

引用格式: 赵晓林, 张可为, 李宗哲, 等. 多无人机动态侦察资源分配问题研究[J]. 电光与控制, 2020, 27(6): 11-15, 31. ZHAO X L, ZHANG K W, LI Z Z, et al. On dynamic reconnaissance resource allocation for multiple UAVs[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(6): 11-15, 31.

多无人机动态侦察资源分配问题研究

赵晓林¹, 张可为¹, 李宗哲¹, 丁斗建¹, 吴梦瑶²

(1. 空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安 710051; 2. 西安电子科技大学物理与光电工程学院, 西安 710071)

摘要: 为提高多无人机动态侦察分配效率, 更好地满足现代战争对多无人机动态侦察实时性的要求, 建立了多无人机动态侦察资源分配模型。该模型将动态任务分配问题转化为多阶段静态分配问题, 利用状态更新方法对各阶段静态分配问题的初始状态进行更新, 从而提升整体分配效率。采用改进的人工蜂群算法对该模型进行求解, 在选择蜜源阶段采用双向进化以增加种群的多样性, 提高了算法的寻优能力。仿真结果表明, 动态侦察资源分配模型相较于传统的静态分配模型具有侦察效率高、续航能力强的优势, 且更适用于大规模无人机集群作战情况。

关键词: 多无人机协同; 动态侦察; 资源分配; 任务分配; 人工蜂群算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1671-637X.2020.06.003

On Dynamic Reconnaissance Resource Allocation for Multiple UAVs

ZHAO Xiaolin¹, ZHANG Kewei¹, LI Zongzhe¹, DING Doujian¹, WU Mengyao²

(1. College of Equipment Management and UAV Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. College of Physics and Optoelectronic Engineering, XiDian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to improve the allocation efficiency of multi-UAV dynamic reconnaissance, and to better meet the real-time requirements of modern warfare for multi-UAV dynamic reconnaissance, a model for multi-UAV dynamic reconnaissance resource allocation of multiple UAVs is established. The model transforms the dynamic task allocation problem into a multi-stage static allocation problem, and updates the initial state of the static allocation problem of each stage by using the status updating method, so as to improve the overall allocation efficiency. The improved artificial bee colony algorithm is used to solve the model, and the bidirectional evolution is used to increase the diversity of the population at the stage of selecting the honey source, which improves the optimization ability of the algorithm. The simulation results show that the dynamic reconnaissance resource allocation model has the advantages of high reconnaissance efficiency and strong endurance compared with the traditional static allocation model, and is more suitable for large-scale UAV cluster operations.

Key words: multi-UAV collaboration; dynamic reconnaissance; resource allocation; task allocation; artificial bee colony algorithm

0 引言

随着无人机技术及其相关作战技术的快速发展, 无人机(UAV)正逐渐成为战场侦察任务的主要力量^[1-2]。运用多无人机协同对敌多目标侦察是一种重要的应用样式, 其核心问题是侦察资源的分配决策, 即利用有限

的侦察资源尽可能高效地获取目标信息^[3-4]。因此, 本文主要开展针对多无人机动态侦察资源分配问题的相关研究。

多无人机侦察资源分配根据问题的时变性、动态性可分为静态目标分配和动态目标分配^[5]。静态目标分配中敌我双方的状态都是确定的, 其实质是利用一次目标分配完成整个分配过程; 而在动态目标分配中, 敌我双方的状态以及战场环境是不断变化的, 其可以看作是静态分配的多次实现。动态目标分配比静态目标分配更难实现, 其原因主要有两点: 一是难以对状态的变化

收稿日期: 2019-11-28

修回日期: 2020-01-19

基金项目: 国家自然科学基金(61503405); 航空科学基金(2016089600)

作者简介: 赵晓林(1982—), 男, 山东东明人, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为无人机航迹规划、侦察调度。

