

**引用格式:** 张哲璇, 龙腾, 徐广通, 等. 重访机制驱动的多无人机协同动目标搜索方法[J]. 航空学报, 2020, 41(5): 3233-14. ZHANG Z X, LONG T, XU G T, et al. Revisit mechanism driven multi-UAV cooperative search planning method for moving targets[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(5): 3233-14 (in Chinese). doi:10.7527/S1000-6893.2019.23314

# 重访机制驱动的多无人机协同动目标搜索方法

张哲璇<sup>1,2</sup>, 龙腾<sup>1,2,\*</sup>, 徐广通<sup>1,2</sup>, 王仰杰<sup>1</sup>

1. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081

2. 北京理工大学 飞行器动力学与控制教育部重点实验室, 北京 100081

**摘要:** 为实现多无人机高效捕获灰色任务区域内的移动目标,考虑传感器探测概率与虚警概率,提出了重访机制驱动的协同搜索规划(RMD-CSP)方法,以降低目标遗漏与误判概率。考虑无人机飞行性能约束,以最大化任务执行效能为目标建立多无人机协同搜索模型。根据目标先验信息初始化环境搜索信息图(包括目标概率分布图、环境不确定度图与环境搜索状态图),利用无人机实时探测信息,基于贝叶斯准则持续更新搜索信息图。定制基于环境不确定度更新的重访机制,通过增加长时间未被重访区域的环境不确定度,引导无人机搜索该区域,降低移动目标的遗漏概率;定制基于目标函数权重更新的重访机制,引导无人机快速重访发现新的疑似目标的区域,对疑似目标进行再次确认,减少由于传感器虚警概率造成的目标误判概率。采用滚动时域规划架构,将搜索规划问题分解为一系列短时域规划问题,提升了求解效率。在典型任务想定下,通过数值仿真试验验证了所提方法的有效性。仿真结果表明,RMD-CSP能够在秒级时间内生成每个时域的搜索航迹,相比于光栅式搜索方法与标准的概率启发式搜索方法,能够引导无人机捕获更多的移动目标,同时减少误判次数,有效提升了多无人机协同搜索的任务效能。

**关键词:** 协同搜索规划; 移动目标; 搜索信息图; 重访机制; 探测概率; 虚警概率

中图分类号: V19 文献标识码: A 文章编号: 1000-6893(2020)05-3233-13

多无人机协同能够遂行军事和民事领域多项任务,包括区域侦察、搜索救援、地形勘察等,相比于单机具有更高的任务执行效率与容错性<sup>[1]</sup>,已成为无人机发展的必然趋势。多无人机协同搜索是利用无人机携带传感器侦察任务区域,并使用通信网络共享探测信息,实现对目标的捕获。协同搜索规划是引导多无人机高效执行目标捕获任务的关键技术之一,已经得到了广泛的研究<sup>[2]</sup>。为保证协同搜索效能,便于无人机认知当前环境信息并根据探测信息合理规划搜索路径,需要进行合理的搜索环境建模并设计高效的协同搜索规划方法。

在搜索环境建模方面,主要通过概率图模型

描述环境信息。概率图模型是一种用图形模式描述基于概率相关模型的总称<sup>[3]</sup>,概率图模型利用图论的思想建立问题模型,利用概率论的思想更新模型,能够有效描述不确定环境信息,并反映任务环境态势变化<sup>[4]</sup>。概率图模型包括贝叶斯网络<sup>[5]</sup>、马尔科夫模型<sup>[6]</sup>、谱系图<sup>[7]</sup>等。相比于其他模型,基于贝叶斯网络的概率图模型能够更加清晰地描述数据间的关系,充分结合先验信息与样本信息反映全局模型信息,因此本文使用贝叶斯网络建立不确定环境模型。

多无人机协同搜索规划方法主要包括光栅式搜索<sup>[8]</sup>、区域分割搜索方法<sup>[9-10]</sup>、搜索决策方法<sup>[11]</sup>等。其中,光栅式搜索与区域分割搜索等遍历式

收稿日期: 2019-07-25; 退修日期: 2019-08-23; 录用日期: 2019-11-03; 网络出版时间: 2019-11-15 10:22

网络出版地址: http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20200515.html

基金项目: 国家自然科学基金(51675047)

\* 通信作者: E-mail: tenglong@bit.edu.cn

搜索方法具有简单、区域覆盖率高等优点,但难以高效求解灰色区域协同搜索问题<sup>[12]</sup>。基于搜索信息图的搜索决策方法因其能够考虑目标先验信息,重点搜索目标存在可能性大的区域,在灰色区域协同高效搜索问题方面得到了广泛研究与应用。文献[13]提出一种基于分布式模型预测控制(DMPC)的多无人机搜索规划方法,在环境搜索信息图的基础上,将集中式多无人机优化决策问题转化为小规模分布式优化问题,提高了多无人机协同搜索效率。文献[14-15]提出了一种基于分布式蚁群优化的协同搜索规划方法,通过信息素图描述环境信息,基于滚动时域求解架构提高多无人机搜索航迹求解效率,同时考虑无人机飞行范围约束与环境障碍,设计状态转移准则,引导无人机安全高效执行搜索打击任务。田菁等<sup>[16]</sup>提出一种模型预测控制(MPC)与遗传算法(GA)结合的多无人机协同搜索算法,建立环境搜索信息图,使用贝叶斯准则更新环境信息,并将航迹收益作为优化目标,基于滚动求解架构高效获取多无人机协同搜索航迹。刘重等<sup>[17]</sup>提出一种带信息素回访机制的多无人机分布式协同目标搜索方法。通过建立环境信息素地图描述环境信息,并利用信息素“释放-传播-挥发”的特性,设计基于信息素的网格回访机制,引导无人机回访重点区域,提高了无人机协同搜索效率。上述工作主要围绕静态目标协同搜索问题展开研究,难以处理考虑移动目标的协同搜索规划问题。

针对移动目标协同搜索规划问题,Sun 和 Liu<sup>[18]</sup>提出一种基于扩散加权不确定模型的移动目标协同搜索方法,通过为各无人机分配搜索区域,协调各无人机之间的搜索航迹,使用基于滚动时域规划的电势场算法高效求解各无人机搜索航迹。但是,该方法仅能够搜索单一移动目标。文献[19]提出针对动态目标的协同搜索方法,使用马尔科夫链表征目标隐潜运动,并预测目标位置,在分布式模型预测控制的基础上使用贪婪迭代算法求解无人机协同搜索航迹。该方法通过预测目标位置,提高无人机对移动目标的捕获能力,但是难以求解目标初始位置分布未知的灰色区域协同搜索问题,而且未考虑传感器虚警导致的目标误判问题。

本文针对执行任务时间受限的灰色区域移动

目标协同搜索问题,考虑传感器探测概率与虚警概率,提出一种重访机制驱动的多无人机协同搜索规划(Revisit Mechanism Driven Cooperative Search Planning, RMD-CSP)方法。以无人机飞行性能为约束,以协同搜索效能为目标函数建立多无人机协同搜索模型。构建任务区域搜索信息图,描述搜索环境信息,并使用贝叶斯准则更新搜索信息图。为减少由于传感器探测概率与虚警概率造成的目标遗漏与误判,定制重访机制,在搜索过程中引导无人机侧重搜索长时间未重访与发现新的疑似目标的重点区域。在此基础上,使用滚动时域规划方法高效求解各无人机搜索航迹。最后通过数值仿真对所提方法的有效性进行验证。

## 1 问题描述

针对灰色任务区域内存在的多个移动目标(指挥车、发射车、雷达车等),通过卫星侦察、雷达探测等情报侦察手段获取部分敌方战场信息作为初始先验信息。由于先验信息可能存在一定误差,同时目标的移动导致任务区域先验信息的可信度进一步降低,因此指派多架无人机进入任务区域,利用携带传感器(红外、可见光设备)进行侦察,获取任务区域的目标信息。

