(图 5):先利用方法 2 对任务进行分解,并设定最小调度时间间隔 T_a ,则下一调度时刻 T'_{k+1} 由式(1)确定:

$$T'_{k+1} = \begin{cases} T_k + T_a, & T_{k+1} - T_k < T_a; \\ T_{k+1}, & T_{k+1} - T_k \geq T_a. \end{cases} \quad (1)$$

其中, T_k 为方法 2 分解产生的第 k 个节点的调度时刻, T'_{k+1} 为实际使用的调度时刻.

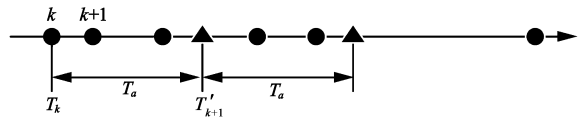


图5 基于最小调度时间间隔的任务分解

图 5 表明,当方法 2 产生的节点较密集时,调度时刻以 T_a 周期进行,当节点密集程度不大时,以方法 2 产生的节点为调度时刻.与方法 1 和方法 2 相比,基于最小调度时间间隔的任务分解方法具有较强的适应性,即避免了频繁调度,又能最大限度地满足实时调度的要求.

3.2 传感器-目标匹配度计算

当多个传感器对同一目标都具有可视关系时,为衡量分配某传感器探测某目标的合理程度,采用传感器-目标匹配度进行分析.传感器-目标匹配度主要考虑以下几方面因素:

- (1)任务种类与传感器能力的匹配因子 Q_1

$$Q_1 = \begin{cases} 1, & \text{任务种类与传感器能力匹配;} \\ 0, & \text{任务种类与传感器能力不匹配.} \end{cases} \quad (2)$$

任务种类包括搜索、跟踪和识别等.不同的传感器能够执行的任务种类不同.

(2) 传感器对目标后续可视时间长度因子 Q_2

Q_2 用来衡量传感器对目标后续可视时间长度对探测目标的影响程度。

$$Q_2 = \frac{T_{\text{end}_{i,j}} - t}{T_{\text{end}_j} - t} \quad (3)$$

T_{end_j} 为任务 T_j 的结束时刻; $T_{\text{end}_{i,j}}$ 为传感器 R_i 对任务 T_j 可视时间区间的结束时刻; t 为当前时刻。

(3) 传感器与目标间的空间距离因子 Q_3

Q_3 用来衡量传感器与目标间的距离对探测效果的影响。

$$Q_3 = \frac{D_{\text{max}_i} - d_{i,j}}{D_{\text{max}_i}} \quad (4)$$

$d_{i,j}$ 为目标 T_j 与传感器 R_i 间的距离; D_{max_i} 为传感器 R_i 探测目标 T_j 的最大作用距离。

(4) 能量耗费因子 Q_4

Q_4 用来衡量传感器剩余能量占最大能量的比例。

$$Q_4 = \frac{E_{r_i} - E_{c_{i,j}}}{E_{\text{max}_i}} \quad (5)$$

E_{r_i} 为传感器 R_i 当前的能量; $E_{c_{i,j}}$ 为传感器 R_i 探测目标 T_j 需要消耗的能量; E_{max_i} 为传感器 R_i 最大能量。

(5) 传感器探测目标视线的空间角度因子 Q_5

传感器探测目标时有一个最佳探测角度 K , 当传感器以此角度对目标进行探测时最有利于目标识别。 Q_5 用来衡量传感器探测目标角度与最佳角度之间偏离的程度。

$$Q_5 = \frac{\pi - (K_s + K_e)}{\pi} \quad (6)$$

其中, K_s 为在调度区间开始时刻目标-传感器视线角度与最佳探测角度的偏差; K_e 表示在调度区间结束时刻目标-传感器视线角度与最佳探测角度的偏差。

$$K_s = \left| K - \arccos \frac{\mathbf{r}_{s_{i,j}} \cdot \mathbf{v}_{s_{i,j}}}{|\mathbf{r}_{s_{i,j}}| |\mathbf{v}_{s_{i,j}}|} \right| \quad (7)$$

$$K_e = \left| K - \arccos \frac{\mathbf{r}_{e_{i,j}} \cdot \mathbf{v}_{e_{i,j}}}{|\mathbf{r}_{e_{i,j}}| |\mathbf{v}_{e_{i,j}}|} \right| \quad (8)$$