进行建模;二是动态目标分配对算法求解的时效性要求更高,传统算法难以满足。但是,由于动态目标分配是多无人机集群的主要发展方向,近年来得到众多学者的关注与研究。文献[6]采用随机概率的多属性方案排序方法,探索了实际战场中信息不确定下的多无人机动态任务分配求解;文献[7]针对新出现目标这一动态分配问题,先通过改进的鱼群算法对无人机组进行分配,在组内通过合同拍卖的方法再分配,取得了较为理想的结果;文献[8]分别利用分布估计量子遗传算法与合同网算法对任务进行预分配与重分配,降低了新增任务和平台损失带来的动态影响;文献[9]提出了一种具有双向进化特点的改进人工蜂群算法,增加了种群多样性,提高了算法的寻优能力,说明改进后的人工蜂群算法在任务分配问题中有着很好的表现。以上研究考虑了新目标出现、无人机失效和环境不确定等带来的动态性问题,这样的动态性根本上是源于在分配的过程中无人机和目标状态不断发生变化^[10],所以建立统一的能够反映这种变化特性的模型尤为重要。

本文针对上述问题,提出了一种多无人机动态侦察资源分配模型,该模型由多段静态分配模型组成。在动态模型中,上一阶段的分配结果影响下一阶段的

分配。采用改进人工蜂群算法对动态模型进行了仿真求解,该改进算法采用双向进化以增加种群的多样性,使算法的寻优能力和求解速度得到提升。仿真结果表明,该动态模型比静态模型更适合于无人机及目标均处于动态变化的侦察任务,使用改进人工蜂群算法能很好地对该模型进行求解。

1 多无人机动态侦察资源分配模型

1.1 问题分析

在实际的多无人机侦察任务中,由于无人机性能有限,同时面临敌方的威胁,通常需要多次侦察才能达到侦察目的。在侦察过程中,敌我双方的态势会不断变化,目标的信息价值会随着侦察次数的增加而减少,同时,无人机续航能力的限制以及敌方武力抗击的影响,会导致我方无人机数量发生动态变化。这种动态变化给无人机侦察集群作战系统带来了一个关键问题,即无人机动态侦察资源分配问题。针对上述问题,可将整个侦察过程分解为多个阶段,在每个阶段我方将根据目标和无人机反馈的最新信息和上一阶段的侦察结果进行资源再分配,动态分配模型如图1所示,下面将对动态目标分配过程进行详细阐述。

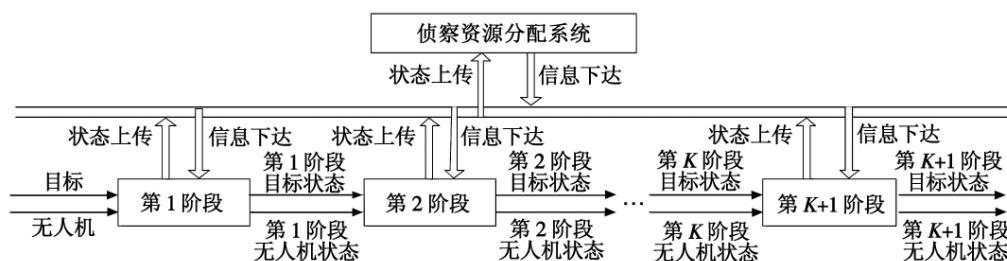


图1 动态侦察资源分配模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of dynamic reconnaissance resource allocation model

1.2 初始数据设定

假定敌方初始目标集 $T^{(0)} = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$, 目标 T_i 的初始价值(所含侦察信息)为 $V_i^{(0)}$, 我方初始无人机集合 $U^{(0)} = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$, 无人机 U_i 的初始续航能力为 $H_i^{(0)}$; 已知我方无人机 U_i 侦察敌方目标 T_j 所受到的威胁度为 p_{ij} , 侦察时的侦察消耗为 L_{ij} , 侦察效用为 a_{ij} , $a_{ij} \in [0, 1]$, $a_{ij} = 0.5$ 表示 U_i 在一个侦察阶段只能获得 T_j 一半的价值。其中, p_{ij}, a_{ij} 在所有阶段保持不变。