图1为多无人机协同搜索典型任务想定。任务区域中存在若干雷达车、导弹发射车等移动目标,指派4架无人机执行目标搜索任务,重点探测目标存在概率高的区域。由于传感器存在一定的虚警概率,无人机在首次发现疑似目标后,需要再

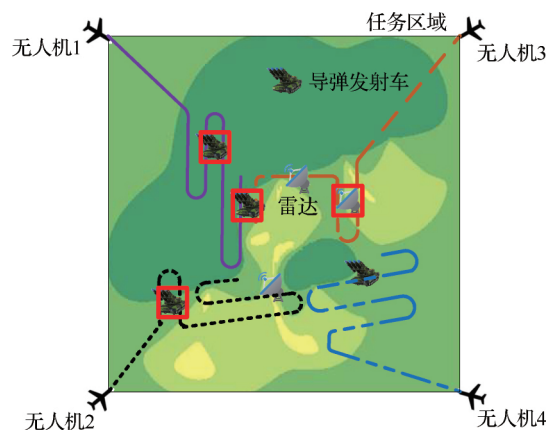


图1 多无人机协同搜索任务示意图

Fig. 1 Multi-UAV cooperative search mission

次访问该位置,对疑似目标进行再次确认,图中“□”表示无人机捕获的目标。

### 1.1 无人机运动模型

本文将无人机当作空间中的质点,仅考虑无人机的平动运动。将矩形任务区域划分为  $L_x \times W_y$  个离散网格  $C$ ,将每个网格标记为  $C_{xy}$  ( $x=1, 2, \dots, L_x; y=1, 2, \dots, W_y$ ),将无人机的运动范围离散化处理<sup>[20]</sup>,假设无人机每次移动步长为一个网格,无人机移动步长大于无人机最小航迹段约束,  $\theta$  为无人机最大转弯角。通过限制航迹的最大转弯角与最小航迹段长度来满足无人机法向过载约束,从而保证规划航迹的可飞性。无人机在每个时刻有 8 种可能的运动方向,如图 2 所示。

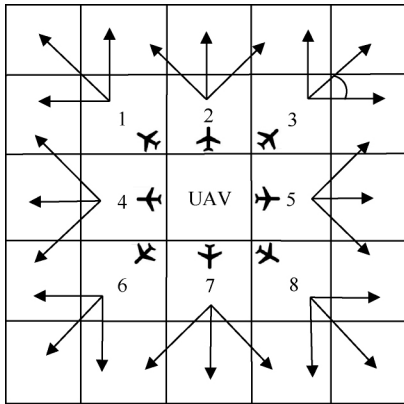


图 2 无人机运动方向离散化示意图

Fig. 2 Diagram of UAV flight direction discretization

### 1.2 传感器模型

无人机在搜索过程中,根据传感器探测信息不断更新目标存在概率。由于传感器测量的不确定性与环境遮挡等因素,可能出现目标遗漏或误判的情况。假设无人机传感器探测概率为  $P_D \in [0, 1]$ ,表示目标存在的情况下,传感器探测到目标的概率;虚警概率为  $P_F \in [0, 1]$ ,表示目标不存在的情况下,传感器探测到目标的概率。

### 1.3 协同搜索规划模型

考虑无人机飞行性能约束与无人机机间避碰约束,以最大化任务执行效能为性能指标,建立多无人机协同搜索问题模型如下:

$$\begin{aligned} \max \sum_{t=0}^T J_i(t) &= w_1 J_S + w_2 J_E + w_3 J_D + w_4 J_C \\ \text{s. t. } t &\in [0, T]; i = 1, 2, \dots, N_U \end{aligned} \quad (1)$$

$$U_i(t) \cap U_j(t) = \emptyset \quad \forall j = 1, 2, \dots, N_U; j \neq i \quad (2)$$

$$U_i(t) \in F \quad (3)$$

式中:  $T$  为搜索任务总时长;式(2)表示机间避碰约束,本文使用人工势场法实现机间避碰(详见 3.4 节);  $U_i$  表示第  $i$  架无人机的搜索航迹;  $N_U$  为无人机数量。式(3)表示无人机飞行性能约束,其中  $F$  为飞行性能约束集合,包括最大转弯角与最小航迹段长度约束。式(1)为目标函数,其中  $J_i$  为无人机  $i$  协同搜索任务效能,包括:目标搜索收益  $J_S$ 、环境搜索效益  $J_E$ 、期望探测收益  $J_D$  与协同收益  $J_C$ ;  $w_l \in [0, 1]$  表示各子目标的权重系数,且  $\sum_{l=1}^4 w_l = 1, l = 1, 2, \dots, 4$ ,反映了对不同指标的偏好程度,在具体应用过程中需要根据任务要求或工程经验选择合适的取值,或者采用物理规划<sup>[21]</sup>等方法权衡各指标,具体描述如下。

#### 1) 目标搜索收益 $J_S$

目标搜索收益表示无人机搜索过程中捕获目标的可能性,即无人机搜索过程中能够探测到的目标存在概率之和,即

$$\max J_S(t) = \sum_{i=1}^{N_U} \sum_{(x,y) \in R_i^n} (1 - \zeta(x,y,t)) p(x,y,t) \quad (4)$$

式中:  $R_i^n$  为无人机  $i$  在执行当前规划航迹的时域内所探测的区域,如图 3 灰色阴影所示;  $p(x,y,t)$  为  $t$  时刻网格  $C_{xy}$  处的目标存在概率(详见 2.1 节);  $\zeta$  为无人机认为网格中是否存在目标,具体定义为

$$\zeta(x,y,t) = \begin{cases} 1 & p(x,y,t) \geq \delta_p \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中:  $\zeta(x,y,t) = 1$  表示网格  $C_{xy}$  处存在目标,  $\zeta(x,y,t) = 0$  表示网格  $C_{xy}$  处不存在目标;  $\delta_p$  为目标存在阈值。

#### 2) 环境搜索效益 $J_E$

环境搜索收益  $J_E$  表示无人机搜索过程中,环境不确定度的减少量,如式(6)所示。该子目标通过增加无人机对不确定度较高区域的搜索力

度,降低搜索过程中遗漏目标的情况。

$$\max J_E(t) = \sum_{i=1}^{N_U} \sum_{(x,y) \in R_i^n} [\chi(x,y,t) - \chi(x,y,t+1)] \quad (6)$$

式中:  $\chi(x,y,t)$  为  $t$  时刻网格  $C_{xy}$  处的环境不确定度(详见 2.2 节)。

### 3) 期望探测收益 $J_D$

为了尽可能引导无人机探测不确定度与目标存在概率较大的区域,设置期望探测收益,使无人机在执行后续任务时能够保证较大的探测收益,子目标  $J_D$  的描述为

$$\max J_D(t) = \sum_{i=1}^{N_U} \sum_{(x,y) \in S_i^n} \chi(x,y,t) p(x,y,t) \quad (7)$$

