

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法

王洪民, 庄育锋, 韦凌云, 田家强

引用本文:

王洪民, 庄育锋, 韦凌云, 田家强. 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3534–3542.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0154>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 城市低空环境中多旋翼无人机在线航线规划方法

An online route planning method for multi-rotor drone in urban environments

控制与决策. 2021, 36(12): 2851–2860 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0557>

#### 分布式无人机的时变编队非线性控制设计

Time-varying formation nonlinear control of distributed multiple UAVs

控制与决策. 2021, 36(10): 2490–2496 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0136>

#### 多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

#### 多无人机协同直播场景下自适应任务卸载决策

Adaptive task offloading decision of multi-UAVs cooperation in live broadcasting scenario

控制与决策. 2021, 36(4): 974–982 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1104>

#### 微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

# 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法

王洪民, 庄育锋, 韦凌云<sup>†</sup>, 田家强

(北京邮电大学 现代邮政学院, 北京 100876)

**摘要:** 针对多无人机协同搜索区域内多运动目标问题, 考虑传感器的探测概率与虚警概率、无人机的飞行与碰撞约束和目标随机运动等特征, 提出基于信息图的多无人机三维协同搜索方法. 以无人机搜索的短期收益、长期收益和协调收益的平衡为核心, 考虑无人机三维运动的特征, 构建多无人机协同搜索的数学规划模型, 并设计包含目标存在概率、环境不确定度、重访信息素和搜索增益 4 个因子的搜索信息图. 基于滚动规划架构, 整合新提出的剪枝方法进行模型的求解. 在典型的协同搜索场景下, 通过数值仿真验证所提方法的有效性. 仿真结果表明, 所提出的方法可以在秒级的时间内做出每架无人机的三维航迹决策, 重访信息素和搜索增益因子可以引导无人机捕获更多的目标. 对比仿真结果表明, 所提出的方法可以在捕获更多目标的同时具有更少的误判次数, 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; 信息图; 三维航迹规划; 重访机制; 滚动规划

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0154

**引用格式:** 王洪民, 庄育锋, 韦凌云, 等. 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38(12): 3534-3542.

## Multi-UAV 3D collaborative searching for moving targets based on information map

WANG Hong-min, ZHUANG Yu-feng, WEI Ling-yun<sup>†</sup>, TIAN Jia-qiang

(School of Modern Post, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of multi-UAV cooperative searching for multiple moving targets in the area, considering the detection and false alarm probability of sensors, the flight and collision avoidance constraints of multi-UAV, and the random motion of targets, a multi-UAV three-dimensional cooperation search method based on an information map is proposed. Taking the balance of short-term benefits, long-term benefits and coordination benefits of UAV search as the core, considering the characteristics of the three-dimensional motion of a UAV, a mathematical programming model for multi-UAV cooperative search is constructed, and a search information map is designed with four factors of existence probability, environmental uncertainty, revisiting pheromone and searching gain. The model is solved based on the rolling planning architecture, integrating the newly proposed pruning method. In a typical cooperative search scenario, the effectiveness of the proposed method is verified by numerical simulation experiments. The simulation results show that the proposed method can make the three-dimensional flight decision of each UAV in seconds, revisiting pheromone and searching gain factors can guide the UAV to capture more targets. The comparative simulation results show that the proposed method can capture more targets while having fewer misjudgments, which effectively improves the task efficiency of multi-UAV cooperative search.

**Keywords:** cooperative search; information map; three dimensional path planning; revisit mechanism; rolling planning

## 0 引言

由于软硬件能力的限制, 单架无人机难以完成复杂的任务, 越来越多的应用场景要求多无人机系统协同合作. 多无人机协同执行复杂任务是当下无人机领域研究的热点. 区域协同搜索问题作为一个典型

的复杂任务, 且具有较高的实际应用价值 (如战场侦察、军事打击等), 受到了国内外学者的热切关注和广泛研究<sup>[1]</sup>. 实际问题场景复杂多变, 解决该问题的方法也各式各样. 以方法的特征来看可以分为两类, 一是基于规则的搜索方法, 二是基于数学规划的搜索方

收稿日期: 2022-01-21; 录用日期: 2022-07-06.

