

基于信道容量的协同探测资源联合优化方法

罗 菁^{1,2}, 梁前超¹

(1.海军工程大学, 湖北 武汉 430019; 2.空军预警学院, 湖北 武汉 430019)

摘要: 针对空间感知中的协同探测任务, 利用探测信道容量作为优化目标, 对蜂群算法进行改进并实现对集群轨迹与动力的联合优化。首先构建了多发多收协同探测模型, 基于信息论的视角, 推导出探测模型的信道容量, 将其作为优化无人集群动力与辐射功率的目标函数, 然后逐个分析并梳理出影响与制约目标函数的因素, 从而明晰了优化目标与约束条件。接着针对蜂群算法的不足, 改进其搜索策略与参数优化方法。进而构建了基于改机蜂群算法的协同探测动力优化流程。最后通过仿真验证与算法对比, 表明本文算法能够提升无人机集群协同探测的感知能力。

关键词: 无人机集群; 协同探测; 信道容量; 联合优化; 人工蜂群算法

中图分类号: TN97

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.222996

中文引用格式: 罗菁, 梁前超. 基于信道容量的协同探测资源联合优化方法[J]. 电子技术应用, 2022, 48(9): 13-21.

英文引用格式: Luo Jing, Liang Qianchao. A joint optimization method for cooperative detection resources based on channel capacity[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(9): 13-21.

A joint optimization method for cooperative detection resources based on channel capacity

Luo Jing^{1,2}, Liang Qianchao¹

(1. Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China; 2. Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: Aiming at the cooperative detection task in spatial perception, using the detection channel capacity as the optimization target, the bee colony algorithm is improved and the joint optimization of the swarm trajectory and power is realized. Firstly, a multi-transmit and multi-receive cooperative detection model is constructed. Based on the perspective of information theory, the channel capacity of the detection model is deduced and used as the objective function for optimizing the power and radiation power of unmanned clusters. The factors that affect and constrain the objective function are analyzed and sorted out one by one, so as to clarify the optimization objectives and constraints. Then, aiming at the shortcomings of the bee colony algorithm, its search strategy and parameter optimization method are improved. Furthermore, a dynamic optimization process of collaborative detection based on the modified bee colony algorithm is constructed. Finally, through simulation verification and algorithm comparison, it shows that the algorithm in this paper can improve the perception ability of UAV swarm cooperative detection.

Key words: UAV swarm; cooperative detection; channel capacity; joint optimization; artificial bee colony algorithm

0 引言

“知己知彼, 百战不殆”, 这是所有从事军事研究人员的共识, 在未来战场中, 体现为实现战场的单向透明性, 即我方能够掌握敌方动态, 而敌方难以了解我方状态, 从而实现先敌发现、先敌决策、先敌行动, 掌握战场的主动权^[1-3]。这就要求我方具有明显优于敌方的态势感知能力, 这种感知不仅局限于时刻的空间位置感知, 还要求实现包括电磁维度与能量维度的跨域感知, 与对敌方全域的预测, 从而识别与预判对手的意图, 便于决策与行动。随着无人技术与信息技术的迅猛发展, 无人平台能力逐步提升, 甚至在某些军事领域已经出现了超越人的状态与趋势^[4-6]。尤其是无人机集群^[7-10]因其数量

效应与规模效应, 已经涌现出单体平台不具备的功能, 已然成为未来战场的主要作战平台与对抗样式。

无人机集群具有良好的群体分布式优势, 能够灵活地调整自身空间位置, 以实现分布式的方式提升对战场态势的感知能力, 而如何优化调整无人机集群的探测资源, 已然成为制约无人机集群协同探测性能的瓶颈。

协同探测基于多发多收体制雷达(Multiple Input Multiple Output, MIMO), 因 MIMO 空间分集与频率分集的特性, 使其能够实现信号级的协同, 显著提升探测效能与大幅度降低被干扰的概率。为进一步提升协同探测效能, 学者们从信号处理与辐射策略两个方面对其研究。信号处理主要集中在改进阵列信号处理方法^[11-13]与改

进空时自适应算法方面^[14-15]。

在优化辐射策略方面,学者们设计与探测相关的目标函数,或利用与改进某些探测中的准则,优化雷达的辐射功率等参数^[16-17]。文献[18-19]以目标估计的克拉美罗界(Cramer-Rao Lower Bound,CRLB)为目标函数,分别研究了在设定目标误差条件下辐射功率的优化方法,与不同雷达实现最优探测时雷达的调度策略和辐射功率管控策略。文献[20-23]基于信息论,改进了MIMO的探测精度,其中文献[20]最优化贝叶斯-费舍尔信息矩阵(Bayesian Fisher Information Matrix,BFIM),进而得到了最优的波束选择与功率管控策略;文献[21-22]进一步将其推广到对目标跟踪的航迹外推中,并利用合作博弈理论对其求解,实现了对雷达坐标与功率的联合优化;文献[23]进一步量化了航迹外推中的信息量,将其用于修正BFIM,进而得到了最优的功率管控策略。文献[24-27]基于博弈论的视角,将探测作为探测方与目标之间的博弈过程,进而优化参数,其中文献[24]研究了不同博弈策略下的辐射功率优化方法;文献[25-26]寻找到了纳什均衡点,用于优化辐射策略;文献[27]则是考虑探测与干扰双方的零和博弈中,我方MIMO雷达的信号计划优化过程,从而弱化了敌方的电磁干扰。文献[28-29]基于智能算法,实现了对雷达辐射功率与信号特征的同步优化。文献[30-31]基于压缩感知理论,通过最小化各个接收端的相关性,来达到波束特征与辐射策略同步优化的目的。

通过上述论述可以看出,现阶段对协同探测的研究主要集中在信号级参数调整与优化辐射功率两个方面,即通过改进信号处理方法或流程,提升协同探测精度,或通过优化不同协同探测平台的布站与优化不同探测单元的辐射功率来提升探测性能。另外一个问题较少的文献研究了轨迹与辐射功率联合时序优化的问题,该研究将打破时间、空间与能量三个维度的壁垒,从多维度对集群的探测资源进行联合优化,这是现阶段少有的研究模式,而这种研究能够更好地指导协同探测的进行。