式中:  $S_i^n$  为无人机  $i$  的期望探测区域,是以当前规划终点与期望探测收益最大点为相对顶点构成的矩形探测区域,如图 3 网格阴影所示。

### 4) 协同收益 $J_C$

为提高多无人机协同搜索效率,减少各无人机航迹的重合,将协同收益定义为无人机环境搜索状态  $o(x,y,t)$  的函数(详见 2.3 节),具体描述为

$$\max J_C = \sum_{i=1}^{N_U} \sum_{(x,y) \in R_i^n} (1 - o(x,y,t)) \quad (8)$$

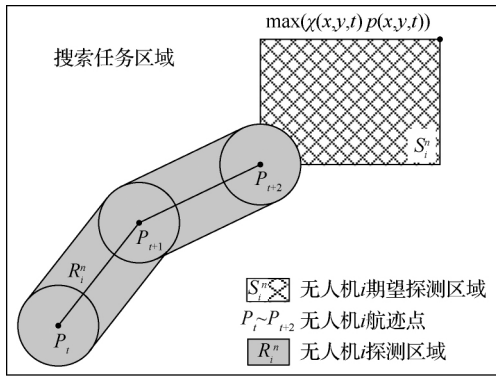


图 3 无人机搜索区域示意图

Fig. 3 UAV search region

## 2 搜索信息图构建及更新

本文采用搜索信息图<sup>[22]</sup>(目标概率分布图、环境不确定度图、环境搜索状态图)描述任务区域环境信息与搜索状态,引导无人机高效执行协同

搜索任务。在搜索信息图中,将矩形任务区域离散化,每个离散网格  $C_{xy}$  中存储一定的数据,其中目标存在概率信息  $p(x,y,t)$  构成目标概率分布图;环境不确定度信息  $\chi(x,y,t)$  构成环境不确定度图;环境搜索状态信息  $o(x,y,t)$  构成环境搜索状态图。

### 2.1 目标概率分布图

目标概率分布图  $p(x,y,t) \in [0,1]$  表示网格  $C_{xy}$  处目标存在的概率,  $p(x,y,t) = 0$  表示网格  $C_{xy}$  处不存在目标,  $p(x,y,t) = 1$  表示网格  $C_{xy}$  处存在目标。假设任务区域内存在  $N$  个目标,目标可能位置为  $[x_{ta}^n, y_{ta}^n]^T$ ,  $n = 1, 2, \dots, N$ , 采用峰值高斯分布函数初始化目标存在概率,其中目标可能出现的位置为高斯分布峰值中心,则初始时刻目标概率分布为<sup>[23]</sup>

$$p(x,y,0) = \sum_{n=1}^N c_n \cdot \exp \left[ -\frac{(x - x_{ta}^n)^2 + (y - y_{ta}^n)^2}{v_n^2} \right] \quad (9)$$

式中:  $v_n$  为目标概率峰值宽度;  $c_n$  为目标存在概率峰值。

无人机在执行搜索任务过程中,根据自身传感器的探测信息动态更新任务区域目标存在概率  $p(x,y,t)$ 。考虑传感器探测概率与虚警概率,使用贝叶斯准则更新目标存在概率,具体描述如下<sup>[23]</sup>:

1) 当  $b(x,y,t) = 1$  时

$$p(x,y,t) - p(x,y,t-1) = \frac{(P_D - P_F)(1 - p(x,y,t-1))p(x,y,t-1)}{P_D p(x,y,t-1) + P_F(1 - p(x,y,t-1))} \quad (10)$$

2) 当  $b(x,y,t) = 0$  时

$$p(x,y,t) - p(x,y,t-1) = \frac{(P_D - P_F)(1 - p(x,y,t-1))p(x,y,t-1)}{(1 - P_D)p(x,y,t-1) + (1 - P_F)(1 - p(x,y,t-1))} \quad (11)$$

式中:  $b \in \{0,1\}$  为传感器探测信息,  $b=1$  表示传感器探测到目标,  $b=0$  表示传感器未探测到目标。

### 2.2 环境不确定度图

环境不确定度图  $\chi(x,y,t) \in [0,1]$  表示无人机对网格  $C_{xy}$  中态势信息的掌握情况,其中



$\chi(x, y, t) = 0$  表示无人机对该网格所包含的态势信息完全不确定,  $\chi(x, y, t) = 1$  表示无人机信任该网格所包含的信息。环境初始不确定度可视为网格目标存在概率的信息熵<sup>[24]</sup>, 即

$$\chi(x, y, t) = H(p(x, y, t)) = -p(x, y, t) \log_2 p(x, y, t) - (1 - p(x, y, t)) \cdot \log_2 (1 - p(x, y, t)) \quad (12)$$

随着无人机对任务环境的搜索, 网格被探测次数不断增加, 环境不确定度不断减小, 具体更新方式为

$$\chi(x, y, t) = \eta^m \chi(x, y, t-1) \quad (13)$$

式中:  $\eta \in [0, 1]$  为环境不确定度衰减因子<sup>[25]</sup>;  $m$  为同时搜索当前网格的无人机数量。

### 2.3 环境搜索状态图

环境搜索状态图  $o(x, y, t) \in \{0, 1\}$  表征  $t$  时刻网格  $C_{xy}$  是否被无人机搜索。  $o(x, y, t) = 0$  表示网格  $C_{xy}$  未被无人机搜索,  $o(x, y, t) = 1$  表示已有无人机搜索网格  $C_{xy}$ 。无人机搜索过程中, 根据无人机对各网格的探测情况更新环境搜索状态图。

## 3 重访机制驱动的协同搜索规划方法

本节提出重访机制驱动的协同搜索规划(RMD-CSP)方法, 定制基于环境不确定度图更新的重访机制与基于目标权重系数更新的重访机制, 通过滚动规划, 高效获取协同搜索航迹。

### 3.1 滚动规划架构

为提高多无人机协同搜索规划问题求解效率, 基于滚动时域控制思想<sup>[26]</sup>, 将大规模搜索规划问题转化为一系列短时域规划问题, 建立多无人机协同搜索滚动规划模型, 如式(14)所示。在每个决策时刻  $t_p$ , 使用贪婪算法<sup>[27]</sup> 求解规划时域  $[t_p, t_p + T_p]$  内的最优搜索航迹,  $p = 1, 2, \dots, M$ 。无人机按照执行时域内航迹不断探测目标, 并根据传感器探测结果更新环境信息, 以引导无人机快速捕获移动目标。

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{t=t_p}^{t_p+T_p} J(t) = w_1 J_T + w_2 J_E + w_3 J_D + w_4 J_C \\ \text{s. t.} \quad & t \in [t_p, t_p + T_p], i = 1, 2, \dots, N_U \\ & \text{Eqs. (2) and (3)} \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $t_p$  为滚动规划时刻;  $T_p$  为规划时域长度。

滚动规划过程如图4所示, 假设当前时刻为  $t_p$ , 无人机规划时域  $[t_p, t_p + T_p]$  内最优搜索航迹, 并在执行时域  $[t_p, t_p + T_e]$  内沿规划航迹执行搜索任务。当到达下一滚动规划时刻  $t_{p+1}$  时, 重复上述步骤。

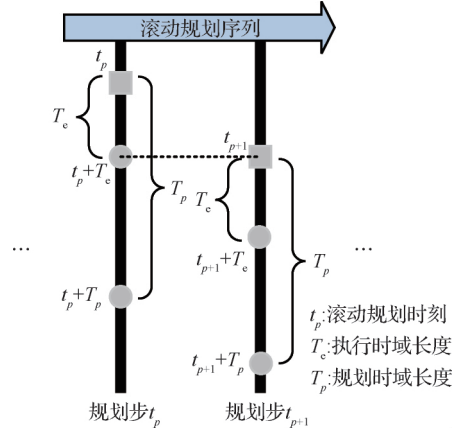


图4 滚动规划过程示意图

Fig. 4 Diagram of receding planning procedure

### 3.2 RMD-CSP 流程

重访机制驱动的多无人机协同搜索规划方法伪代码如表1所示, 具体步骤描述如下。

**步骤1 初始化。** 设置环境先验信息, 无人机性能参数  $F$ 、初始位置, 传感器性能参数  $P_D$ 、 $P_F$ 。设置算法参数, 包括滚动规划时域长度  $T_p$  与执行时域长度  $T_e$ , 目标发现阈值  $\delta_p$ , 目标存在信息  $\zeta(x, y, t)$  与各子目标权重系数  $w_1, w_2, w_3, w_4$ 。根据环境先验信息, 利用式(9)和式(12), 分别初始化目标概率分布图、环境不确定度图与环境搜索状态图。