1.3 侦察状态更新

设侦察行动经过 K ($K \geq 1$) 阶段结束, 当 $K=1$ 时, 即第1阶段就能达到侦察目的, 此问题转化为静态目标分配问题, 不需要继续分阶段解决; 当第1阶段不能达到侦察目的时, 则所有无人机在执行完第1阶段任务后重新分配任务进入下一阶段, 故每个阶段的更替是上一阶段任务执行完毕后开始下一阶段。假设在第 K 阶段, 任

务分配系统指派无人机 U_i 侦察目标 T_j , 此时目标 T_j 的价值为 $V_j^{(K)}$, 侦察机 U_i 的续航能力为 $H_i^{(K)}$ 。则在 $K+1$ 阶段目标的价值和无人机的续航能力分别为

$$V_j^{(K+1)} = V_j^{(K)} \cdot (1 - a_{ij}) \quad (1)$$

$$H_i^{(K+1)} = H_i^{(K)} - L_{ij} \quad (2)$$

由以上分析可知, 无人机在每个阶段对目标信息量的获取都是有限的, 但是经过多个阶段, 目标的信息量逐渐减少, 当少于一定程度时, 便从目标集合中除去。同理, 无人机在每一阶段需要耗费燃料等, 续航能力下降, 达到一定程度则必须返场维护。以上状态变化的过程可用模型描述为:

$$\text{如果 } V_j^{(K)} \leq \tilde{V} \text{ 则 } T^{(K+1)} = \{T_1, T_2, \dots, T_m\} - \{T_j\}; \quad (3)$$

$$\text{如果 } H_i^{(K)} \leq \tilde{H}, \text{ 则 } U^{(K+1)} = \{U_1, U_2, \dots, U_n\} - \{U_i\} \quad (4)$$

其中: \tilde{V} 为目标价值阈值, 对少于此阈值的目标放弃侦察; \tilde{H} 为无人机续航能力阈值, 对少于此续航能力的无

人机将进行返场维护; $T^{(K)}, U^{(K)}$ 分别为 K 阶段时目标集合和无人机集合的状态。

1.4 侦察资源分配模型

$x_{ij}^{(K)}$ 为第 K 阶段的决策变量, $x_{ij}^{(K)} = 1$ 表示在第 K 阶段将目标 T_j 分配给无人机 U_i , 否则 $x_{ij}^{(K)} = 0$ 。

第 K 阶段无人机动态目标分配性能指标为 $J^{(K)}$, 其表达式为

$$\max J^{(K)} = \sum_{i=1}^{U^{(K)}} \sum_{j=1}^{T^{(K)}} C_{ij}^{(K)} x_{ij}^{(K)} \quad (5)$$

式中:

$$C_{ij}^{(K)} = \alpha V_j^{(K)} a_{ij} - \beta L_{ij} p_{ij} \quad (6)$$

α 为侦察收益权重; β 为侦察损失权重, 可以根据任务的需求进行设置。

约束条件

$$\sum_{j=1}^{T^{(K)}} x_{ij}^{(K)} \leq 1 \quad (7)$$

表示在一次分配中, 一架无人机最多只能对一个目标进行侦察。

1.5 分配终止条件

任务分配的终止条件为

$$\begin{cases} T^{(R)} = \emptyset \\ U^{(R)} \leq \tilde{U} \end{cases} \quad (8)$$

若式(8)成立, 则任务分配终止。式中: $T^{(R)} = \emptyset$ 表示第 R 阶段待侦察目标集合为空, 即所有目标均达到侦察要求; $U^{(R)} \leq \tilde{U}$ 表示第 R 阶段我方执行任务的无人机少于一定程度, \tilde{U} 表示可执行任务的无人机的数量阈值。