为此,后文将对这种多维度探测资源的联合优化展开研究。为提升集群协同探测的能力,将其转换为获取目标信息的问题。首先构建了空基多发多收的探测模型,推导出发射信号与回波信号之间的关系,从而得到集群探测的信道容量,将其作为目标函数,优化无人机集群的动力与辐射功率。同时根据目标函数,逐个分析影响探测效能的因素,进一步细化了目标函数和构建了约束条件。并对人工蜂群算法(Artificial Bee Colony algorithm,ABC)进行改进,进而构建了基于改进人工蜂群算法的协同探测资源联合优化流程,通过仿真验证与算法对比,体现了方法的优势。

1 无人机集群协同探测模型

1.1 多发多收探测模型

利用无人机集群对目标进行系统探测,假设 t 时刻,

我方无人机数目为 M ,每一架无人机的空间位置和速度分别为 $P_i=[x_i^t, y_i^t]$ 和 $v_i=[v_{xi}^t, v_{yi}^t]$, $i=1, 2, \dots, M$,空中目标有 U 个,对应的空中位置为 $T_u=[x_{Tu}^t, y_{Tu}^t]$, $u=1, 2, \dots, U$,空间态势如图1所示。

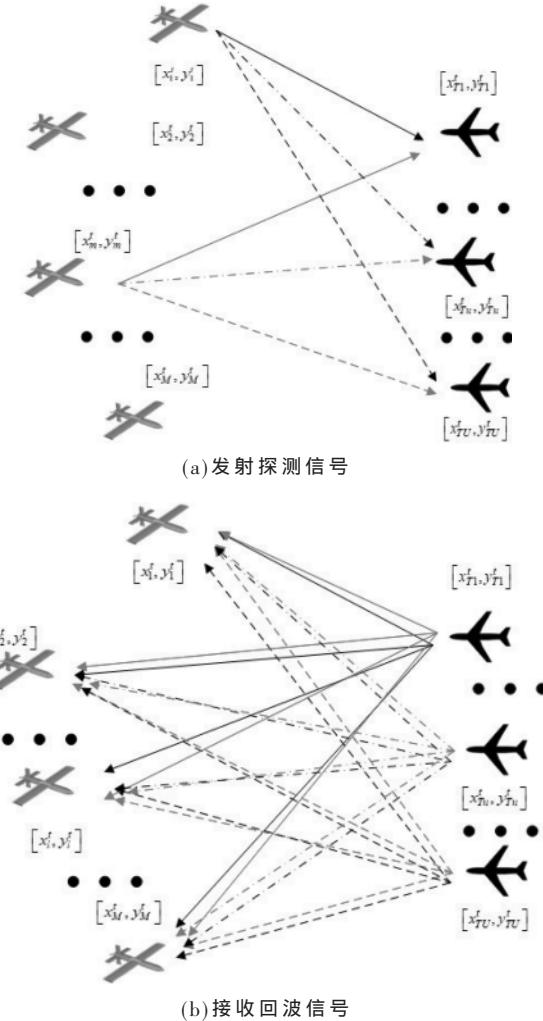


图1 多发多收探测示意图

从图1可以直观地看出MIMO雷达的优势,假设我方 M 架无人机中有 M_t 架无人机发射探测信号,则回波信号被每一架无人机接收,这就意味着对方每一架飞机被探测了 $M \times M_t$ 次,相较于传统的单发单收雷达对一个目标只进行一次探测,接收到的信号提高为原来的 M 倍。且从图(a)可以看出,我方发射端可以随机取,形成闪烁探测,降低被无源定位的可能,进一步提升探测的实用性。

1.2 多发多收探测的信道容量

为便于分析与理解,构建一组收发分置的形式,用于介绍信道容量,如图2所示。

假设在 t 时刻,我方无人机集群中发射机、被探测目标与接收机的位置分别为: $P_{fm}=[x_{fm}^t, y_{fm}^t]$, $T_u=[x_{Tu}^t, y_{Tu}^t]$, $P_t=[x_t^t, y_t^t]$ 。

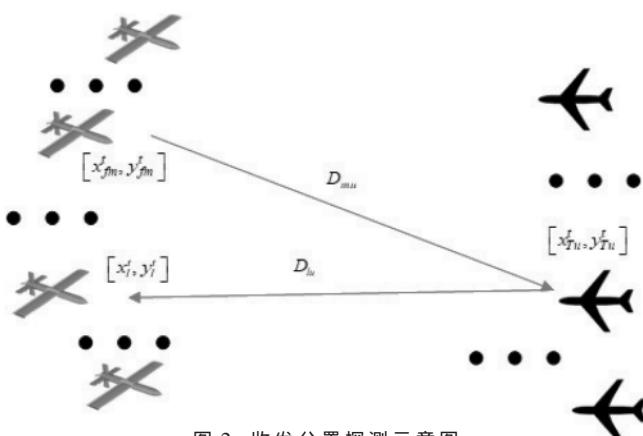


图 2 收发分置探测示意图

发射机、接收机与目标之间的距离分别为 D_{mu} 、 D_{lu} 、 D_{mu} 和 D_{lu} 根据距离公式进行计算。则信号的传播时间 τ_{ml} 为：

$$\tau_{ml} = \frac{1}{c} (D_{mu} + D_{lu}) \quad (1)$$

其中 c 为光速。

假设发射机发射的探测信号为 $s_m(t)$ ，则回波信号可以表示为：

$$y_{ml} = \sqrt{\frac{P_m \beta}{D_{mu}^2 D_{lu}^2}} \alpha_{ml} s_m(t - \tau_{ml}) + n \quad (2)$$

其中 P_m 表示第 m 架无人机雷达的探测等效，即为雷达功率与天线增益的乘积，此处不具体研究两者的参数与特征，取其等效功率； β 表示衰减常数，则 $\frac{P_m \beta}{D_{mu}^2 D_{lu}^2}$ 表示功

率在大气中的衰减程度； α_{ml} 表示从第 m 架无人机射入反射到第 l 架无人机的雷达截面积(RCS)，这个参数会在后文中进行详细分析与介绍；由于在空间中传播会产生信号延迟，接收信号与发射信号之间存在 τ_{ml} 的时间差； n 表示接收噪声，在雷达探测中，此噪声主要来自接收机的热噪声，因此将其视为服从正态分布的高斯白噪声。