**步骤2 判断是否达到最大迭代步骤**  $t_p < t_{plimit}$ , 若是, 结束任务; 否则, 转步骤3。

**步骤3 根据搜索概率图信息, 规划  $T_p$  时域内无人机搜索航迹。**

**步骤4 根据式(1)所示的目标函数计算可行航迹收益, 使用贪婪算法确定各无人机的最优搜索航迹。**

**步骤5 各无人机在执行步长  $T_e$  内沿步骤4中规划航迹飞行, 并使用自身携带传感器探测目标。**

步骤 6 若无人机携带的传感器未探测到目标,按照更新准则式(13)减小目标存在概率与环境不确定度;若探测到目标,增大目标存在概率并减小环境不确定度,同时根据基于目标权重更新的重访机制更新各子目标权重系数(详见 3.3 节),引导无人机重访发现疑似目标的区域。

步骤 7 根据基于环境不确定度图更新的重访机制(详见 3.3 节),提高当前网格处的环境不确定度,引导无人机对长时间未被重访区域进行重搜索。

步骤 8 根据式(5)的目标存在准则判断是否发现目标,若确定任务区域存在目标,输出目标位置信息,转步骤 2;否则,直接转步骤 2,继续执行搜索任务。

表 1 RMD-CSP 伪代码

Table 1 Pseudocode of RMD-CSP

主程序
1. 初始化: $F, P_D, P_F, T_p, T_e, \delta p, \zeta(x, y, t), w_1, w_2, w_3, w_4$ 与搜索概率图
2. while $t_p < t_{plimit}$
3. 规划每架无人机的可行航迹;
4. for $i=1: N_U$
5. 根据式(1)计算 $J(i)$ ;
6. end
7. 使用贪婪策略确定最优搜索航迹;
8. 根据传感器获取搜索信息;
9. if $b(x, y, t)=1$
10. 根据式(10)和式(11)与更新环境搜索图;
11. $w_1=1, w_2=w_3=w_4=0$ ;
12. if $b(x, y, t)=0$
13. 根据(10)和式(11)更新环境搜索图;
14. end
15. if $(t-t_0) > T_0$
16. $\chi(x, y, t) = \tau\chi(x, y, t-1)$
17. end
18. if $p(x, y, t) \geq \delta p$
19. 输出目标位置 $(x, y)$ ;
20. end if
21. end

### 3.3 重访机制

为减少无人机遗漏以及误判目标的情况,本节提出 2 种重访机制,基于环境不确定度图更新的重访机制和基于目标权重系数更新的重访机制,具体如下所述。

#### 1) 基于环境不确定度图更新的重访机制

由于目标在任务环境中不断运动,目标仍有出现在已探测区域的可能性,因此通过增加长时

间未被探测区域的环境不确定度,引导无人机对该区域进行及时的重访。假设  $t_0$  为网格  $C_{xy}$  上次被访问时刻,  $T_0$  为重访时限,  $t$  为当前访问时刻。重访机制触发条件 I 定义为:某区域未被探测的时间长度大于设定的重访时限,即  $(t-t_0) > T_0$ ,触发基于环境不确定度图更新的重访机制。通过提高该区域在  $t$  时刻的环境不确定度,增加无人机进行重搜索的概率,从而引导无人机重访该区域,更新方法为

$$\chi(x, y, t) = \tau\chi(x, y, t-1) \quad \tau > 1 \quad (15)$$

式中:  $\tau$  为环境不确定度增强因子,具体取值详见 4.3 节。终止条件 I 定义为:当前规划步结束时,该重访机制终止。在后续搜索规划过程中,环境不确定度图更新方式如式(13)所示(详见 2.2 节)。通过基于环境不确定度图更新的重访机制,减少无人机遗漏目标情况,提升无人机捕获移动目标的能力。

#### 2) 基于目标权重更新的重访机制

考虑传感器存在探测概率与虚警概率,易出现目标遗漏或误判的问题,定制基于目标权重更新的重访机制,通过增大一定时间内的目标搜索收益这一子目标的权重,引导发现目标的无人机或附近无人机快速重访发现新疑似目标的区域,对疑似目标进行再次确认,防止目标逃离探测范围,同时不影响后续无人机协同搜索效能。重访机制触发条件 II 的定义为:无人机首次发现新的疑似目标。具体更新方法为

$$J_{t_p} = w_1 J_S + w_2 J_E + w_3 J_D + w_4 J_C$$

$$\begin{cases} w_1, w_2, w_3, w_4 \in (0, 1) & t_p \in [t_p, t_{p+k}] \\ w_1 = 1, w_2 = w_3 = w_4 = 0 & t_p \notin [t_p, t_{p+k}] \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $t_p$  为无人机首次发现新目标的时刻;  $k$  为无人机重访发现疑似目标区域需要的最大规划步数。终止条件 II 的定义为:当达到规划时刻  $t_{p+k}$  时,该重访机制终止,即无人机完成对存在疑似目标区域的重访,目标函数权重系数重置为初值。通过快速引导无人机重访发现疑似目标区域,并对疑似目标进行再次确认,减小因传感器虚警造成的目标误判的情况,减小因探测间隔较长造成的移动目标遗漏的情况,提高无人机对移动目标的捕获能力。

### 3.4 机间避碰方法

多无人机在执行搜索任务的过程中需要考虑机间避碰问题,本文使用人工势场法<sup>[28]</sup>实现机间避碰<sup>[29]</sup>。人工势场法将其他无人机视为软威胁,将其他无人机 $j$ 对当前正在规划的无人机 $i$ 施加的综合抗力以势函数 $F_i(t)$ 的形式表示,则 $t$ 时刻全部其他无人机 $j$ 作用到当前无人机 $i$ 上的综合抗力为

$$F_i(t) = \sum_{j \neq i} F_{ij}(t) \quad (17)$$

式中: $F_{ij}(t)$ 为 $t$ 时刻无人机 $j$ 对无人机 $i$ 的抗力。

$F_{ij}(t)$ 受无人机位置关系影响,具体表达为

$$F_{ij}(t) = \begin{cases} k_1 e^{-\mu R_{ij}} R_{ij} & R_{ij} \leq R_{\max}; \beta_i \leq \beta_{\max}; |\phi_{ij}| \leq \phi_{\max} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $R_{\max}$ 、 $\beta_{\max}$ 、 $\phi_{\max}$ 分别为无人机 $j$ 与无人机 $i$ 之间产生抗力作用的最大允许距离、最大允许角度与最大允许方位角之差; $R_{ij}$ 为无人机 $j$ 与无人机 $i$ 之间的最短距离; $R_{ij}$ 为对应的单位向量; $\beta_i$ 表示当前无人机 $i$ 的转弯角; $\phi_{ij}$ 为无人机 $i$ 与无人机 $j$ 之间方位角度差;参数 $k_1$ 为无人机间距为0时的抗力大小,参数 $\mu > 0$ 为抗力随无人机间距增大而减小的速率。将势函数 $F_i(t)$ 叠加到目标函数中,以最大化任务效能与最小化无人机避碰势函数为目标函数,更新1.3节中多无人机协同搜索问题模型。考虑机间避碰的协同搜索规划问题目标函数为

$$\begin{cases} \max (1-W) \cdot \sum_{t=0}^T J_i(t) + W \cdot 1 / \left\| \sum_{t=0}^T F_i(t) \right\| \\ \text{s. t. } t \in [0, T]; i = 1, 2, \dots, N_U \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\sum_{t=0}^T J_i(t)$ 为搜索任务目标函数; $\sum_{t=0}^T F_i(t)$ 为无人机间势函数; $W$ 为势函数权重系数。为确保各无人机安全执行既定搜索任务,在整个搜索规划过程中保持较大的势函数权重 $W$ 取值。