责任编辑: 杨涛.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: weilingyun2010@sina.com.

法.

基于规则的协同搜索方法针对特定的任务场景, 主要以全覆盖为目的设计搜索规则. 文献[2-3]提出了平行搜索策略, 使用“Z型”平行航线完成了区域的全覆盖搜索; 文献[4]以减少搜索盲区和保证覆盖率为目的, 设计了运动目标垂线搜索算法与运动目标斜线搜索算法; 文献[5-6]针对传统垂线搜索算法对运动目标搜索效率低的问题, 提出了并排回寻式搜索算法和横向均分垂线搜索算法, 提高了对动目标的搜索能力. 上述协同搜索方法是基于既定的搜索规则设计的, 应对突发事件的处理能力较差, 对速度较快的动目标的搜索效果也较差.

基于数学规划的协同搜索方法, 一般是构建出协同搜索数学规划模型, 设计出描述环境信息的搜索信息图, 然后再使用启发式算法<sup>[7-9]</sup>或强化学习<sup>[10-11]</sup>等方法进行模型求解, 得出最优的搜索航迹. 随着搜索的进行, 对搜索信息图进行动态更新, 可以有效利用实时探测的信息, 适合动态搜索过程. 文献[12]提出了基于贝叶斯更新的概率图搜索模型; 文献[13]提出了一种运动目标预测方法, 设计了包含环境不确定度、目标概率和信息素的搜索信息图, 构建了考虑环境搜索代价、目标发现代价和机间协同代价的模型; 文献[14]建立了概率搜索信息图, 提出了一种信息融合与协同控制的分布式算法; 文献[15]建立了包含环境搜索收益、目标探测与网格回访收益和机间协同代价的协同搜索模型, 提出了带信息素回访的多无人机协同搜索方法; 文献[16]设计了包含目标概率分布、环境不确定度和环境搜索状态的搜索信息图, 建立了考虑目标搜索收益、环境搜索收益、期望探测收益和协同收益的协同搜索模型, 并定制了重访机制引导无人机进行重访. 基于数学规划的协同搜索方法在问题较为复杂时, 会面临解空间过大、计算时间过长、不满足实时性要求的问题. 针对模型的快速求解, 有些学者使用强化学习<sup>[17-18]</sup>等方法训练的智能体可以进行快速决策, 虽然在实验中具有良好的效果, 但可解释性较差, 在实际应用过程中存在较大阻力. 更多学者是采用滚动规划、剪枝或智能优化算法等进行模型求解. 文献[19]建立了分布式任务优化模型, 提出了改进的分布式蚁群优化算法进行模型求解; 文献[20-21]考虑无人机的目标搜索收益构建了协同搜索模型, 并设计了改进遗传算法进行模型求解.

目前对于协同搜索的研究主要存在3方面的问题. 首先, 现有研究大多只考虑了无人机搜索的短期收益(即搜索当前最大可能区域带来的收益)和协

调收益(即避免航迹重叠带来的收益), 而对长期收益(即执行当前最优航迹后还能到达后续有前景搜索区域而带来的收益)的考虑较少; 其次, 探测到目标后的重访确认工作往往通过设计规则或信息素实现, 存在机制复杂度高、实际应用困难等问题; 最后, 当前协同搜索模型的研究涉及三维的不多, 现有研究一般都将协同搜索问题简化为二维搜索问题, 假定无人机在同一个高度层执行搜索任务, 不符合实际应用场景.