假设对于探测第 u 个目标，发射端发射信号集合为 \mathbf{PF} ，信道表示为 \mathbf{H} ，维数为 $M \times M_u$ ，接收信号表示为 \mathbf{Y} ，噪声为 \mathbf{N} ，则对于 M_u 个发射端、 M 个接收端的探测系统，收发信号之间的关系可以表示为：

$$\mathbf{Y} = \mathbf{H} \times \mathbf{PF} + \mathbf{N} \quad (3)$$

发射信号、噪声与接收信号的协方差矩阵分别为 \mathbf{R}_{PF} 、 \mathbf{R}_N 和 \mathbf{R}_Y ，即：

$$\mathbf{R}_{PF} = E[\mathbf{PF} \times \mathbf{PF}^H] \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_N = \sigma_n^2 \mathbf{I}_M \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_Y = \mathbf{H} \mathbf{R}_{PF} \mathbf{H}^H + \mathbf{R}_N \quad (6)$$

其中 \mathbf{I}_M 表示维数为 M 的单位矩阵， \mathbf{PF}^H 表示求取 \mathbf{PF} 的 Hermite 矩阵。

则根据信道容量的定义，收发信号之间的信道容量 C 表示为：

$$\begin{aligned} C &= \log_2 \left(\frac{|\mathbf{R}_Y|}{|\mathbf{R}_N|} \right) = \log_2 \left(\frac{|\mathbf{R}_N + \mathbf{H} \mathbf{R}_{PF} \mathbf{H}^H|}{|\mathbf{R}_N|} \right) \\ &= \log_2 (|\mathbf{I}_M + \mathbf{H} \mathbf{R}_{PF} \mathbf{H}^H|) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 \mathbf{R}_{PF} 表示发射信号归一化之后的矩阵，即：

$$\mathbf{R}_{PF} = \frac{E[\mathbf{R}_{PF} \mathbf{R}_{PF}^H]}{\sigma_n^2} \quad (8)$$

至此，便完成了计算多发多收的信道容量。

1.3 多发多收探测的信道容量

信道容量的概念来源于信息论，是在通信领域衡量信息传输效率与评估信道性能的量化指标，是一个静态的概念。而本文采用信道容量作为分析和优化协同探测的目标函数，主要基于如下三个方面原因。

首先，本文认为对目标的探测问题是一个获取信息的目标的问题。该观点在雷达阵列信号处理与雷达天线设计中被广泛接纳，且具有诸多的研究成果。则利用信息论中的观点，将其作为衡量和评估探测能力的指标，将探测问题转换为更早获取与获取更为精准的目标信息的问题，基于信息论的视角，进行研究分析。

其次，信道容量本质是发射信号与接收信号之间的相关系数。如果没有接收到回波信号，则接收端只会有杂波，与发射端的相关系数为 0，对应地没有探测到目标。当相关信息弱，说明接收到回波信号，但由于信号在大气中的衰落与环境噪声的干扰，只是回波信号的特征弱化很多，对应地能够从回波中提取的信号特征就少了很多，则对目标状态估计的能力就会弱化。当相关信息较强时，回波信号没有什么衰减，可以利用其很好地检测出目标的状态。

最后，信道容量可以理解为获取目标信息能力的上限，类似于参数估计的克拉美罗界。即我方获取目标信息的能力，或者说我方探测的最大精度即为此时信道容量的极限。就像信道容量的定义一样，超过了这个容量值，信道便难以保证有效稳定的信息传输，给出了信道能够传输信息的上限。同样的，在探测背景下，收发端的信道容量一旦确定，就意味着我方能够获取目标信息的总量随之确定。从信息论的角度分析，当掌握目标信息量一定时，能够对其了解的程度便存在上限，只有在获取新的非冗余信息的条件下，才能进一步提升对目标的掌握能力。

因此，本文将信道容量作为衡量与优化无人机集群探测性能的目标函数，通过调整我方飞机的位置与辐射功率，提升集群的探测性能。

2 协同探测优化目标与约束条件

2.1 目标函数

为利用信道容量优化无人机集群的协同探测能力，在前文的基础上，得到我方无人机集群对对方 U 个目标的累计信道容量，同时也是优化的目标函数为：

$$Q = \operatorname{argmax} \sum_{u=1}^U \omega_u C_u = \operatorname{argmax} \sum_{u=1}^U \omega_u \log_2 (|I_M + \mathbf{H}_u \mathbf{R}_{\text{PFO}} \mathbf{H}_u^H|) \quad (9)$$

其中 ω_u 表示第 u 个目标的重要程度。目标重要性或者威胁度度量的方式有很多,诸如专家系统等主观赋权的方法、信息熵和粗糙集等根据参数计算确定权重的方法,以及主观联合赋权或彼此修正的方法,该内容不是本文研究的重点,此处不予以展开。如果不考虑目标重要程度,只需要将目标函数中的 ω_u 删去,即表示成各个信道容量累计加和的形式。

至此,便完成了基于无人机集群进行协同探测的目标函数的构建。

2.2 约束条件

2.2.1 单体无人机动力约束

假设无人机在 t 和 $t+1$ 时刻的运动状态如图 3 所示。

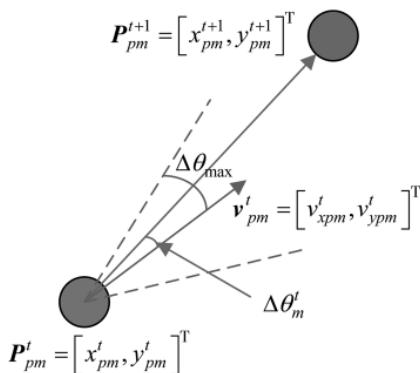


图 3 运动约束示意图

如图 3 所示,我方第 m 架无人机在 t 时刻的位置与速度分别为 $\mathbf{P}_m^t = [x_m^t, y_m^t]^T$ 和 $\mathbf{v}_m^t = [v_{xm}^t, v_{ym}^t]^T$, 对其进行优化,得到下一时刻的位置与速度分别为 $\mathbf{P}_m^{t+1} = [x_m^{t+1}, y_m^{t+1}]^T$ 和 $\mathbf{v}_m^{t+1} = [v_{xm}^{t+1}, v_{ym}^{t+1}]^T$, 对应关系如图 3 所示,假设两时刻的时间差为 Δt ,满足:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_m^{t+1} = \mathbf{P}_m^t + \mathbf{v}_m^t \Delta t \\ \left\| \mathbf{P}_m^{t+1} - \mathbf{P}_m^t \right\|_2 \leq \left\| \mathbf{v}_m^t \right\|_2 \Delta t \end{cases} \quad (10)$$