2 模型求解

针对多无人机动态侦察资源分配模型, 本文采用改进人工蜂群(ABC)算法进行求解。

2.1 改进人工蜂群算法

人工蜂群(ABC)算法^[11-12]是 KARABOGA 于 2005 年根据蜜蜂采蜜原理提出的群体优化算法。算法中, 每个蜜源相当于一个可行解, 蜜源的不断优化表示解的质量不断提高^[13-14]。在基本的人工蜂群算法中, 跟随蜂依据蜜源的收益度通过轮盘赌的方法根据

$$P(i) = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^{S_N} f(i)} \quad (9)$$

确定蜜源的选择概率。式中: $P(i)$ 是跟随蜂选择蜜源 i 的概率; $f(i)$ 是蜜源 i 的收益度; S_N 为蜜蜂的总数。由式(9)可以看出, 蜜源的收益度越大, 则其被跟随蜂选择的概率越大, 在其周围的跟随蜂也就越多, 但随着计算次数的增加会出现种群多样性下降的情况。

针对以上出现的问题, 在确定蜜源选择概率时, N 个跟随蜂采取上述轮盘赌的方法选择蜜源, 还有 N 个跟随蜂采取式(10)所描述的方法, 使收益度较低的蜜源也有机会被选择, 增加种群的多样性, 即

$$P(i) = \exp(-1/\rho * f(i)) \quad (10)$$

式中, ρ 是改进算法中的参数。由式(10)可以看出, 蜜源被选择的概率值与收益度成反比, 它随着收益度的增加而减小。

在多阶段静态分配问题的求解过程中, 提高算法在各阶段的寻优能力是提高动态分配问题求解效率的关键。然而, 基本人工蜂群算法与其他进化算法一样, 存在早熟、陷入局部最优解的缺陷, 而采取增加种群多样性的方法可以使其跳出局部最优解。受此启发, 在跟随蜂选择蜜源阶段加入式(10)所示的反向进化算子, 使种群朝着两个方向进化, 轮盘赌的存在保证了每一代中收益度最好的蜜源得以保留, 式(10)的存在保留了收益度较低的蜜源, 保证了种群的多样性, 提高了算法的全局搜索能力与收敛速度, 能够更好地解决动态目标分配问题。

2.2 蜜源初始化

将一组整数编码的任务序列集合视作一个蜜源, 初始化蜜源需满足约束条件。图2所示为5架无人机执行5个目标的任务序列编码, 编码随机生成且长度为无人机数乘以阶段数。码位表示无人机序号, 码值表示所对应的目标序号, 图中表示的任务分配计划为: 在动态侦察的阶段1, 无人机 U_1 对目标 T_2 执行侦察任务, 无人机 U_2 对目标 T_4 执行侦察任务, 无人机 U_3 对目标 T_1 执行侦察任务, 无人机 U_4 对目标 T_5 执行侦察任务, 无人机 U_5 对目标 T_3 执行侦察任务, 阶段2和以后的阶段类推。这样编码保证了多阶段无人机与目标的匹配, 同时也满足约束条件中在每个阶段一架无人机最多只能对一个目标进行侦察的要求。

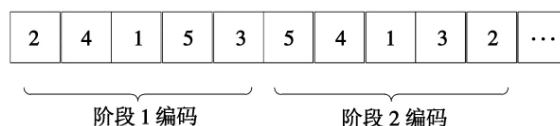


图2 任务序列的编码方式

Fig. 2 Encoding method of task sequence

3 仿真分析

基于上述动态资源分配模型, 利用改进人工蜂群算法进行仿真分析, 讨论5架无人机对5个目标的分配情况。设置无人机的初始续航能力均为1, 目标的初始价值随机设为 $[0.9 \ 0.85 \ 0.9 \ 1 \ 1]$, 侦察效用、消耗、威胁度矩阵见表1。