其中, $\mathbf{r}_{s_{i,j}}$ 为在调度区间开始时刻从传感器 R_i 到目标 T_j 的向量; $\mathbf{v}_{s_{i,j}}$ 为在调度区间开始时刻目标 T_j 的速度向量; $\mathbf{r}_{e_{i,j}}$ 为在调度区间结束时刻从传感器 R_i 到目标 T_j 的向量; $\mathbf{v}_{e_{i,j}}$ 为在调度区间结束时刻目标 T_j 的速度向量。

(6) 传感器切换时间因子 Q_6

Q_6 用来衡量传感器切换时间对调度实时性的影响程度。

$$Q_6 = 1 - \frac{t_{i,j_1 \rightarrow j_2}}{T_a} \quad (9)$$

$t_{i,j_1 \rightarrow j_2}$ 为传感器 R_i 从探测目标 T_{j_1} 转移到目标 T_{j_2} 所需要的时间; $t_{i,j_1 \rightarrow j_2} / T_a$ 为传感器切换占用最小调度时间间隔的比例, 此比例越小说明传感器切换需要付出的时间代价越小。

从上述分析可知, Q_1 为决定性因子, $Q_2 \sim Q_6$ 越大传感器-目标匹配度越大。但不同体制的传感器计算匹配度时考虑的因素不同, 天基传感器主要考虑(1)、(2)、(3)、(4)、(6), 因此有:

$$f_{ij} = Q_1(\lambda_2 Q_2 + \lambda_3 Q_3 + \lambda_4 Q_4 + \lambda_6 Q_6) \quad (10)$$

其中, f_{ij} 为传感器 R_i 探测目标 T_j 的匹配度; λ_i 为相应权重, 且 $\sum_i \lambda_i = 1, i = 2, 3, 4, 6$ 。

地基传感器主要考虑(1)、(2)、(3)、(5)、(6), 因此有:

$$f_{ij} = Q_1(\omega_2 Q_2 + \omega_3 Q_3 + \omega_5 Q_5 + \omega_6 Q_6) \quad (11)$$

其中, ω_i 为相应权重, 且 $\sum_i \omega_i = 1, i = 2, 3, 5, 6$ 。

3.3 调度方案生成

根据传感器-目标匹配度计算方法, 得到传感器 R_i 对所有目标的匹配度行向量 $[f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{ij}, \dots, f_{in}]$, 将所有的传感器-目标匹配度行向量按传感器编号合并为一个匹配度信息矩阵:

$$\mathbf{F}_s = \begin{bmatrix} f_{11} & \dots & f_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ f_{m1} & \dots & f_{mn} \end{bmatrix} \quad (12)$$

\mathbf{F}_s 表示第 s 个调度时区的匹配度信息矩阵。 m 为传感器总数量, n 为目标总数量。将具有跟踪多目标能力的一部传感器视作多个具有单目标探测能力的虚拟传感器, 以便于调度方案求解。

分布式计算与集中式计算相比, 优势体现在时间消耗方面。设有 n 个目标与 m 个传感器, 计算某一目标与某一传感器之间的匹配度需要消耗时间 t_c , 则对于集中式计算, 生成调度方案所需要的时间为:

$$t_s = t_c \cdot m^n + t_p \quad (13)$$

其中, t_p 为根据匹配度矩阵计算出方案所需时间。

若采用分布式计算则由于各传感器同时计算匹配度, 生成调度方案的时间为:

$$t_s = t_c \cdot m + t_p \quad (14)$$

对比可知, 分布式计算能大大减小生成调度方案所需时间。

4 自适应概率粒子群求解算法

上述调度方案生成问题属于组合优化问题, 在规模较小时可采用枚举法求得最优解, 但规模较大时, 计

算量将呈指数增加. 为保证调度方案的时效性, 设计一种改进的粒子群算法——SAPPSO 算法对问题进行求解.