针对上述问题, 本文提出一种基于信息图的多无人机三维协同搜索规划(based on information map three-dimensional cooperative search planning, BIM-CSP)方法. 首先, 建立多无人机协同搜索规划模型, 综合平衡无人机搜索的短期收益、长期收益和协调收益; 其次, 设计能够对三维环境进行动态描述的搜索信息图, 使得本文模型可以适用于三维搜索场景, 在信息图中设计重访信息素因子引导无人机进行重访, 设计搜索增益因子, 实现搜索质量与搜索范围的平衡; 在此基础上, 采用滚动规划架构并设计一种剪枝方法对协同搜索规划模型进行高效求解; 最后, 通过数值仿真验证本文所提方法的有效性.

## 1 多无人机协同搜索问题描述

一个有 $n$ 架无人机的无人机编队在区域 $S$ 内协同搜索 $k$ 个运动目标. 无人机的速度为 $v_d$ , 可以在不同的高度层 $z$ 对地面进行搜索. 目标在任务区域 $S$ 内初始位置未知, 以速度 $v_t$ 随机运动, 如图1所示. 传感器存在探测概率和虚警概率, 多次重访确认目标存在后, 无人机对目标进行捕获, 捕获完成后继续进行其他目标的搜索. 设计协同搜索方法, 在规定的时间内, 捕获到尽可能多的运动目标, 同时尽可能减少对目标的误判.

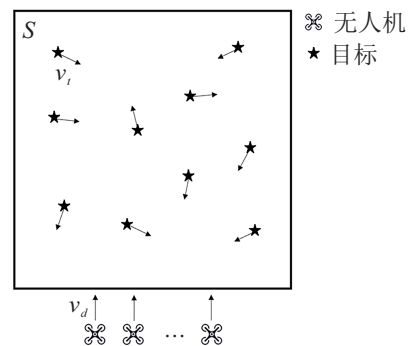


图1 多无人机协同搜索任务

### 1.1 任务区域建模

使用栅格化的方式对任务区域进行建模, 将任务区域 $S$ 划分为 $L_x \times L_y$ 个网格, 用坐标 $x$ 、 $y$ 定位某一个特定的网格, 如左下角的网格为 $G_{1,1}$ .

### 1.2 无人机模型

旋翼无人机可以在三维空间中运动. 无人机每个时刻有11种行为:9种水平行为(0~8)、上移一层(9)和下移一层(10),如图2所示.

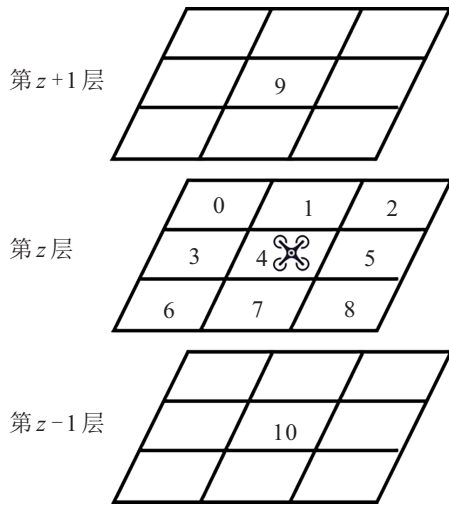


图2 无人机行为

无人机在不同层有不同大小的探测范围,层数越高,探测范围越大,探测概率越低,虚警概率越高. 探测概率  $P_D = P(\text{探测有目标}|\text{实际有目标})$ ,虚警概率  $P_F = P(\text{探测有目标}|\text{实际无目标})$ ,  $P_{D_z}$  表示无人机在第  $z$  层的探测概率,  $P_{F_z}$  表示无人机在第  $z$  层的虚警概率.

### 1.3 运动目标模型

运动目标(如汽车)可以在地面上(二维平面)进行运动. 目标每个时刻有9种水平行为. 目标在区域内的初始位置随机且随机运动,无转角约束,但不会运动到任务区域之外.