表 1 侦察效用、消耗、威胁度矩阵

Table 1 Matrix of reconnaissance utility, consumption and threat

	U_1			U_2			U_3			U_4			U_5		
	效用	消耗	威胁度	效用	消耗	威胁度	效用	消耗	威胁度	效用	消耗	威胁度	效用	消耗	威胁度
T_1	0.41	0.40	0.60	0.60	0.45	0.70	0.52	0.42	0.50	0.48	0.38	0.50	0.50	0.48	0.40
T_2	0.55	0.33	0.40	0.48	0.36	0.30	0.49	0.42	0.60	0.39	0.47	0.70	0.61	0.31	0.50
T_3	0.54	0.38	0.20	0.55	0.31	0.40	0.65	0.28	0.70	0.48	0.27	0.50	0.45	0.35	0.50
T_4	0.60	0.43	0.80	0.71	0.38	0.20	0.58	0.34	0.60	0.61	0.31	0.50	0.49	0.29	0.70
T_5	0.57	0.16	0.70	0.49	0.19	0.70	0.63	0.21	0.60	0.72	0.37	0.50	0.39	0.40	0.40

3.1 静态分配结果

不考虑多阶段无人机对目标的侦察情况,只考虑一次侦察分配,这样的侦察任务分配为静态任务分配,用本文的改进人工蜂群算法进行静态任务分配求解,仿真参数设置为:种群总数 $N_p = 60$,引领蜂数量为 $N_p/2$,连续搜索次数阈值 $L = 100$,迭代次数 500,静态分配结果如表 2 所示。

表 2 静态分配结果

Table 2 Static allocation results

无人机	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5
目标	T_3	T_1	T_5	T_2	T_4

经静态分配后,目标 $T_1 \sim T_5$ 的剩余价值分别为 0.30, 0.46, 0.36, 0.51, 0.37, 可见,经静态分配后各目标还有很高的剩余价值,定义侦察效率为获得的目标总价值除以目标总初始价值,则一次静态分配的侦察效率仅为 57%。

3.2 动态分配结果

采用本文提出的动态侦察分配模型进行仿真计算,设置侦察收益和侦察损失权重分别为 0.7 和 0.3,无人机续航能力阈值为 0.1,即当无人机续航能力小于 0.1 时便会返回基地,目标价值阈值为 0.2,即小于此价值阈值的目标不再被侦察,求解算法采用改进的人工蜂群算法,算法参数和静态分配求解中的参数相同。各阶段动态分配结果如表 3 所示。

表 3 动态分配结果

Table 3 Dynamic allocation results

	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5
阶段 1	T_1	T_2	T_2	T_3	T_4
阶段 2	T_1	T_5	T_4	T_4	T_3

两个阶段分配完成后的目标剩余价值分别为 0.19, 0.14, 0.16, 0.15, 0.16, 均小于 0.2, 说明本次实验中 5 架无人机已经完成了对目标的侦察任务,并且任务结束时无人机的续航能力都在阈值之上。计算得到,动态分配的侦察效率可达 85%,比静态分配的结果提升了 28%。

静态分配侦察与动态分配侦察结束时,无人机的

剩余续航能力结果对比如图 3 所示。

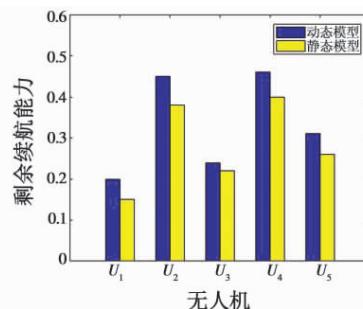


图 3 5 架无人机任务完成时剩余续航能力对比

Fig. 3 The remaining endurance of 5 UAVs when completing the mission

从图 3 中可以发现,采用动态分配模型进行侦察的无人机的剩余续航能力更强,无人机的平均剩余续航能力达到 0.33,比静态分配模型高出 5%,说明采用动态分配方式进行的协同侦察更加有效、快速,并且节省能源。其原因在于,动态分配模型充分考虑了无人机执行侦察任务过程中无人机和目标的动态变化特性,针对此特性可以将侦察过程分解为多个阶段,在各阶段将不同的侦察目标分配给不同的无人机,使目标的信息价值快速减小,提高了无人机集群作战的侦察效率。