## 4 仿真对比分析

本节面向典型的灰色区域协同搜索想定,开

展数值仿真研究,对比分析 RMD-CSP、光栅式搜索方法<sup>[30]</sup>与标准概率启发式搜索方法<sup>[12]</sup>,验证所提方法的有效性。仿真硬件环境为 Inter Core i7-6700 3.4 GHz PC 机,编程环境为 MATLAB 2017b。

### 4.1 想定设置与方法参数设置

灰色任务区域大小为  $60 \text{ km} \times 60 \text{ km}$  的矩形,将任务区域均匀划分为  $60 \times 60$  的正方形网格,单元网格大小为  $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ ,假设同一时刻每个单元网格中至多存在一个移动目标(Moving Target, MT)。根据预先任务情报信息可知任务区域内存在若干移动目标,指派4架无人机执行搜索任务。目标初始位置分布在  $x \in [10, 45] \text{ km}$ ,  $y \in [10, 45] \text{ km}$  范围内,目标存在阈值设置为  $\delta_p = 0.85$ 。无人机初始位置、初始速度方向与性能约束如表2所示,传感器性能参数如表3<sup>[31]</sup>所示,人工势场法参数与 RMD-CSP 方法参数设置分别如表4和表5所示。

根据目标先验信息确定目标概率初始化分布参数如表6所示,初始目标概率分布与环境不确定度初始分布如图5和图6所示。设定总仿真时

表2 无人机初始状态信息与性能约束

Table 2 Initial state information and performance constraints of UAVs

无人机序号	初始坐标/km	初始方向/(°)	固定飞行速度/(m·s <sup>-1</sup> )	最大转弯角/(°)
1	(1, 30)	0	50	45
2	(30, 60)	-90		
3	(60, 30)	-180		
4	(30, 1)	90		

表3 传感器性能参数<sup>[31]</sup>

Table 3 Parameters of sensor performance<sup>[31]</sup>

参数	$P_D$	$P_F$	探测范围/km
取值	0.9	0.01	$1 \times 1$

表4 人工势场法参数

Table 4 Parameters of artificial potential field

参数	$R_{\max}/\text{km}$	$\beta_{\max}/(^{\circ})$	$\phi_{\max}/(^{\circ})$
取值	3	45	100

间为 7 000 s,将仿真时间离散为 700 个规划步,规划时间间隔为 10 s。

表 5 RMD-CSP 算法参数  
Table 5 Parameters of RMD-CSP

参数	$\omega_1$	$\omega_2$	$\omega_3$	$\omega_4$	$W$	$\eta$	$\tau$
取值	0.3	0.3	0.2	0.2	0.7	0.3	1.14

表 6 目标存在概率初始化参数  
Table 6 Initial parameters of target probability

中心序号	坐标/km	概率峰值宽度/km	概率峰值
1	(20, 20)	45	0.015
2	(30, 40)	40	0.01
3	(40, 25)	35	0.02
4	(25, 30)	40	0.015

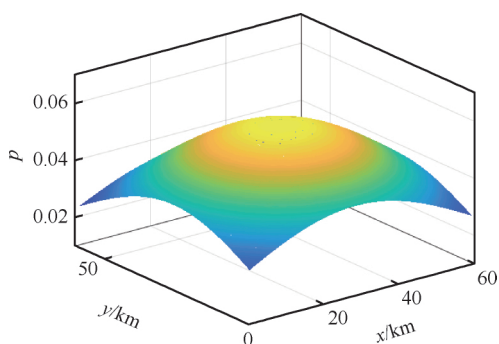


图 5 目标初始概率分布

Fig. 5 Initial probability distribution of targets

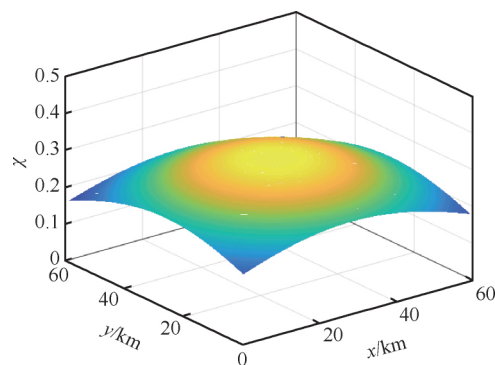


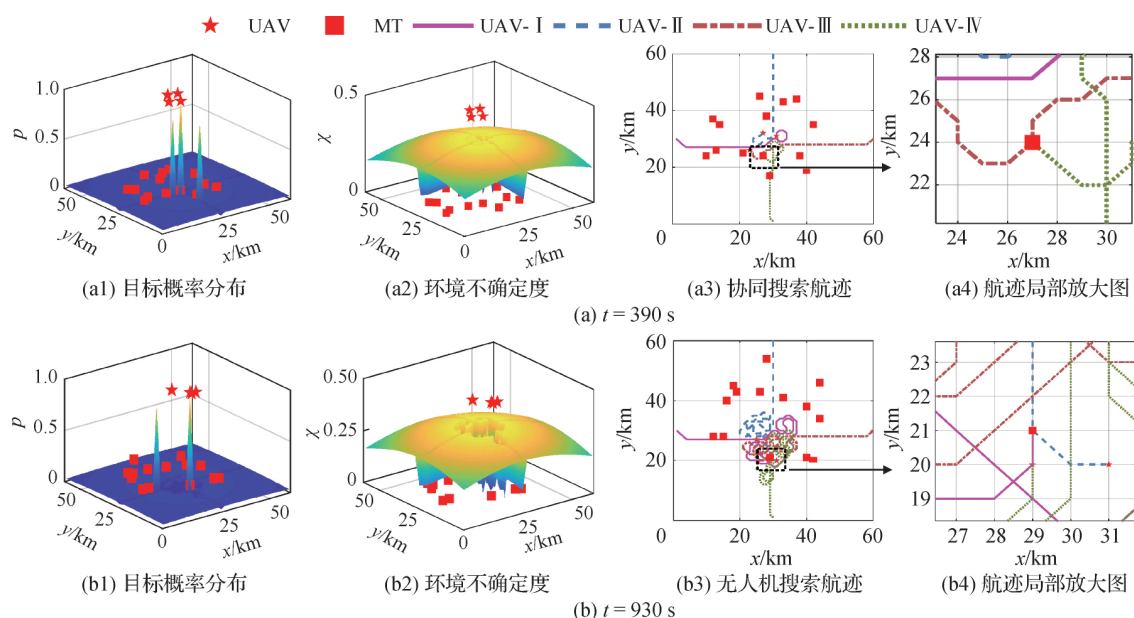
图 6 环境不确定度初始分布

Fig. 6 Initial distribution of environment uncertainty

## 4.2 协同搜索规划结果

针对灰色区域协同搜索任务,RMD-CSP 规划结果如图 7 所示。图 7(a)为  $t = 390$  s 时刻的协同搜索航迹规划结果。

由图 7(a1)可知,位于(27, 24) km 网格内的目标存在概率超过阈值,认为无人机在此捕获目标;由图 7(a2)可知,经过无人机搜索,已搜索区域环境不确定度与初始时刻相比降低;由图 7(a3)可知,规划的航迹能够引导无人机对目标存在概率较大与环境不确定度较低的区域进行搜索;由图 7(a4)可知,UAV-III首次发现位于(27, 24) km 的移动目标,算法通过更新规划时域内的目标权重,引导 UAV-IV 重访疑似目标区域,通过再次访问确定目标真伪。图 7(b)与图 7(c)分别为仿真