4.1 粒子编码

将粒子的每一维分量设为对目标可视的传感器编号, 即粒子分量 x_j 的取值范围由 F_s 中第 j 列非 0 元素的行序号组成.

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n] \quad (15)$$

这种编码方式产生的粒子, 直接表达调度方案, 无需进行编码/解码计算, 避免计算无效粒子, 有利于快速找到更优的粒子.

4.2 粒子初始化

粒子的每一维分量在可选值范围内随机选择. 由于两个不同目标的可视传感器可能相同, 因此当某传感器编号被选择后, 后续的 x_j 将不再选择此传感器. 生成粒子中的元素不重复即可认为一个初始粒子.

4.3 粒子更新

粒子更新过程中根据粒子适应值计算出每一维粒子可选值的选择概率, 体现粒子在更新过程中对其位置的思考. 与 GOBPSO 算法^[6]相比, SAPPSO 算法更新过程计算量少, 能更快速向极值靠近.

粒子第 j 维分量的新值 $x_{j,k+1}$ 为:

$$x_{j,k+1} = \begin{cases} x_{j,k}, P_1 \\ b_{j,k}, P_2 \\ g_{j,k}, P_3 \\ \text{其它 } x_{j,k} \text{ 的可选值}, P_4 \end{cases} \quad (16)$$

$x_{j,k}$ 为当前粒子 \mathbf{X}^k 的第 j 维分量值; $b_{j,k}$ 为粒子经过的最优位置 \mathbf{B}_k 的第 j 维分量; $g_{j,k}$ 为全局最优位置 \mathbf{G}_k 的第 j 维分量; $P_1 \sim P_4$ 分别为 $x_{j,k+1}$ 选择 $x_{j,k}$ 、 $b_{j,k}$ 、 $g_{j,k}$ 和其它 $x_{j,k}$ 可选值时的概率; P_4 为随迭代次数不断减小的一个值, 目的是使算法在迭代初期鼓励探索新粒子, 在迭代的后期逐渐收敛.

$$P_4 = 1 - p \cdot (n_q / N) \quad (17)$$

N 为设定的总迭代次数; n_q 为当前已迭代的次数; p 设定为 $0 < p < 1$, 是为了保证迭代后期粒子仍具有一定的跳出能力.

$P_1 \sim P_3$ 与粒子 \mathbf{X} 所对应的方案适应值 F_X 有关, 在计算过程中动态变化, 反映粒子对相关方案适应值 F_X 进行思考后的选择概率.

$$\begin{cases} P_1 = (1 - P_4) \frac{F_{X_k}}{F_{B_k} + F_{G_k} + F_{X_k}} \\ P_2 = (1 - P_4) \frac{F_{B_k}}{F_{B_k} + F_{G_k} + F_{X_k}} \\ P_3 = (1 - P_4) \frac{F_{G_k}}{F_{B_k} + F_{G_k} + F_{X_k}} \end{cases} \quad (18)$$

当 $x_{j,k+1}$ 选择 $x_{j,k}$ 的其它可选值时, $x_{j,k+1}$ 在 $x_{j,k}$ 的可选集中等概率选择一个值. F_{X_k} 、 F_{B_k} 、 F_{G_k} 分别表示粒子 \mathbf{X}_k 、 \mathbf{B}_k 、 \mathbf{G}_k 对应的适应值.