其中 $\left\| \cdot \right\|_2$ 表示取 2 范数。两速度之间的关系可以表示为:

$$\mathbf{v}_m^{t+1} = \mathbf{v}_m^t + \Delta \mathbf{v}_m^t \quad (11)$$

其中 $\Delta \mathbf{v}_m^t$ 即为动力优化控制量,其应满足:

$$\begin{cases} \left\| \Delta \mathbf{v}_m^t \right\|_2 \leq \Delta v_{\max} \\ v_{\min} \leq \left\| \mathbf{v}_m^{t+1} \right\|_2 \leq v_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

即速度与速度的调节量,不能超过其允许限制。

同样的,可以根据两时刻的速度矢量,计算得到无

人机的方向变化量,即无人机的航向角改变量 $\Delta \theta_m^t$,其应满足:

$$\Delta \theta_m^t \leq \Delta \theta_{\max} \quad (13)$$

上述即为无人机应满足的动力约束,同时也是需要优化的目标函数。本文通过对位置的优化,来实现最优路径,进而提升无人机集群的探测能力。

2.2.2 单体无人机辐射功率约束

结合式(4)可以看出, \mathbf{H} 与功率衰减的程度 $\frac{P_{mu} \beta}{D_{mu}^2 D_{lu}^2}$ 、

目标反射的雷达截面积 α_{ml} 相关。再进一步分析这两个参数,功率衰减程度与分配给探测第 u 个目标的辐射功率 P_{mu} 相关,以及与发射机和目标、目标和接收机之间的距离相关,而距离则可以进一步转换为我方接收机、发射机与目标的坐标。同时,功率还需要满足:

$$\sum_{u=1}^U P_{mu} \leq P_m \quad (14)$$

即单架无人机用于探测多个目标的功率之和,不能超过其功率上限。

2.2.3 对目标探测性能约束

对第 u 个目标的探测效能 C_u 的最小约束可以表示为:

$$C_u \geq C_{\min} \quad (15)$$

其中 C_{\min} 表示能够实现对目标检测的最低门限要求。因为在对目标函数优化过程中,很可能出现一种情况,即所有的无人机都距离某一个或者某几个目标非常近,且后续会不断逼近。很明显,距离越近探测效果越好,信道容量越大,这样就会导致目标函数越来越大,但这并不是对目标群探测的最优解。同时,这种情况也很难摆脱,因为如果迫使无人机逐步远离该目标,则会带来目标函数的下降,当无人机远离后,随着约束的降低,又会恢复到逼近一个目标的状态,形成类似于震荡,陷入局部最优的状态。

为此,需要设定式(15),这样才能保证每一个目标均被有效地探测到,在这种前提下,优化参数,提升整体探测性能。

3 改进的 ABC 算法

考虑到本文研究的无人机集群探测资源优化是个典型的 NP-Hard 问题,难以具有显式解,且由于环境与任务需求的不同,其解的形式也不尽相同,为此,本节通过对 ABC 进行改进,利用智能优化算法对该问题进行寻优。

3.1 人工蜂群算法

人工蜂群算法是基于蜜蜂采蜜的生物学特性模拟出的一种智能寻优方法,算法核心框架可以概括为:首先雇佣蜂进行广域搜索,得到蜜源的大体位置,即最优解可能存在的重点区域。之后将雇佣蜂的信息汇总给看守蜂,看守蜂进一步筛选可能存在最优解的蜜源,对

其进行精确搜索,进一步提升最优解的质量。如果看守蜂在对重点区域搜索一段时间后,最优解的质量没有明显提升,或其他看守蜂搜索到更好的最优解后,此只看守蜂便会转换为侦查蜂,重新进行广域搜索。

其算法流程可以表示为:

(1) 种群初始化 P_{op}^1 。设种群数量为 PN , 待优化的空间维度为 R , 则可以生成 $PN \times R$ 的初代种群:

$$P_{\text{op}}^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,R} \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_{PN,1} & x_{PN,2} & \cdots & x_{PN,R} \end{bmatrix} \quad (16)$$

对应的解向量,即待优化的目标解为 $X_i^1 = [x_{i,1}^1 \ x_{i,2}^1 \ \cdots \ x_{i,R}^1]$ 。根据人工蜂群算法,第 1 代的第 i 个粒子的第 j 个属性对应的参数 $x_{i,j}^1$,利用式(17)生成。

$$x_{i,j}^1 = x_{\min,j} + r(x_{\max,j} - x_{\min,j}) \quad (17)$$

其中 $i=1, 2, \dots, PN, j=1, 2, \dots, R$, $x_{\max,j}$ 和 $x_{\min,j}$ 分别为第 j 个属性可行解空间的最大值与最小值, r 为在 $(0, 1)$ 任意取值的服从均匀分布的随机数。

(2) 雇佣蜂全局寻优。利用式(18)生成第 $(n+1)$ 次搜索后得到的候选解。

$$v_{i,j}^{n+1} = x_{i,j}^n + \phi(x_{i,j}^n - x_{k,j}^n) \quad (18)$$

其中 k 为 $[1, PN]$ 中任取的满足均匀分布的正整数, ϕ 为 $(-1, 1)$ 之间满足均匀分布的随机数。进而得到第 $(n+1)$ 次搜索后第 i 个个体对应的可行解向量 $V_i^{n+1} = [v_{i,1}^{n+1} \ v_{i,2}^{n+1} \ \cdots \ v_{i,R}^{n+1}]$, 计算 V_i^{n+1} 和原来的可行解 X_i^n 对应的适应度函数 $F(V_i^{n+1})$ 和 $F(X_i^n)$, 对比两个适应度函数的大小,并选择与保留较优的适应度函数对应的变量值,用于后续的寻优。

(3) 看守蜂确定蜜源。一般看守蜂采用式(19),即轮盘赌的方式确定后续精确搜索的蜜源。

$$P_i^n(X_i^n) = \frac{F(X_i^n)}{\sum_{i=1}^{PN} F(X_i^n)} \quad (19)$$

其中 $P_i^n(X_i^n)$ 表示看守蜂选择 X_i^n 的概率。采用轮盘赌的方式,目的是为了保证适应度高的函数,能够以高的概率被选择到,这样也更值得后续的精确搜索。在实际搜索过程中,便会有更多的蜜蜂对其进行搜索。