### 1.4 协同搜索规划模型

考虑无人机的飞行和避撞约束,以搜索的短期、长期和协调收益的平衡为核心,以最大化全局搜索效能为目标,建立多无人机协同搜索规划模型如下:

$$\begin{aligned}
 &\text{Find } R = \{R(1), R(2), \dots, R(t), \dots, R(T)\}, \\
 &\max \sum_{t=0}^T J(t, R(t)) = \\
 &\quad \sum_{t=0}^T (w_V J_V(t, R(t)) + \\
 &\quad w_E J_E(t, R(t)) + w_C J_C(t, R(t))). \quad (1) \\
 &\text{s.t. } R_i(t) \cap R_j(t) = \emptyset, \forall i, j = 1, 2, \dots, n, j \neq i; \quad (2) \\
 &\quad R_i(t) \in F, i = 1, 2, \dots, n. \quad (3)
 \end{aligned}$$

其中:  $R$  为决策变量,表示无人机群的航迹;  $R(t) = \{R_1(t), R_2(t), \dots, R_n(t)\}$  表示  $t$  时刻无人机群的航

迹,  $t \in [0, T]$ ,  $T$  表示搜索任务总时长;  $n$  表示无人机的数量.

式(1)是目标函数,  $J(t, R(t))$  表示  $t$  时刻无人机群的搜索效能,  $J_V(t, R(t))$ 、 $J_E(t, R(t))$ 、 $J_C(t, R(t))$  分别表示  $t$  时刻无人机群的价值搜索收益、潜在搜索收益和协调搜索收益,  $w_V$ 、 $w_E$ 、 $w_C$  表示收益权重.

式(2)是避撞约束,  $R_i(t)$  表示  $t$  时刻第  $i$  架无人机的搜索航迹.

式(3)是无人机的飞行约束,  $F$  表示飞行约束集合,包括无人机的飞行方向和飞行距离约束等.

#### 1) 价值搜索收益 $J_V$ .

价值搜索收益表示无人机在搜索过程中对当前最有前景搜索区域搜索价值的获取量,体现了短期搜索收益的思想,无人机群在  $t$  时刻的价值搜索收益  $J_V(t, R(t))$  表示如下:

$$J_V(t, R(t)) = \sum_{i=1}^n \sum_{(x,y) \in G_i(R_i(t))} V(x, y, t). \quad (4)$$

其中:  $G_i(R_i(t))$  表示无人机  $i$  在  $t$  时刻的探测范围;  $V(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻的价值,计算方法为

$$\begin{aligned}
 V(x, y, t) = &w_1 p(x, y, t) + w_2 \chi(x, y, t) + \\
 &w_3 s(x, y, t) + w_4 \varepsilon(x, y, z, t). \quad (5)
 \end{aligned}$$

这里:  $p(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻存在目标的概率,  $\chi(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻的不确定度,  $s(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻的重访信息素,  $\varepsilon(x, y, z, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻被第  $z$  层无人机搜索的搜索增益因子,  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$ 、 $w_4$  为4因子权重.

#### 2) 潜在探测收益 $J_E$ .

为了提高全局搜索能力,使无人机执行当前的搜索路径后还能到达后续潜在的、有前景的搜索区域,为后续规划奠定基础,设计潜在探测收益  $J_E$ ,体现了长期搜索收益的思想,无人机群在  $t$  时刻的潜在探测收益  $J_E(t, R(t))$  表示如下:

$$\begin{aligned}
 J_E(t, R(t)) = \\
 \sum_{i=1}^n \frac{1}{n_{A_i(R_i(t))}} \sum_{(x,y) \in A_i(R_i(t))} [\chi(x, y, t) + s(z, y, t)]. \quad (6)
 \end{aligned}$$

其中:  $A_i(R_i(t))$  表示无人机  $i$  在  $t$  时刻的潜在探测范围,  $n_{A_i(R_i(t))}$  表示  $A_i(R_i(t))$  中网格的数量,  $\chi(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻的不确定度,  $s(x, y, t)$  表示网格  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻的重访信息素.