方案适应值 F_X 为所有传感器-目标组合匹配度的线性和:

$$F_{X_k} = \sum_{j=1}^n f_{ij}, i = x_{j,k} \quad (19)$$

由于粒子的更新是逐维进行的, 在新粒子的产生过程中, 后一维分量值可能与前面已生成分量值重复, 此时采用概率排序选取原则, 选择粒子对应概率较大且不与已生成分量值重复的粒子对应分量进行更新. 例如, 当前粒子值为 $\mathbf{X}_k = (3, 4, 5, 6)$, 该粒子经过的最优位置为 $\mathbf{B}_k = (5, 7, 9, 8)$, 所有粒子经过的最优位置为 $\mathbf{G}_k = (3, 2, 7, 1)$, 在更新到新粒子第三维时, 已知 \mathbf{X}_{k+1} 前两维为 $(3, 7)$, 并且新粒子选择了 \mathbf{G}_k 的第三维分量 7, 造成与 \mathbf{X}_{k+1} 的前两维为分量 $(3, 7)$ 有重复, 此时根据 $P_2 > P_3$, 选择 \mathbf{B}_k 的第三维分量 9 为 \mathbf{X}_{k+1} 的第三维分量.

式(18)说明粒子对应的方案适应值越大, 被选中的概率越大, 可以保证粒子不断趋向最优.

4.4 终止条件

若采用基于与理想值距离的终止条件, 则在作战时无法预测其耗时长短, 在此采用基于迭代次数的终止条件, 使得调度方案在可预测的时间内给出.

SAPPSO 算法流程如图 6 所示.

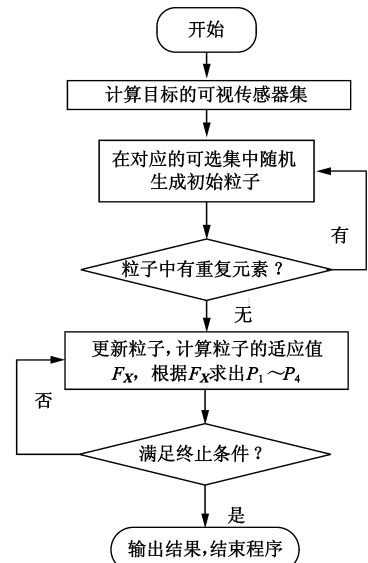


图6 SAPPSO算法流程

5 实例分析

设有 8 个目标同时发射, 位置如表 1 所示, 落点均为 A (东经 45° , 北纬 50°).

表 1 目标发射点

编号	东经(°)	北纬(°)
T1	62	18
T2	17	12
T3	17	30
T4	70	32
T5	82	45
T6	20	23
T7	15	30
T8	20	14

传感器有 4 部天基传感器与 4 部地基传感器,每部地基传感器可同时跟踪 4 批目标,传感器位置参数按表 2 与表 3 所示在 STK 软件中进行设置.

表 2 天基传感器位置参数

编号	S1	S2	S3	S4
Apogee altitude(km)	1500	1500	1500	1500
Perigee altitude(km)	1500	1500	1500	1500
Inclination(°)	60	60	60	60
Argument perigee(°)	10	10	10	10
Lon. Ascen. Node(°)	120	120	0	0
True anomaly(°)	320	30	60	120

表 3 地基传感器位置参数

编号	R1	R2	R3	R4
Latitude(°)	33	33	40	43
Longitude(°)	56	46	46	66

根据第 2 节所述调度模型,在调度区间 12:08:10 至 12:10:46,传感器-目标匹配度矩阵如表 4.

利用 SAPPSSO 算法,设定初始粒子为 50 个,经过 400 次迭代后输出结果为(9,17,3,2,4,5,6,18).针对表 4 所示矩阵,分别采用 SAPPSSO 算法、GOBPSO 算法^[6]与 PSO 算法,经过 50 次运算,其迭代结果的平均值如图 7 所示.