(4) 转换为侦查蜂。如果第 i 只雇佣蜂在进行一定次数的搜索后其适应度函数没有明显改变,则其便会转换为侦查蜂,并返回步骤(1)重新进行搜索。这样做,便可以保证蜜蜂能够跳出局部最优,同时也会淘汰掉部分的局部最优解,使 ABC 算法更可能搜索到全局最优解。

以上即为 ABC 算法的算法流程与关键操作。由于 ABC 算法将蜜蜂进行明确的分工,这样可以较好地规避寻优算法中速度与精度之间的矛盾,也为智能算法的改进提供了一条新的思路。

但 ABC 算法自身也存在着部分不足。为此,本文接下来对其进行改进,并将改进后的算法应用于本文的无人机集群协同搜索的优化中。

3.2 改进策略

3.2.1 优化搜索策略

现阶段的关于 ABC 算法的改进研究中,诸多学者均指出,在 ABC 算法进行迭代更新搜索时,蜜蜂的搜索方向由式(18)中 ϕ 的正负性决定。有学者将前文的式(18)改写为:

$$v_{i,j}^{n+1} = x_{i,j}^n + \sigma_{i,j}^n |\phi_{i,j}^n| |x_{i,j}^n - x_{k,j}^n| \quad (20)$$

其中 $\sigma_{i,j}$ 只是性质符号,即只在 -1 和 1 两者间取值, $|\phi|$ 表示搜索的步长,其他参数定义不变。该改进模式在对应的仿真实验中验证了其具有良好的效果,保证了雇佣蜂的搜索方向能够始终朝向提升适应度函数的方向进行。

然而,当蜜蜂陷入局部最优时,该改进策略将会导致蜜蜂在局部最优进行震荡,寻优效果受限,需要对其进行改进。

因此,本文采用新的改进策略,搜索模式依旧采用式(20)的模式,但比较 $\sigma_{i,j}^n$ 取 $-1, 1$ 与 $x_{i,j}^n$ 这三个值分别对应的适应度函数的相对大小。当两个候选解的适应度函数比较优时,选取更优的那个进行更新;当两个候选解的性能均弱于原函数,则将步长 $|\phi_{i,j}^n|$ 设置为 2 倍步长 $2|\phi_{i,j}^n|$ 后,重新计算对应的候选解的适应度函数,同样选择较好的参数进行更新。如果性能依旧弱于原始函数,则令步长为 $3|\phi_{i,j}^n|$ 后进行计算。通过反复增大步长的倍数,直至达到 ABC 算法步骤(4)中的转换为侦查蜂的条件。如果依旧没有得到更好的解,则令 $f(x_{i,j}^n)$ 为局部最优点,保留该值作为全局最优的备选。至此,完成了对搜索策略的改进。

3.2.2 基于混沌序列的局部最优抑制

在 ABC 算法的步骤(1)的种群初始化与步骤(4)的侦查蜂转换过程中,都涉及对蜜蜂的状态进行更新,或者说重新初始化。而初始化的目的就是跳出搜索得到的局部最优解,且初始化也是希望蜜蜂能够去探索更大的区域。而当种群数量较大时,粒子的分布越均匀,其搜索更全面。或者说,新的蜜蜂探索的区域是之前蜜蜂没有探索过的区域,这样的种群初始化应该更有益于全局搜索。但从步骤(1)的初始化公式来看,其并不具备这种性能。为此,本文基于混沌映射,重新构建种群的初始策略与转换为侦查蜂的策略。

混沌系统具有内在随机性与遍历性。内在随机性保证了蜜蜂在初始化时,彼此之间相互独立,且分布较为均匀。遍历性保证了随着初始化的进行,其搜索的空间被逐步遍历,从而保证对搜索空间探索的完整性。

在上述 ABC 算法的式(20)中,随机数 r 的取值是进行任意选取,即服从均匀分布。为此,本文对其进行改进,使其由混沌序列产生,更具有随机性与更好的遍历性。

典型的混沌序列有 Logistic、Circle 与 Tent 序列等,其中当序列足够长时,Tent 序列能够遍历限定空间内的所有状态。将其用于生成 ABC 算法中的随机数 r ,可以很好地保证种群的多样性,提升全局空间均被遍历的可能。同样的,当某个蜜蜂在执行精确搜索后,多次搜索的结果并没有明显改进时,即执行 ABC 算法中的步骤(4)时,也可以采用 Tent 混沌算法生成的序列,重新对其参数进行初始化,从而使其跳出局部最优,且以更高的概率搜索未被搜索过的空间,提升算法效能。

Tent 混沌序列是通过递推迭代产生的,其流程可以描述为:

(1)在 $(0,1)$ 任选初始值赋予 x_0 ,但 $x_0 \neq 0.2, 0.4, 0.6, 0.8$ 。

(2)通过递推序列,递推关系为:

$$x_{i+1} = \begin{cases} 2x_i & 0 \leq x_i \leq 0.5 \\ 2(1-x_i) & 0.5 \leq x_i \leq 1 \end{cases} \quad (21)$$

对 x_{i+1} 进行伯努利位移:

$$x_{i+1} = (2x_i) \bmod 1 \quad (22)$$

其中(a) mod (b) 表示求取 a 被 b 相除后, a 没有被整除的部分。则式(22)表示只保留 x_{i+1} 的小数部分,这也满足了 r 要在 $(0,1)$ 之间取值的要求。

(3)如果 x_{i+1} 为 $\{0, 0.25, 0.5, 0.75\}$ 中的一个,或者 $x_{i+1} = x_{i+1-k}$, k 取 $\{1, 2, 3, 4\}$, 则令 $x_{i+1} = x_{i+1+\alpha}$, 其中 α 为在 $(-1, 1)$ 之间服从均匀分布的随机数。

(4)判断是否达到终止条件,一般为达到递推次数或达到需求的序列长度。达到终止条件,则输出生成的序列;没达到,则执行步骤(5)。

(5)判断 x_{i+1} 是否满足步骤(3)的条件,满足,则返回步骤(3),重新生成 x_{i+1} ;不满足,则返回步骤(2),利用递推公式生成后续序列。

至此,便完成了对上述步骤(1)与步骤(4)的改进。即利用 Tent 序列生成初始化种群和初始化转换回侦查蜂的初始位置,提升了蜜蜂遍历搜索空间的可能,同时也降低了其陷入局部最优的可能。