为了进一步验证上述结论的普适性,将无人机的数量增加到 10,侦察目标数量也增加到 10,分别利用静态分配模型与动态分配模型进行仿真计算,从而讨论本文所提出的动态分配模型在大规模无人机集群作战中的技术优势。假定无人机的初始续航能力都为 1,目标的初始价值在 0.8 ~ 1.0 范围内随机生成,侦察效用矩阵在 0.6 ~ 0.9 范围内随机生成,侦察威胁矩阵在 0.3 ~ 0.7 范围内随机生成,侦察消耗矩阵在 0.2 ~ 0.4 范围内随机生成,其余仿真参数与 5 架无人机对 5 个目标的参数设置相同,分别应用改进算法对静态分配模型和动态分配模型进行仿真,得到静态分配侦察与动态分配侦察结束时无人机的剩余续航能力结果对比,如图 4 所示。

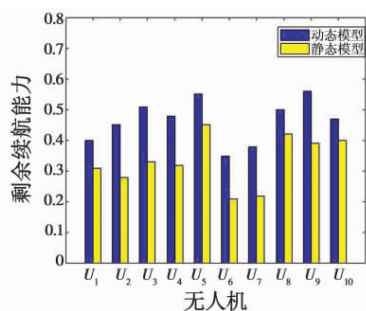


图4 10架无人机任务完成时剩余续航能力对比

Fig. 4 The remaining endurance of 10 UAVs when completing the mission

由图4可以看出,当无人机的数量与侦察目标数量同时增加时,采用动态分配模型进行侦察的无人机的剩余续航能力明显优于静态分配模型,此时,无人机的平均剩余续航能力达到了0.46,比静态分配模型高出13%;与5架无人机动态分配模型相比,提高了13%的平均剩余续航能力,说明本文提出的动态分配模型在大规模无人机集群作战条件下有着明显优势,这种优势随着无人机集群数量的增加而明显增大。

3.3 算法性能对比

算法适应度值是衡量人工蜂群算法质量好坏的标准,是算法迭代方向的主要依据。图5所示为改进后的人工蜂群算法与基本人工蜂群算法的算法适应度值随迭代次数的变化情况,算法参数与静态分配求解中的参数设置相同。图中: X 代表迭代次数; Y 代表当前迭代次数下的适应度。

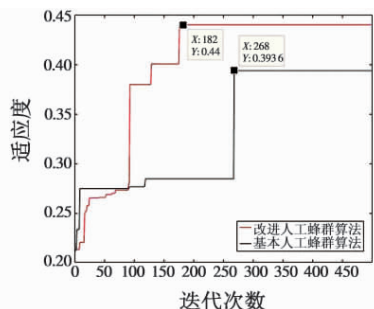


图5 2种算法的适应度迭代曲线

Fig. 5 Fitness iteration curves of the two algorithms

由图5可以看出,改进后的人工蜂群算法和基本人工蜂群算法都能求解无人机集群作战问题,虽然基本人工蜂群算法在初始阶段收敛速度较快,但是它最终完成迭代的次数较多、用时较长;改进的人工蜂群算法在完成第176次迭代时收敛到最优值0.44,而基本人工蜂群算法是在完成第271次迭代时才收敛到最优值0.39。改进后的算法不仅整体收敛速度更快,而且寻优能力优于基本算法,这是由于改进后的算法在种群多样性方面有所提升。