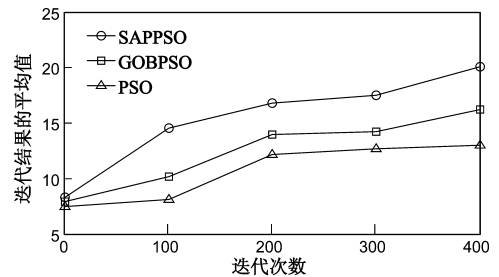


图 7 三种算法结果对比

表 4 传感器-目标匹配度矩阵

编号	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8
S1	0	2.4442	0	0	0	2.7174	0	0.381
S2	0	0	0	2.7401	0	1.8971	0.2926	0.8355
S3	1.6406	2.8725	2.8947	0	0.4728	2.9118	2.8715	1.4561
S4	0	0	0	0	2.4008	0.4257	1.2653	2.7472
R11	2.3766	2.8785	1.9672	0	0.1071	2.5474	2.802	2.0362
R12	2.2466	2.7485	1.8372	0	0	2.4174	2.672	1.9062
R13	2.1166	2.6185	1.7072	0	0	2.2874	2.542	1.7762
R14	1.9866	2.4885	1.5772	0	0	2.1574	2.412	1.6462
R21	2.2732	2.2294	1.1767	1.9664	0.5136	0	0	0
R22	2.1432	2.0994	1.0467	1.8364	0.3836	0	0	0
R23	2.0132	1.9694	0.9167	1.7064	0.2536	0	0	0
R24	1.8832	1.8394	0.7867	1.5764	0.1236	0	0	0
R31	2.1181	0.0955	0.8308	0	0.1385	0	0	0
R32	1.9881	0	0.7008	0	0.0085	0	0	0
R33	1.8581	0	0.5708	0	0	0	0	0
R34	1.7281	0	0.4408	0	0	0	0	0
R41	0	0.2914	0	2.4704	0	2.0845	0.9513	2.8507
R42	0	0.1614	0	2.3404	0	1.9545	0.8213	2.7207
R43	0	0.0314	0	2.2104	0	1.8245	0.6913	2.5907
R44	0	0	0	2.0804	0	1.6945	0.5613	2.4607

说明: R11 ~ R14, R21 ~ R24, R31 ~ R34, R41 ~ R44 分别表示地基传感器 R1、R2、R3、R4 的虚拟传感器.

由图 7 可知,与 GOBPSO 算法和 PSO 算法相比,SAPPSO 算法在迭代初期能够快速搜索到一个较大值,这是因为粒子的编码机制减少了对不可行方案的计算,并且粒子中各维分量总是趋向于取最优粒子的对应分量。

6 结论

采用分布式计算的传感器调度模型缩小了生成调度方案的时间,提高了方案的合理性;SAPPSO 求解算法在初期快速收敛于较优极值,这种特点使其在目标数量较大,计算次数必须压缩的情况下,仍能给出一个较好的调度方案。但 SAPPSO 算法的稳定性仍需研究。