至此,便完成了对搜索方向的优化,从而降低了无意义搜索的可能性,进而提升了算法效率。同时,利用混沌理论优化种群分布,保证了种群的多样性,从而保证算法能够进行更为广泛的搜索,提高了寻找到全局最优的可能。

4 基于改进 ABC 的协同探测资源联合优化流程

为提升无人机集群对目标的探测能力,结合前文构

建的目标函数、约束条件和对应的优化算法,构建优化流程如图 4 所示。

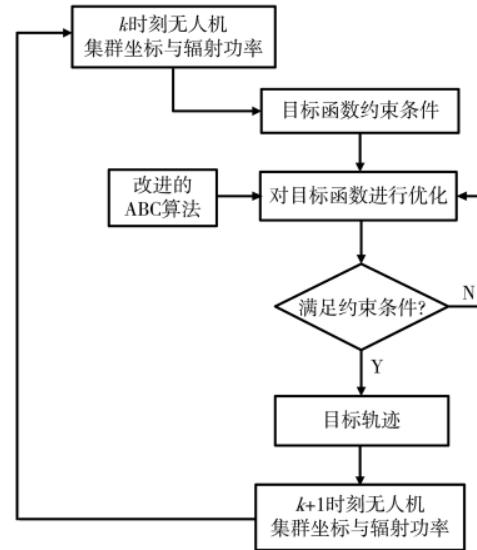


图 4 基于改进 ABC 算法的探测资源优化流程

上述算法流程可以描述为:

(1)获取我方无人机集群中每一架无人机在 k 时刻的位置与辐射功率,同时结合目标的参数特性,构建待优化目标函数。

(2)利用改进的 ABC 算法,对无人机集群的空间坐标与辐射功率进行联合优化,得到优化后的空间位置与辐射功率。

(3)判断结果是否满足约束条件,不满足则返回步骤(2)重新优化,满足则执行步骤(4)。

(4)得到下一时刻无人机集群最优位置与辐射功率,更新无人机的位置与调整辐射功率。返回步骤(1),重新优化,直至达到最终的优化时刻 K 。

上述即为优化无人机集群探测资源的过程。

根据实际情况,无人机可能悬停或按照预定估计飞行,探测功率可能难以突变。针对此类情况,可将本文构建的模型进行退化。由于本文涉及双参数优化,即优化轨迹与功率的联合最优解。当某个参数设定或者难以改变时,只需将其作为常数或固定参数,对另外一个参数进行优化。例如无人机悬停时,敌方目标在动,根据前序测量参数以及无人机现在的位置,只优化无人机的辐射功率即可。而对应的,只需要将本文 2.2.1 小节中的动力优化控制量 Δv_m^t 设置为极小值,便可完成优化。此时并不需要更改算法模型,即可完成对应的优化。

5 仿真验证

5.1 探测效能对比

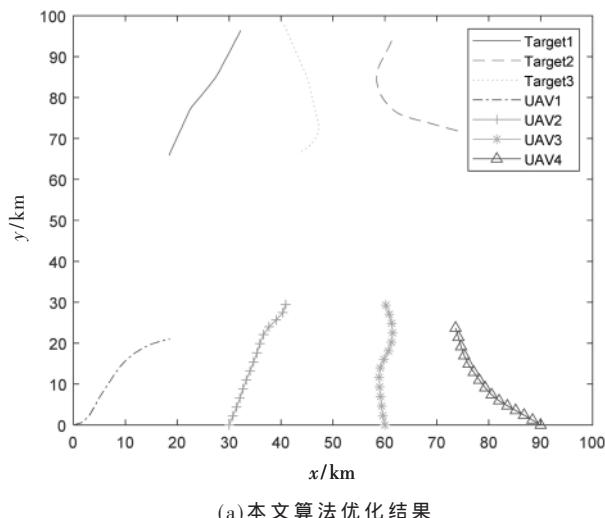
为验证与对比本文构建的算法性能,将本文算法与基于贝叶斯-费舍尔优化算法、后验-费舍尔信息最优、固定构型只优化辐射功率的航迹优化算法进行对比。

设我方为 4 架无人机, 目标为 3 架飞机, 运动采用匀加速、匀速和匀速转弯交互的模式, 得到仿真对比如图 5 所示。

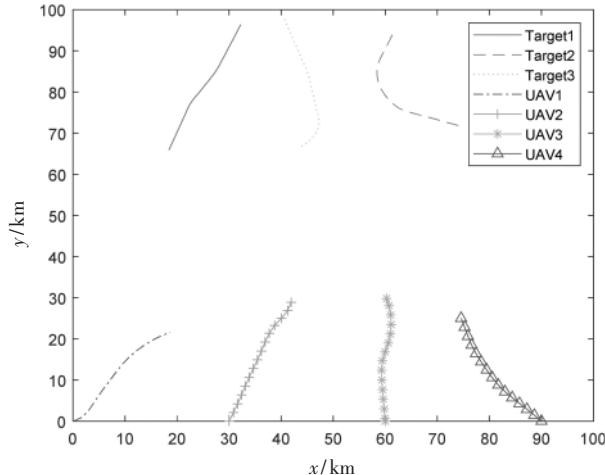
从图 5 可以定性看出, 无论是哪种定位算法我方无人机都在向着目标群飞去, 随着距离的缩短, 能够明显提升对于目标的定位精度, 这也是有益于探测的行为。通过对比图 5(a)~图 5(c)可以看出, 图 5(a)中我方无人机基本上在位置变换上明显优于另外两种方法, 这也是因为本文用信道容量有效量化了探测性能, 同时将其作为优化对象。这样才会出现我方无人机经常调整自身的位置, 轨迹明显变化的趋势, 进而提升对目标的探测效果。

为进一步量化对比四种方法的性能, 本文将上述四种方法分别进行 30 次蒙特卡洛仿真实验, 取每一步结果的平均值, 得到误差均方差(MSE)对比曲线如图 6 所示。