由于动态任务分配对于时效性要求较高,所以需要

验证本文算法的时效性,在多阶段动态分配模型下,针对基本人工蜂群算法和改进人工蜂群算法,比较不同无人机规模下分配结果的时间性能,选取无人机规模分别为5,10,15,20和50,为了获得较为可信的数据,针对每种无人机规模分别进行20次仿真然后取平均的方法,最终不同规模下2种算法的时间性能对比如图6所示。

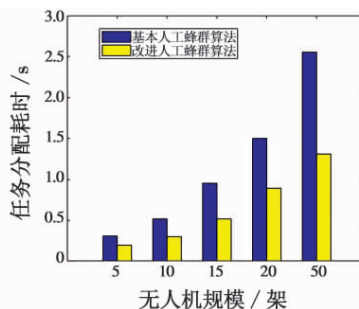


图6 2种算法分配时间性能对比

Fig. 6 Time consumption of two algorithms

通过图6中5组数据的对比可以看出,本文所采用的改进人工蜂群算法时间性能明显好于基本人工蜂群算法,并且当无人机规模增大时,改进算法时间效率优势比较明显,这是由于改进算法增加了种群多样性,提高了算法收敛速度。通过仿真可以看出,改进人工蜂群算法能够满足动态分配对时效性的要求。

4 结束语

本文建立了多无人机动态侦察资源分配问题模型,该模型考虑到无人机和目标状态随侦察阶段的展开发生变化的特点,以侦察收益最大化为目标函数,更加贴近实战中的侦察行动。本文提出的动态分配模型的侦察效率较传统静态分配模型有较大提升;此外,采用动态分配模型进行侦察的无人机剩余续航能力明显优于静态分配模型,且这种优势随无人机集群数量的增加而明显增大,说明本文提出的动态分配模型更适用于大规模无人机集群作战情况。采用改进后的人工蜂群算法对模型进行求解仿真,取得了理想的结果,相比于基本人工蜂群算法具有速度快、效率高的特点,为无人机集群作战系统的实时任务规划提供了保障。

参考文献

- [1] 肖东,江驹,余朝军,等.基于多目标遗传算法的异构无人机协同空打[J].电光与控制,2018,25(7):24-28.
- [2] 曹雷,谭何顺,彭辉,等.一种多UAV混合动态任务分配方法[J].南京理工大学学报(自然科学版),2015,39(2):206-214.
- [3] 董海霞,邹杰.基于AMPSO算法的无人机任务分配问题研究[J].电光与控制,2018,25(2):28-32.

(下转第31页)

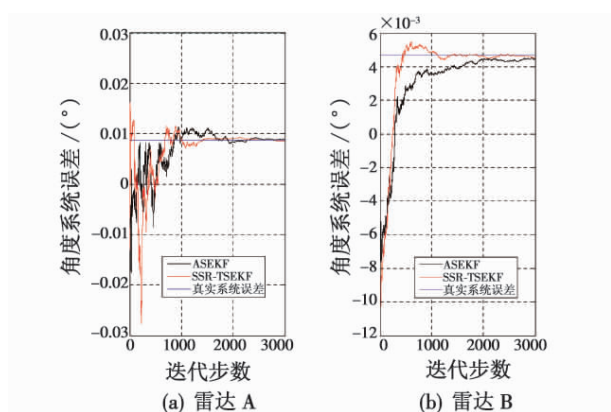


图5 两部雷达 SSR-TSEKF 与 ASEKF 角度偏差配准对比

Fig. 5 Angle deviation registration of SSR-TSEKF and ASEKF of two radars

表1 为本文算法与 ASEKF 算法、TSEKF 算法的收敛步数对比,可以看出,虽然本文所提改进算法较 TSEKF 算法收敛速度较慢,但明显快于 ASEKF 算法,计算效率得到了提高。