潜在探测范围的定义如图3所示,假设将整个任务区域分成9个子区域,无人机在执行航迹  $R_0$  之后,除去本身所在区域外会出现以下几种趋向:离区域6、

8、9的距离变近,离区域1、2、4的距离变远,离区域3、7的距离不变.将距离变近的区域中的网格视作潜在探测范围,如图3中阴影所示.

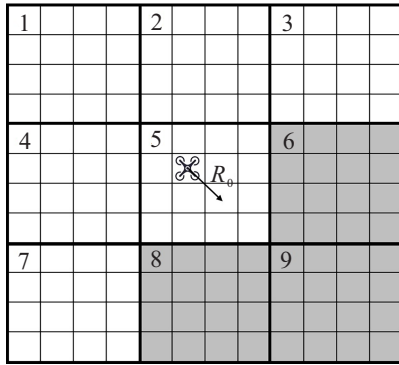


图3 潜在探测范围

### 3) 协调搜索收益 $J_C$ .

为了提高多无人机协同搜索的效率,减少多无人机之间冗余搜索的现象,避免无人机的飞行冲突,尽可能地拓展机群的搜索范围,设计协调搜索收益  $J_C$ ,体现了机群相互协调、避免航迹重叠的思想,无人机群在  $t$  时刻的协调搜索收益  $J_C(t, R(t))$  表示如下:

$$J_C(t, R(t)) = \sum_{(x,y) \in G(R(t))} V(x, y, t) + \frac{1}{n_{A(R(t))}} \sum_{(x,y) \in A(R(t))} [\chi(x, y, t) + s(x, y, t)]. \quad (7)$$

其中:  $G(R(t))$  表示无人机群在  $t$  时刻的探测范围,  $A(R(t))$  表示无人机群在  $t$  时刻的潜在探测范围,  $n_{A(R(t))}$  表示  $A(R(t))$  中网格的数量.

## 2 搜索信息图的构建及更新

搜索信息图主要由目标概率分布图、目标不确定图、重访信息素图与搜索增益因子图组成.

### 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  $G_{x,y}$  在  $t$  时刻存在目标的概率,  $p(x, y, t) = 0$  表示网格  $G_{x,y}$  内不存在目标,  $p(x, y, t) = 1$  表示网格  $G_{x,y}$  内存在目标. 无人机在搜索任务开始前,对目标的信息一无所知,故将网格目标存在概率初始化为某一特定估计值(如  $p(x, y, t) = 0.5$ ).

无人机在执行搜索任务过程中,根据传感器的探测信息动态更新目标存在概率  $p(x, y, t)$ ,在考虑传感器的探测概率  $P_D$  和虚警概率  $P_F$  的前提下,使用贝叶斯准则更新被探测网格中的目标存在概率,即

$$p(x, y, t + 1) =$$

$$\begin{cases} \frac{P_D p(x, y, t)}{P_D p(x, y, t) + P_F (1 - p(x, y, t))}, \\ b(x, y, t) = 1; \\ \frac{(1 - P_D) p(x, y, t)}{(1 - P_D) p(x, y, t) + (1 - P_F) (1 - p(x, y, t))}, \\ b(x, y, t) = 0. \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $b(x, y, t)$  表示  $t$  时刻无人机对网格  $G_{x,y}$  的探测结果,  $b(x, y, t) = 1$  表示探测该网格有目标,反之无目标.

由于目标随机运动,已探测过无目标的区域中仍可能存在目标,本文设计补偿机制更新未被探测到的网格中的目标存在概率,具体方法如下:

$$p(x, y, t + 1) = \begin{cases} p(x, y, t) + p_\Delta, \\ t - t_{x,y} > T_0 \text{ and } p(x, y, t) < 0.5 - p_\Delta; \\ 0.5, t - t_{x,y} > T_0 \text{ and } p(x, y, t) \geq 0.5 - p_\Delta; \\ p(x, y, t), t - t_{x,y} \leq T_0. \end{cases} \quad (9)$$

其中:  $t_{x,y}$  表示网格上次被探测的时刻,  $T_0$  表示重访阈值,  $p_\Delta$  表示概率增量单元.