从图 6 可以看出, 从统计结果的平均程度上看, 本



(a) 本文算法优化结果



(b) 贝叶斯-费舍尔优化算法优化结果

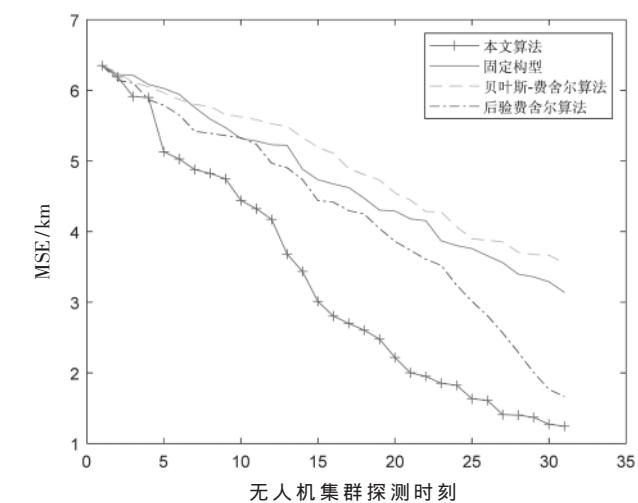
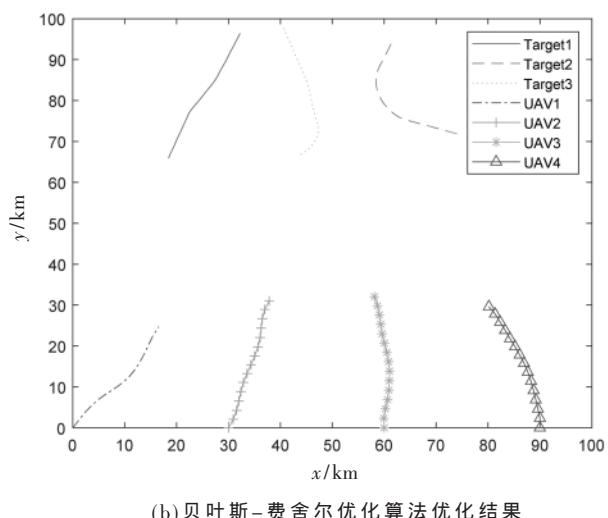
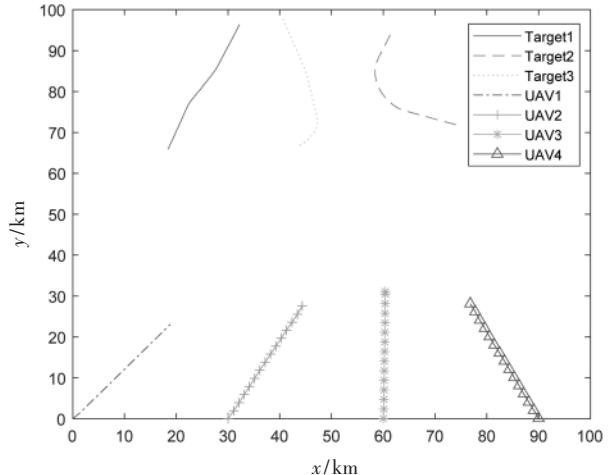


图 6 不同优化算法误差对比图

文算法优于其他算法。这是因为贝叶斯-费舍尔与后验费舍尔这两种方法的性能很大程度上依赖于对目标估



(c) 后验-费舍尔信息最优算法优化结果



(d) 固定构型优化结果

图 5 不同优化算法结果对比图

计的概率分布。而当目标状态短时间内多变时,此类方法的性能受限,这也体现了本文算法对于空中机动目标的探测性能更优。

同时从图6可以看出,只优化功率的算法,其性能并没有和其他算法有明显的差距。这是因为从图5(d)可以看出,只优化功率的算法,无人机笔直地朝向目标群飞去,不断缩短与目标之间的距离,这对于提升对目标的探测能力很有帮助。其次是功率优化,会进一步保证探测的性能。最后是由于无人机集群的规模效应,多发多收的收发分置模式,其探测性能会随着收发端的增多而呈现非线性增长,这也是集群性能涌现的特征,这个优势适用于所有集群探测的方法。这也是集群的一大显著优势。

5.2 优化算法性能对比

为进一步衡量本文改进的ABC算法性能,确保本文改进的RNN组合网络的优势,进行仿真对比,优化流程架构完全一致,只是改变图4中调整优化算法部分,分别利用改进的ABC算法、ABC算法与改进的粒子群(Particle Swarm Optimization,PSO)算法进行30次蒙特卡洛仿真实验,将得到对比结果取均值后进行对比,结果如图7所示。

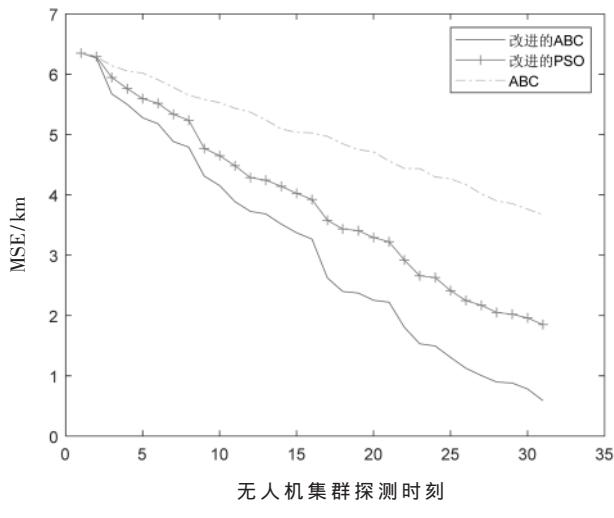


图7 优化算法性能对比图

从图7中可以看出,改进的ABC算法性能明显有所提升,这种优势体现在对ABC算法中的寻优方向优化后,性能大概率上不会弱于随机搜索,而随着优化迭代次数的增多,算法寻优性能,即搜索到全局最优的概率明显要高于单体。同时改进ABC算法性能优于改进的PSO,这也因为本质上,对于较为复杂的问题,ABC算法能够折中算法性能的速度与寻优质量,而相较于侧重于寻优速度的PSO算法,随着寻优问题维度与难度的提升,本文算法具有更好的优势。

6 结论

(1)为提升无人机集群对态势的感知能力,本文将其

转换为提升探测系统收发端之间的信道容量的问题。构建了协同探测模型,并给出了优化求解流程,实现了对探测资源的优化。

(2)本文推导得到了信道容量的量化表征方程,并将其作为目标函数进行优化。同时,结合无人机的动力约束、辐射功率约束与对单目标探测的需求,构建了优化求解过程中的约束条件。将提升探测能力的问题转换为一个标准优化问题,进行求解。