表1 滤波收敛步数对比

Table 1 Comparison of filter convergence steps

雷达	参数	算法收敛步数		
		TSEKF	ASEKF	SSR-TSEKF
A	ρ	859	1275	942
	θ	505	1198	969
B	ρ	453	946	876
	θ	574	1271	940

4 结束语

本文针对多雷达组网中非线性系统偏差实时配准问题进行了研究与改进。在分析了扩维误差配准算法中因目标运动状态维度增加导致的运算量增加等问题

的前提下,提出一种双阶扩展卡尔曼滤波误差配准方法,并引入序贯平方根思想解决了 TSEKF 算法中无偏滤波器存在滤波发散的问题。通过仿真对所提算法的性能进行分析,验证了所提算法性能的有效性。

参考文献

- [1] 何友,修建娟,关欣. 雷达数据处理及应用 [M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2013.
- [2] 李鹏飞,郝宇,费华平,等. 基于多直线融合的雷达误差标定算法研究 [J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(6): 682-686.
- [3] 姜佰辰,孙璐,周伟,等. 基于 AIS 的对海雷达多目标联合误差估计方法 [J]. 火力与指挥控制, 2017, 42(9): 25-29.
- [4] 丰昌政,薛强. 雷达组网的精确极大似然误差配准算法 [J]. 兵工自动化, 2012, 31(2): 5-8.
- [5] 章涛,李海,吴仁彪. 基于概率假设密度滤波的多目标雷达空间误差配准算法 [J]. 控制与决策, 2018, 33(8): 88-94.
- [6] 宋强,何友,董云龙. 一种目标状态与系统偏差的联合估计算法 [J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(4): 312-315.
- [7] FRIEDLAND B. Treatment of bias in recursive filtering [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1969, 14(4): 359-367.
- [8] 秦永元,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2012.
- [9] ALOUANI A T, XIA P, RICE T R, et al. On the optimality of two-stage state estimation in the presence of random bias [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1993, 38(8): 1279-1282.

(上接第 15 页)

- [4] CAO Y, WEI W Y, BAI Y, et al. Multi-base multi-UAV cooperative reconnaissance path planning with genetic algorithm [J]. Cluster Computing, 2019, 22(1): 5175-5184.
- [5] MAHMUD I, CHO Y Z. Detection avoidance and priority-aware target tracking for UAV group reconnaissance operations [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2017, 92(3): 1-12.
- [6] 陈侠,唐婷. 不确定环境下多无人机动态任务分配方法 [J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(1): 45-49.
- [7] 曹雷,谭何顺,彭辉,等. 一种多 UAV 混合动态任务分配方法 [J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2015, 39(2): 206-214.
- [8] 刘振,李伟,任建存. 多基地多 UCAV 任务分配建模及求解方法 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2019, 49(1): 91-96.
- [9] OZDEMIR R, BABAYIGIT B. A modified artificial bee

colony algorithm for numerical function optimization [C] // IEEE Symposium on Computers & Communications, Computer Society, 2012: 245-249.

- [10] 石岭,刘春生,叶青,等. 基于 PSO 的无人机协同攻击动态资源分配 [J]. 飞行力学, 2014, 32(4): 368-371, 375.
- [11] CAO J, YIN B, LU X, et al. A modified artificial bee colony approach for the 0-1 knapsack problem [J]. Applied Intelligence, 2017, 48: 1582-1595.
- [12] 于霜,丁力,吴洪涛. 基于改进人工蜂群算法的无人机的航迹规划 [J]. 电光与控制, 2017, 24(1): 19-23.
- [13] BHAMBU P, SHARMA S, KUMAR S. Modified Gbest artificial bee colony algorithm [C] // Soft Computing: Theories and Applications, 2018: 665-677.
- [14] SHARMA S, KUMAR S, SHARMA K. Improved Gbest artificial bee colony algorithm for the constraints optimization problems [J]. Evolutionary Intelligence, 2019. doi: 10.1007/s12065-019-00231-8.