参考文献

- [1] 阎志伟,牛轱峰,李汉铃.基于并行禁忌遗传算(PITGA)的预警卫星传感器调度研究[J].宇航学报,2003,24(6):598-603.
YAN Zhi-wei, NIU Yi-feng, LI Han-ling. Study of sensor scheduling for early warning satellite based on parallel tabu genetic algorithm (PITGA) [J]. Journal of Astronautics, 2003, 24(6):598-603. (in Chinese)
- [2] 姜维,李一军.天基预警调度的启发式优化方法[J].系统工程理论与实践,2010,30(10):1834-1840.
JIANG Wei, LI Yi-jun. Heuristic optimization of resource allocation in space based early-warning system [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2010, 30(10): 1834-1840. (in Chinese)
- [3] 郭浩波,王颖龙,曾辉.采用遗传模拟退火算法研究导弹预警卫星传感器调度[J].电光与控制,2006,13(4):71-74.
GUO Hao-bo, WANG Ying-long, ZENG Hui. Sensor scheduling for missile early-warning satellite based on genetic and simulated annealing algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2006, 13(4):71-74. (in Chinese)
- [4] 程洪玮,王博,安玮.一种基于信息决策树的低轨星座传感器调度方法[J].电子学报,2010,38(11):2630-2633.
CHENG Hong-wei, WANG Bo, AN Wei. A sensor scheduling method of LEO constellation based on information decision tree [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(11): 2630-2633. (in Chinese)
- [5] 汤绍勋,易先清,罗雪山.面向预警卫星调度问题的改进粒子群算法[J].系统工程,2012,30(1):116-121.
TANG Shao-xun, YI Xian-qing, LUO Xue-shan. An improved particle swarm optimization algorithm for early warning satellites scheduling problems [J]. Systems Engineering, 2012, 30(1):116-121. (in Chinese)
- [6] 汤绍勋.天基预警低轨星座星载传感器资源管理与预警探测任务调度问题研究[D].长沙:国防科学技术大学,2011.
TANG Shao-xun. Research on Satellite Sensor Resources Management and Detection Tasks Scheduling Problem for LEO Constellation of Space-based Early Warning System [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)
- [7] 冯明月,李国辉,易先清.一种基于任务的预警卫星传感器规则调度方法[J].计算机应用,2007,27(12):3095-3098.
FENG Ming-yue, LI Guo-hui, YI Xian-qing. Rule-based scheduling method for sensors on early warning satellites basing on task analysis [J]. Computer Applications, 2007, 27(12): 3095-3098. (in Chinese)
- [8] 张荣涛.多雷达跟踪弹道导弹交接预报技术研究[J].现代雷达,2010,32(8):31-33.
ZHANG Rong-tao. A study on multi-radar tracking ballistic missile engagement prediction technique [J]. Modern Radar, 2010, 32(8):31-33. (in Chinese)
- [9] 马梁,王雪松,李永祯,等.雷达部署对进动目标微多普勒频率的可测性分析[J].国防科技大学学报,2011,33(2):54-59
MA Liang, WANG Xue-song, LI Yong-zhen, et al. Influence of radar location on the measurability of micro-doppler detecting for precession target [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(2):54-59. (in Chinese)
- [10] 李龙跃,刘付显,梅颖颖.末段反 TBM 火力目标匹配优化及 APSO 求解算法[J].系统工程与电子技术,2013,35(5):993-999.
LI Long-yue, LIU Fu-xian, MEI Ying-ying. Attractor particle swarm optimization for anti-TBM fire power-target match modeling in terminal phase [J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(5):993-999. (in Chinese)
- [11] 史娇娇,姜淑娟,韩寒,等.自适应粒子群优化算法及其在测试数据生成中的应用研究[J].电子学报,2013,41(8):1555-1559.
SHI Jiao-jiao, JIANG Shu-juan, HAN Han, et al. Adaptive particle swarm optimization algorithm and its application in test data generation [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(8): 1555-1559. (in Chinese)
- [12] Juan Rada Vilela, Zhang Meng-jie, Winston Seah. A performance study on synchronicity and neighborhood size in particle swarm optimization [J]. Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, 2013, 17(6): 1019-1030
- [13] 李迎秋,迟玉红,温涛.一种基于动态边界的粒子群优化算法[J].电子学报,2013,41(5):865-869.
LI Ying-qiu, CHI Yu-hong, WEN Tao. Adaptive boundary based particle swarm optimization [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(5):865-869. (in Chinese)

- [14] 周新宇, 吴志健, 王晖, 等. 一种精英反向学习的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2013, 41(8): 1647-1652.
ZHOU Xing-yu, WU Zhi-hui, WANG Hui, et al. Elite opposition-based particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(8): 1647-1652. (in Chinese)
- [15] Zhang Guo-xiang, Zuo Xing-quan. Deadline constrained task scheduling based on standard-PSO in a hybrid cloud [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2013, 7928(1): 210-217.

作者简介

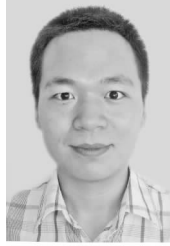


任俊亮 男, 1985 年 1 月出生于山西省洪洞县, 现为空军工程大学防空反导学院博士研究生, 研究方向为反导预警资源的优化配置与调度.

E-mail: renjunciang0106@163.com



邢清华 女, 1966 年 2 月出生于山西省文水市, 现为空军工程大学防空反导学院教授, 博士生导师, 从事防空作战智能决策与建模仿真方面的研究.



李龙跃 男, 1988 年 10 月出生于河南省驻马店市, 现为空军工程大学防空反导学院博士研究生, 研究方向为反导作战决策优化理论.