(3)为提升优化效能,本文针对ABC算法的不足,改进了个体在寻优过程中的搜索方向,并利用混沌序列对局部最优进行抑制,进而提升了算法的效能。

(4)本文构建了基于改进ABC算法的无人机集群协同探测资源优化方法,并通过仿真验证与算法对比,凸显了本文算法的性能与优势。该研究对于提升无人机集群作战效能与我方对战场的感知能力具有积极作用。

参考文献

- [1] 国海峰,刘宏强,庄炎龙,等.基于CIDBN的战术活动识别模型及在线精确推理[J].北京航空航天大学学报,2020,46(6):1097-1107.
- [2] 江汉,尹浩,李学军,等.C4ISR体系对抗仿真中的信息优势度量[J].系统工程与电子技术,2006,28(1):88-91.
- [3] 杨卫,赵迪,刘前进.针对运动目标感知的动静态双坐标探测系统[J].红外与激光工程,2014,43(1):279-283.
- [4] ARAFAT M Y, MOH S. Localization and clustering based on swarm intelligence in UAV networks for emergency communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8958-8976.
- [5] YU J, ZHANG R, GAO Y, et al. Modularity-based dynamic clustering for energy efficient UAVs-aided communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(5): 728-731.
- [6] HASSAN A, AHMAD R, AHMED W, et al. UAV and SWIPT assisted disaster aware clustering and association[J]. IEEE Access, 2020(8): 204791-204803.
- [7] 段海滨,邱华鑫,陈琳,等.无人机自主集群技术研究展望[J].科技导报,2018,36(21):90-98.
- [8] 周绍磊,祁亚辉,张雷,等.切换拓扑下无人机集群系统时变编队控制[J].航空学报,2017(4):264-272.
- [9] 侯岳奇,梁晓龙,何吕龙,等.未知环境下无人机集群协同区域搜索算法[J].北京航空航天大学学报,2019,45(2):347-356.
- [10] HE L L, BAI P, LIANG X L, et al. Feedback formation control of UAV swarm with multiple implicit leaders[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 72(7): 327-334.
- [11] JOSHI S, KIM C, THOMAS C M, et al. Digitally adaptive high-fidelity analog array signal processing resilient to capacitive multiplying DAC inter-stage gain error[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2019, 66(11): 4095-4107.

- [12] WANG M, GAO F, JIN S, et al. An overview of enhanced massive MIMO with array signal processing technique[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(5): 886–901.
- [13] SØRENSEN M, DOMANOV I, DE LATHAUWER L. Coupled canonical polyadic decompositions and multiple shift invariance in array processing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 66(14): 3665–3680.
- [14] KHATIB A E, ASSALEH K, MIR H. Space-time adaptive processing using pattern classification[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 63(3): 766–779.
- [15] XU J, ZHU S, LIAO G. Space-time-range adaptive processing for airborne radar systems[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(3): 1602–1610.
- [16] Shi Chenguang, Wang Fei, SELLATHURAI M, et al. Low probability of intercept-based optimal power allocation scheme for an integrated multistatic radar and communication system[J]. *IEEE Systems Journal*, 2019, 14(1): 983–994.
- [17] Shi Chenguang, Ding Lintao, Wang Fei, et al. Low probability of intercept-based collaborative power and bandwidth allocation strategy for multi-target tracking in distributed radar network system[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(12): 6367–6377.
- [18] GODRICH H, PETROPULU A P, POOR H V. Power allocation strategies for target localization in distributed multiple-radar architectures[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(7): 3226–3240.
- [19] Lu Yanxi, Han Chunlin, Liu Zishu, et al. Adaptive JSPA in distributed colocated MIMO radar network for multiple targets tracking[J]. *IET Radar Sonar and Navigation*, 2019, 13(3): 410–419.
- [20] Yan Junkun, Liu Hongwei, Pu Wenqiang, et al. Joint beam selection and power allocation for multiple target tracking in netted colocated MIMO radar system[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(24): 6417–6427.
- [21] Chen Haowen, Ta Shiyi, Sun Bin. Cooperative game approach to power allocation for target tracking in distributed MIMO radar sensor networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(10): 5423–5432.
- [22] SUN B, CHEN H, WEI X, et al. Power allocation for range-only localisation in distributed multiple-input multiple-output radar networks—a cooperative game approach[J]. *IET Radar Sonar and Navigation*, 2014, 8(7): 708–718.
- [23] Yan Junkun, Jiu Bo, Liu Hongwei, et al. Prior knowledge-based simultaneous multibeam power allocation algorithm for cognitive multiple targets tracking in clutter[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(2): 512–527.
- [24] DELIGIANNIS A, PANOUI A, LAMBOTHARAN S, et al. Game-theoretic power allocation and the nash equilibrium analysis for a multistatic MIMO radar network[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(24): 6397–6408.
- [25] DELIGIANNIS A, LAMBOTHARAN S, CHAMBERS J A. Game theoretic analysis for MIMO radars with multiple targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(6): 2760–2774.
- [26] Shi Chenguang, Wang Fei, SELLATHURAI M, et al. Non-cooperative game theoretic power allocation strategy for distributed multiple-radar architecture in a spectrum sharing environment[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 17787–17800.
- [27] Zhang Xinxun, Ma Hui, Wang Jianlai, et al. Game theory design for deceptive jamming suppression in polarization MIMO radar[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 114191–114202.
- [28] Zhang Haowei, Xie Junwei, Shi Junpeng, et al. Sensor scheduling and resource allocation in distributed MIMO radar for joint target tracking and detection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 62387–62400.
- [29] Li Zhengjie, Xie Junwei, Zhang Haowei, et al. Adaptive sensor scheduling and resource allocation in netted colocated MIMO radar system for multi-target tracking[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 109976–109988.
- [30] Yu Yao, Sun Shunqiao, MADAN R N, et al. Power allocation and waveform design for the compressive sensing based MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2): 898–909.
- [31] AJORLOO A, AMINI A, BASTANI M H. A compressive sensing-based colocated MIMO radar power allocation and waveform design[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(22): 9420–9429.

(收稿日期: 2022-05-20)

作者简介:

罗菁(1984-), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 无人机及动力优化。

梁前超(1961-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 动力工程及工程热物理。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所