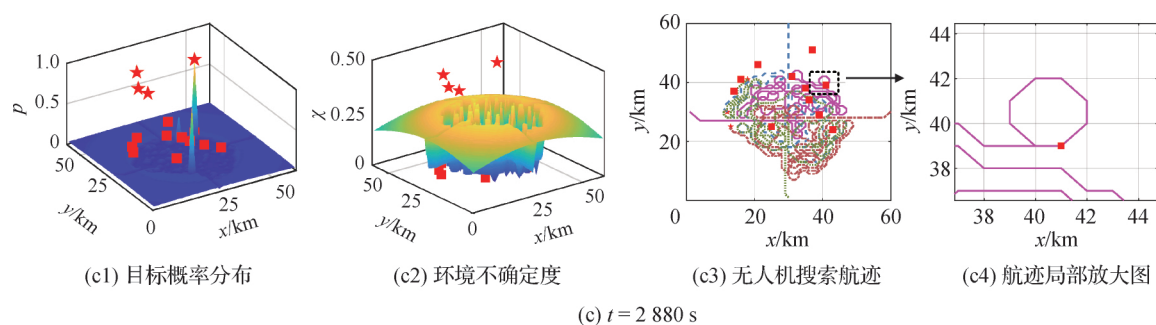


图7 搜索规划结果

Fig. 7 Search planning results

时刻  $t=930\text{ s}$  与  $t=2\,880\text{ s}$  的协同搜索规划结果。由图 7(b4) 可知, 在 UAV-II 发现新疑似目标后, 本方法能够快速引导 UAV-I 重访该区域, 对疑似目标进行再次确认。从图 7(c4) 可以看出, 通过 UAV-II 自身快速重访疑似目标区域, 确认存在目标。仿真结果表明 RMD-CSP 能够有效引导多架无人机协同搜索并捕获灰色区域中的移动目标。滚动规划过程中, 单步规划耗时最大值为  $0.068\text{ s}$ , 平均值为  $0.036\text{ s}$ , 中位数为  $0.034\text{ s}$ 。仿真结果表明, 在每一滚动规划时域, RMD-CSP 均能在  $0.1\text{ s}$  内输出搜索航迹, 能够满足协同搜索任务的实时性需求。

#### 4.3 增强因子 $\tau$ 对搜索效能的影响

为了分析重访机制中增强因子  $\tau$  对搜索效能的影响, 以  $0.02$  为间隔等步长选取不同的增强因子值, 范围设置为  $[1.1, 1.4]$ 。针对每一增强因子值, 分别进行 100 次蒙特卡罗仿真, 仿真设置同 4.1 节。增强因子不同取值条件下, RMD-CSP 引导无人机捕获目标数量如图 8 所示。

由仿真结果可知, 增强因子取值在  $1.1 \sim 1.22$  之间时, 无人机捕获目标数量没有明显的变化。然而, 当增强因子取值超过  $1.22$  之后, 随着增强因子数值的增大, 无人机捕获目标数量逐渐减小。根据式(15)可知, 增强因子取值过大, 会导致长时间未被探测区域的环境不确定度增长较多。环境不确定度较大的变化会影响式(1)中子函数  $J_E$  与  $J_F$ , 导致各子目标函数权重失衡, 在后续规划过程中忽略对目标存在概率较大区域的搜索, 制约了无人机对移动目标

的捕获能力。因此, 增强因子取值应不大于  $1.22$ , 以保证无人机协同搜索效能。

在增强因子取值不同情况下, 每一滚动规划步规划耗时统计如图 9 所示, 由仿真结果可知, 单步规划耗时的中位数均小于  $0.05\text{ s}$ , 单步规划最大耗时不足  $0.1\text{ s}$ , 能够满足协同搜索规划的实时性要求。

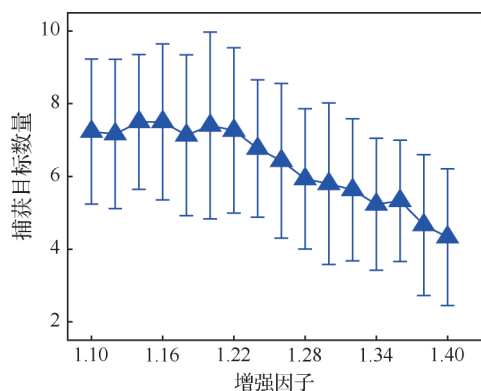


图8 捕获目标数量随增强因子变化图

Fig. 8 Number variations of captured targets with different enhancement factors

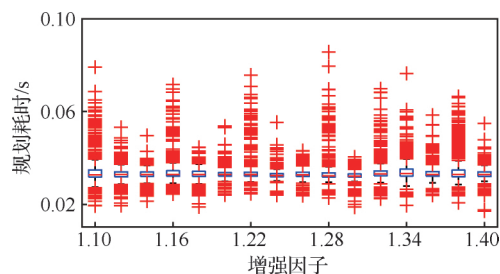


图9 不同增强因子下单步规划耗时

Fig. 9 Runtime in each planning horizon with different enhancement factors

#### 4.4 无人机数量对搜索效能的影响

为分析无人机数量对搜索效能的影响,分别指派 4~12 架无人机搜索任务区域。针对不同的无人机数量,分别进行 100 次蒙特卡罗仿真。设定总仿真时间为 4 000 s,将仿真时间离散为 400 个规划步,规划时间间隔为 10 s。统计捕获目标数量如图 10 所示。

由仿真结果可知,在无人机数量少于 8 架时,随着无人机数量的增加,无人机捕获目标数量增多,协同搜索效率随着无人机数量增加而提升。但是,当无人机数量超过 8 架之后,无人机捕获目标数量基本不变,例如,无人机 9 架次与 12 架次时,目标捕获数量几乎相等。因此,在搜索区域大小与搜索时间一定的条件下,无人机数量持续增加不会使搜索效能持续提升,因此需要根据具体想定选择合适的无人机数量,避免资源浪费。

不同无人机数量情况下,每一滚动规划步规划耗时统计如图 11 所示。由于单步规划中需要

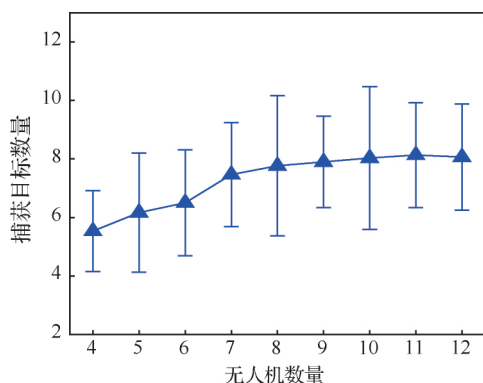


图 10 捕获目标数量随无人机数量变化图

Fig. 10 Number variations of captured targets with different UAV numbers

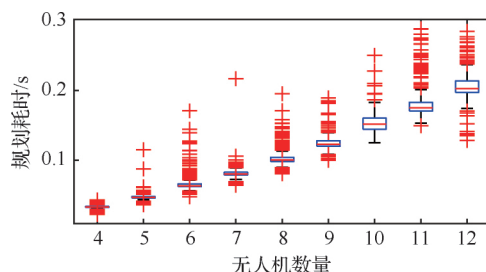


图 11 不同无人机数量下单步规划耗时

Fig. 11 Runtime in each planning horizon with different UAV numbers

为每架无人机规划搜索航迹,因此随着无人机架次的增加,单步规划耗时增加。但是,单步规划均能够在 0.3 s 内得到各无人机搜索航迹,能够满足协同搜索规划的实时性需求。仿真结果表明,本文提出了基于滚动规划架构的 RMD-CSP 能够在线高效求解多无人机协同搜索问题。