当网格中的目标存在概率大于目标存在概率阈值时认为已经捕获目标,不需要再对该网格进行探测. 故网格中的目标存在概率更新完成后,需要与目标存在概率阈值作比较,进行目标存在概率的修正,如下所示:

$$p(x, y, t) = \begin{cases} p(x, y, t), p(x, y, t) < p_0; \\ 0, p(x, y, t) \geq p_0. \end{cases} \quad (10)$$

其中  $p_0$  表示目标存在概率阈值.

### 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  $t$  时刻网格  $G_{x,y}$  内信息的掌握程度,  $\chi(x, y, t) = 0$  表示网格  $G_{x,y}$  内信息完全掌握,  $\chi(x, y, t) = 1$  表示网格  $G_{x,y}$  内信息完全未知.

网格的不确定度为网格内目标存在概率的信息熵,由下式求得:

$$\chi(x, y, t) = -p(x, y, t) \log_2 p(x, y, t) - (1 - p(x, y, t)) \log_2 (1 - p(x, y, t)). \quad (11)$$

### 2.3 重访信息素图

为了吸引无人机对长时间未探测的或目标存在概率较高的网格进行重访,设计重访信息素.  $s(x, y,$

$t$ )表示 $t$ 时刻网格 $G_{x,y}$ 内的重访信息素.

$$s(x, y, t) = k_{x,y}[s(x, y, t - 1) + s_{\Delta}] + q_{x,y}\tau. \quad (12)$$

其中: $s_{\Delta}$ 表示时间信息素增量单元,是一个常数. $\tau$ 表示概率信息素,是一个常数. $k_{x,y}$ 表示时间信息素开关系数,控制无人机对长时间未访问的网格进行重访,计算如下:

$$k_{x,y} = \begin{cases} 1, & t - t_{x,y} > T_0 \text{ and } s(x, y, t - 1) \leq 1; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

这里: $t_{x,y}$ 表示网格上次被探测的时刻, $T_0$ 表示重访阈值.

$q_{x,y}$ 为概率信息素开关系数,控制无人机对目标存在概率较高的网格进行重访, $q_{x,y}$ 计算如下:

$$q_{x,y} = \begin{cases} 0, & b(x, y, t) = 0; \\ 1, & b(x, y, t) = 1. \end{cases} \quad (14)$$

### 2.4 搜索增益因子图

为了平衡无人机的探测范围和探测质量,提出无人机的搜索增益因子,无人机在最下层的搜索质量最好,在最上层的搜索范围最广,发现疑似目标后,为了尽快确认真伪,无人机趋向于提高搜索质量进行针对性搜索.

用 $\varepsilon(x, y, z, t)$ 表示 $t$ 时刻网格 $G_{x,y}$ 被 $z$ 高度层的无人机搜索的搜索增益因子,其计算方式如下:

$$\varepsilon(x, y, z, t) = \chi(x, y, t)P_{Dz}(1 - P_{Fz}). \quad (15)$$

其中: $P_{Dz}$ 表示无人机在第 $z$ 层的探测概率, $P_{Fz}$ 表示无人机在第 $z$ 层的虚警概率.

## 3 基于搜索信息图的协同搜索规划方法

### 3.1 滚动规划架构

在多无人机协同搜索问题中,因任务时间较长,无人机可行航迹数量众多,导致式(1)解空间过大,无法在可接受的时间内进行求解.为了提高多无人机协同搜索规划问题的求解效率,引入滚动时域控制<sup>[22]</sup>的思想,将大规模协同搜索规划问题转换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,如下所示:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{t=t_r}^{t_r+T_r} J(t, R(t)) = \\ & \sum_{t=t_r}^{t_r+T_r} (w_V J_V(t, R(t)) + w_E J_E(t, R(t)) + \\ & w_C J_C(t, R(t))); \\ \text{s.t.} \quad & t \in [t_r, t_r + T_r], \text{ 式(2)和(3)}. \end{aligned} \quad (16)$$

其中: $t_r$ 表示滚动规划时刻, $T_r$ 表示滚动规划时域长度.