#### 4.5 方法性能对比

本节通过对比分析光栅式搜索方法、标准概率启发式搜索方法以及 RMD-CSP 在不同探测概率条件下的规划结果,进一步验证本文算法的有效性。设置 5 组蒙特卡罗仿真仿真实验,探测概率分别为 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 和 0.9,每组均进行 100 次仿真,仿真时间为 7 000 s,统计不同方法对应的捕获目标数量与误判次数。

仿真统计结果分别如图 12 和图 13 所示,相比于光栅式搜索方法与标准概率启发式搜索方法,RMD-CSP 能够引导无人机捕获更多移动目标,同时保证误判次数最少。在探测概率为 0.9 时,RMD-CSP 引导无人机捕获目标数量为 7.80,相比于光栅式搜索方法(2.02)与标准概率启发式搜索方法(4.07)分别提升了 2.86 倍与 0.92 倍;RMD-CSP 的平均误判次数(0.27)比光栅式搜索方法(3.76)与标准概率启发式搜索方法(0.57)分别降低了 92.8%与 52.6%。

光栅式搜索方法的固定搜索模式难以应对目标移动的随机特性,同时由于传感器存在虚警概率,光栅式搜索无法通过重访对疑似目标进行再次确认,因此造成大量误判情况,工程实用性较

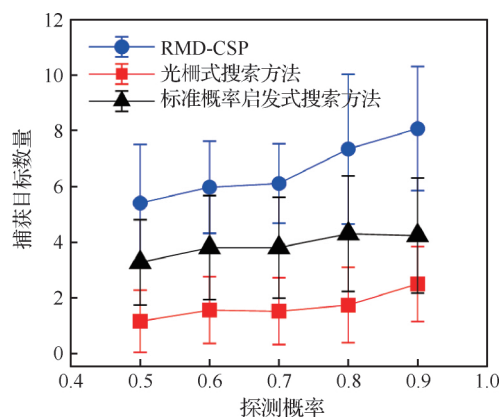


图 12 捕获目标数量

Fig. 12 Numbers of captured real targets

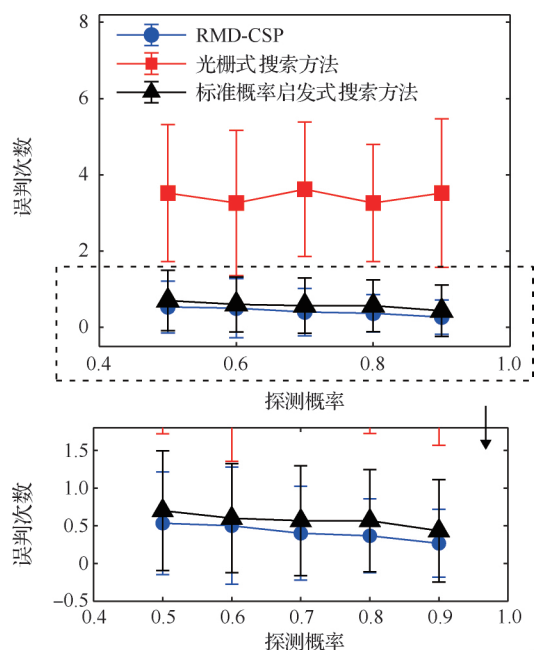


图 13 误判次数

Fig. 13 Numbers of judgmental errors

差。标准概率启发式搜索方法能够根据环境信息图不断调整无人机搜索航迹,在一定程度上缓解传感器虚警造成的目标误判情况,但由于其重访效率低,容易遗漏目标,因此其捕获目标数量少于RMD-CSP,不适用于求解灰色区域移动目标搜索问题。RMD-CSP能够利用环境先验信息,根据定制的重访机制,快速重访发现新的疑似目标区域,对疑似目标进行再次,减少目标误判情况;重访环境不确定度较高的区域,减少目标遗漏情况,提高了多无人机协同搜索效能,具有更好的鲁棒性与工程实用性。

## 5 结 论

为提高多无人机协同搜索灰色区域内移动目标的效率,本文考虑传感器探测概率与虚警概率,提出一种重访机制驱动的多无人机协同搜索规划方法,并开展数值仿真试验,得到了如下结论:

1) 考虑实际作战中,无人机携带的传感器存在一定的探测概率与虚警概率,可能存在目标遗漏与误判的情况,定制了基于环境不确定度图更新的重访机制与基于目标函数权重更新的重访机制,引导无人机快速重访长时间未被重访区域或发现疑似目标的区域,减少由于传感器探测概率与虚警概率造成的目标遗漏与误判情况,提高灰

色区域协同搜索效率与移动目标捕获能力。

2) 通过蒙特卡罗仿真试验分析了增强因子 $\tau$ 与无人机数量对协同搜索效率的影响。结果表明,增强因子取值超过1.22后,随着增强因子取值的增加,无人机捕获目标数量下降,协同搜索效率降低,因此增强因子应在 $[1.1, 1.22]$ 内取值。随着无人机数量的增加,RMD-CSP捕获目标数量增加。当无人机数量超过8架次后,随着无人机数量的增加,协同搜索效率的增加趋势逐渐减小。因此需要根据具体任务想定选择合适的无人机数量,避免任务资源的浪费。

3) 通过与光栅式搜索和标准概率启发式搜索方法对比,表明本文方法能够引导无人机高效执行灰色区域移动目标探测任务。相比于光栅式搜索方法与标准概率启发式搜索方法,RMD-SCP均能保证较高的捕获移动目标概率与较低的误判概率。本文方法能够降低由于传感器性能不足造成的误判情况,能够提高无人机的协同搜索效能,引导无人机捕获更多的移动目标。

本文假设各无人机间通讯良好,暂未考虑通讯距离、延时等通讯约束对多无人机协同搜索的影响,后续研究中可考虑各无人机之间的通讯约束,进一步完善多无人机协同搜索方法。

## 参 考 文 献

- [1] DARRAH M, NILAND W, STOLARIK B, et al. UAV cooperative task assignments for a SEAD mission using genetic algorithms[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Reston: AIAA, 2006.
- [2] NIGAM N, BIENIAWSKI S, KROO I, et al. Control of multiple UAVs for persistent surveillance: Algorithm and flight test results[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(5): 1236-1251.
- [3] BERTUCCELLI L F, HOW J P. Robust UAV search for environments with imprecise probability maps[C]// IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press, 2005.
- [4] KOLLER D, FRIEDMAN N. Probabilistic graphical models: Principles and techniques[M]. Cambridge: MIT Press, 2009.
- [5] TSAMARDINOS I, BROWN L E, ALIFERIS C F. The max-min hill-climbing Bayesian network structure learning algorithm[J]. Machine Learning, 2006, 65(1): 31-78.
- [6] BERTUCCELLI L F, HOW J P. UAV Search for dynamic targets with uncertain motion models[C]// IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press,

- 2006.
- [7] BERTUCCELLI L, BECKERS W, CUMMINGS M. Developing operator models for UAV search scheduling[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Reston: AIAA, 2010.
  - [8] VALENTE J, BARRIENTOS A, CERRO J D, et al. Multi-robot visual coverage path planning: Geometrical metamorphosis of the workspace through raster graphics based approaches[C]// International Conference on Computational Science and Its Applications, 2011.
  - [9] CORTES J, MARTINEZ S, KARATAS T. Coverage control for mobile sensing networks[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2003.
  - [10] HU J, XIE L, LUM K Y, et al. Multiagent information fusion and cooperative control in target search[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(4): 1223-1235.
  - [11] 沈东, 魏瑞轩, 祁晓明, 等. 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索滚动时域决策[J]. 自动化学报, 2014, 40(7): 1391-1403.  
SHEN D, WEI R X, QI X M, et al. Receding horizon decision method based on MTPM and DPM for multi-UAVs cooperative large area target search[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(7): 1391-1403 (in Chinese).
  - [12] 彭辉. 分布式多无人机协同区域搜索中的关键问题研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2009.  
PENG H. Research on key issues in distributed multi-UAV cooperative area search[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009 (in Chinese).
  - [13] 彭辉, 沈林成, 朱华勇. 基于分布式模型预测控制的多 UAV 协同区域搜索[J]. 航空学报, 2010, 31(3): 593-601.  
PENG H, SHEN L C, ZHU H Y. Multiple UAV cooperative area search based on distributed model predictive control[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(3): 593-601 (in Chinese).
  - [14] CHEN G, ZHEN Z, GONG H. A self-organized search and attack algorithm for multiple unmanned aerial vehicles[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 54: 229-240.
  - [15] ZHEN Z, XING D, CHEN G. Cooperative search-attack mission planning for multi-UAV based on intelligent self-organized algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76: 402-411.
  - [16] 田菁, 陈岩, 沈林成. 不确定环境中多无人机协同搜索算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(10): 2325-2328.  
TIAN J, CHEN Y, SHEN L C. Cooperative search algorithm for multi-UAVs in uncertainty environment[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(10): 2325-2328 (in Chinese).
  - [17] 刘重, 高晓光, 符小卫. 带信息素回访机制的多无人机分布式协同目标搜索[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(9): 1998-2011.
  - LIU Z, GAO X G, FU X W. Multi-UAVs distributed cooperative target search algorithm with controllable revisit mechanism based on digital pheromone[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(9): 1998-2011 (in Chinese).
  - [18] SUN A K, LIU H. Cooperative UAV search for moving targets using a modified diffusion uncertainty model[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Reston: AIAA, 2009.
  - [19] 朱梦圆, 吕娜, 陈柯帆, 等. 航空集群协同搜索马尔可夫运动目标方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(9): 2041-2047.  
ZHU M Y, LYU N, CHEN K F, et al. Collaborative aeronautic swarm search of Markov moving targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(9): 2041-2047 (in Chinese).
  - [20] 孙希霞, 蔡超. 基于多蚁群系统的多无人机协同目标搜索方法[J]. 战术导弹技术, 2014(6): 26-31.  
SUN X X, CAI C. A cooperative target searching method based on multiple ant colony optimization algorithm[J]. Tactical Missile Technology, 2014(6): 26-31 (in Chinese).
  - [21] 王允良, 李为吉. 物理规划方法及其在飞机方案设计中的应用[J]. 航空学报, 2005, 26(5): 562-566.  
WANG Y L, LI W J. Physical programming and its application in aircraft concept design[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(5): 562-566 (in Chinese).
  - [22] 黄其旺. 基于改进概率图的多无人机协同搜索策略研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2012.  
HUANG Q W. Cooperative searching strategy for multiple unmanned aerial vehicles based on modified probability map[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2012 (in Chinese).
  - [23] 温永禄. 不同信息条件下的多无人机协同区域搜索航迹规划研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.  
WEN Y L. Study of multiple UAV cooperative path plan for area search under various area information conditions[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2016 (in Chinese).
  - [24] MIRZAEI M, SHARIFI F, GORDON B W, et al. Cooperative multi-vehicle search and coverage problem in uncertain environments[J]. Unmanned Systems, 2015, 3(1): 35-47.
  - [25] TIRUMALAI A P, SCHUNCK B G, JAIN R C. Evidential reasoning for building environment maps[J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics, 2002, 25(1): 10-20.
  - [26] WANG X, YADAV V, BALAKRISHNAN S N. Cooperative UAV formation flying with obstacle/collision avoidance[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4): 672-679.
  - [27] YAO M, ZHAO M. Unmanned aerial vehicle dynamic path planning in an uncertain environment[J]. Robotica, 2015, 33(3): 611-621.
  - [28] 祁晓明, 魏瑞轩, 沈东, 等. 基于运动目标预测的多无人机分布式协同搜索[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(12): 2417-2425.



- QI X M, WEI R X, SHEN D. Distributed cooperative search methods of multi-UAV based on prediction of moving targets [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(12): 2417-2425 (in Chinese).
- [29] 李相民, 薄宁, 代进进. 基于模型预测控制的多无人机避碰航迹规划研究[J]. *西北工业大学学报*, 2017, 35(3): 513-522.
- LI X M, BO N, DAI J J. Study on collision avoidance path planning for multi-UAVs based on model predictive control[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2017, 35(3): 513-522 (in Chinese).
- [30] 温永禄, 龙腾, 刘大卫, 等. 多飞行器协同光栅式搜索模式的效能对比研究[J]. *战术导弹技术*, 2015(4): 10-13.
- WEN Y L, LONG T, LIU D W, et al. Research on the comparison of several multiple aerial vehicles cooperative raster searching mode[J]. *Tactical Missile Technology*, 2015(4): 10-13 (in Chinese).
- [31] 肖爱明, 陈朝晖, 周国辉. 多舰协同侦察的目标探测概率[J]. *电子信息对抗技术*, 2012(1): 71-74.
- XIAO A M, CHEN Z H, ZHOU G H. Surveillance probability based on multi-platform cooperative reconnaissance[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2012(1): 71-74 (in Chinese).

(责任编辑: 苏磊)

## Revisit mechanism driven multi-UAV cooperative search planning method for moving targets

ZHANG Zhexuan<sup>1,2,\*</sup>, LONG Teng<sup>1,2,\*</sup>, XU Guangtong<sup>1,2</sup>, WANG Yangjie<sup>1</sup>

1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

2. Key Laboratory of Dynamics and Control of Flight Vehicle, Ministry of Education, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

**Abstract:** To efficiently capture moving targets in unknown regions using multi-UAVs, this paper presents a Revisit Mechanism Driven Cooperative Search Planning (RMD-CSP) method to reduce the probability of missing targets and judgmental errors of the sensors. The multi-UAV cooperative search model, subject to the flight performance constraints, is established to maximize the task execution performance. The search maps (i.e., target probability maps, uncertainty maps, and environment search status maps) are initialized according to the prior information of the target, and then updated using Bayes Criterion according to the detected information by the UAVs. The revisit mechanism based on environment-uncertainty-renewal is customized to reduce the missing-target probability. This mechanism guides the UAVs to search the region that has not been revisited for a long time by enlarging the uncertainty of this region. In addition, the revisit mechanism based on objective-function-weight-renewal is customized to direct the UAVs to revisit the region where a new suspected target is found, and check the existence of the target to reduce the judgmental errors caused by the false-alarm probability of the sensors. Based on the receding horizon framework, the search planning problems are divided into a series of short-horizon planning problems to save computational costs. Simulation studies are conducted under classical mission scenarios to verify the effectiveness of the proposed method. Simulation results demonstrate that the RMD-CSP can generate search paths in seconds for each receding horizon. Compared with the scan-search algorithm and the standard probability heuristic algorithm, the RMD-CSP can guide the UAVs to capture more moving targets with fewer judgmental errors, indicating the effectiveness of the proposed method in improving the efficiency of multi-UAV cooperative search missions.

**Keywords:** cooperative search planning; moving targets; search maps; revisit mechanisms; detection probability; false-alarm probability

Received: 2019-07-25; Revised: 2019-08-23; Accepted: 2019-11-03; Published online: 2019-11-15 10:22

URL: <http://hkxb.buaa.edu.cn/CN/html/20200515.html>

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (51675047)

\* Corresponding author. E-mail: tenglong@bit.edu.cn