短时域滚动规划过程如图4所示.假设当前决策时刻为 $t_r$ ,通过整合高效率的剪枝方法规划求解时域 $[t_r, t_r + T_r]$ 内的最优搜索航迹,无人机则只在时域 $[t_r, t_r + T_e]$ 内按照规划的最优搜索航迹执行目标探测任务( $T_e < T_r$ ),并根据传感器探测结果更新环境信息.当到达下一个滚动规划时刻 $t_{r+1}$ 时,重复上述步骤.如此往复不断进行滚动规划和执行,从而引导无人机快速捕获移动目标.

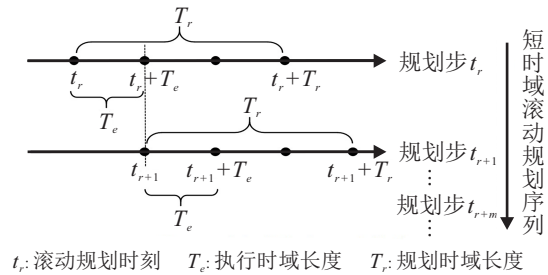


图4 滚动规划

### 3.2 规划方法流程

BIM-CSP的伪代码如表1所示.

表1 流程伪代码

procedure main
1) 初始化参数: $F, d, G, T, S, P_D, P_F, w_V, w_E, w_C, w_1, w_2, w_3, w_4, p_{\Delta}, s_{\Delta}, T_0, \tau, p_0, T_r, T_e$
2) while $t < T$
3) 筛选出 $T_r$ 时域内每架无人机的可行的航迹
4) 进行剪枝,并根据式(16)计算出可行航迹的收益
5) 使用贪婪策略确定最优的搜索航迹
6) 执行 $T_e$ 时域内最优的搜索航迹
7) 获取传感器的探测信息
8) 更新搜索信息图
9) if $p(x, y, t) > p_0$
10) 捕获目标,输出目标位置
11) end if
12) end while

具体步骤描述如下:

step 1 (第1行): 初始化. 将算法的各个参数设置为初始值.

step 2 (第2行): 判断任务是否结束. 判断当前时间 $t$ 是否小于总任务时间 $T$ . 若是,则转step 3; 否则,结束任务.

step 3 (第3行): 可行航迹筛选. 根据无人机的飞行约束和避撞约束,基于滚动规划架构,筛选出 $T_r$ 时域内每架无人机所有可行的航迹序列.

step 4 (第4和第5行): 最优航迹规划. 将每架无人机的可行航迹进行组合,通过提出的剪枝方法缩减解空间,基于式(16)计算每条组合航迹的收益,并根据贪婪策略确定收益最大的航迹组合,从而规划出

$T_r$  时域内机群的最优航迹.

step 5 (第6和第7行): 航迹执行. 根据 step 4 的航迹规划结果, 使用人工势场法规划每架无人机的飞行速度及姿态, 在执行时域  $T_e$  内按照 step 4 规划的最优航迹飞行. 在航迹执行过程中使用机载传感器对任务区域进行探测.

step 6 (第8行): 搜索信息图更新. 使用本文第2节的相关方法对搜索信息图进行更新, 引导无人机对新的区域进行探测或对访问过的区域进行重访.

step 7 (第9~第11行): 目标输出. 当网格目标存在概率大于目标存在概率阈值  $p_0$  时, 捕获目标并输出目标位置信息, 转 step 2; 否则直接转 step 2.

### 3.3 剪枝方法

在多无人机协同搜索问题中, 无人机的数量较多, 且每个时刻无人机可选择的行为也较多, 这种情况下, 即使采用滚动规划架构进行规划, 计算量仍较大, 为了加快求解速度, 设计一种缩减解空间的剪枝方法, 步骤如下:

1) 计算每架无人机自身所有可行航迹的收益, 收益仅需计算式(16)中的价值搜索收益  $J_V$  和潜在探测收益  $J_E$ . 计算完成后, 根据收益大小从中筛选出最优的  $k$  条航迹.

2) 将每架无人机筛选的最优航迹进行组合, 得到  $n^k$  条航迹组合, 通过式(16)计算每条航迹的收益, 根据贪婪策略确定最优的航迹组合.

### 3.4 避撞方法

在任务区域内, 如果多架无人机协同执行搜索任务, 则飞行过程中会有碰撞的风险. 考虑任务场景中无人机的避撞约束和实时规划的需求, 使用人工势场法<sup>[23]</sup>对无人机的实际飞行航迹进行规划, 避免无人机之间发生碰撞, 保障编队的飞行安全.

## 4 仿真实验

本节面向典型的多无人机协同搜索区域内多运动目标场景, 开展数值仿真研究. 首先展示本文方法规划的结果, 其次对重访信息素因子和搜索增益因子进行灵敏度分析, 最后进行对比仿真实验, 分析本文方法和重访机制驱动的多无人机协同搜索规划(RMD-CSP)方法<sup>[16]</sup>的规划结果, 进一步验证本文所提方法的有效性. 仿真硬件环境为 Intel Core i7-8565U 1.8 GHz PC 机, 编程环境为 Python 3.7.

### 4.1 实验参数设置

任务区域为  $3\ 000\text{ m} \times 3\ 000\text{ m}$  的矩形, 将任务区域均匀划分为 900 个正方形网格和 9 个子任务区域. 任务区域内存在 10 个运动目标, 运动目标的初始坐

标在区域内随机生成, 以恒定  $1\text{ m/s}$  的速度随机运动. 有 4 架无人机执行协同搜索任务, 无人机的信息如表 2 所示, 传感器的参数如表 3 所示, 方法仿真参数设置如表 4 所示. 设定总仿真时间为  $5\ 000\text{ s}$ , 将仿真时间离散为 500 个规划步, 规划时间间隔为  $10\text{ s}$ .

表 2 无人机信息

无人机序号	初始坐标 $(x, y)/\text{km}$	搜索速度 $/(m/s)$
1	(0.25, 0.05)	10
2	(1.05, 0.05)	10
3	(1.75, 0.05)	10
4	(2.55, 0.05)	10

表 3 传感器信息

层数	视场大小/网格数	探测概率	虚警概率
1	1	0.90	0.10
2	5	0.80	0.20
3	9	0.70	0.30

表 4 仿真参数设置

参数	取值
$w_V$	0.4
$w_E$	0.1
$w_C$	0.5
$w_1$	0.3
$w_2$	0.3
$w_3$	0.2
$w_4$	0.2
$p_\Delta$	0.01
$s_\Delta$	0.01
$T_0$	50
$\tau$	10
$p_0$	0.99
$T_r$	3
$T_e$	1

### 4.2 协同搜索规划结果

针对典型的多无人机协同搜索任务, 使用 BIM-CSP 方法进行多次仿真实验, 部分结果如表 5 所示. 结果表明, 在虚警概率较高、探测概率较低的情况下, BIM-CSP 方法仍然可以引导无人机群良好地执行协同搜索任务. 所列出的 5 次实验中, 平均每次可以捕获 7.8 个目标, 甚至有一次捕获了全部目标.

表 5 BIM-CSP 方法实验结果

实验次数	捕获目标数量	未捕获目标数量	误判目标数量
1	7	3	5
2	10	0	4
3	6	4	5
4	7	3	6
5	9	1	5

仿真结果表明, BIM-CSP 方法可以有效引导区域内多无人机对多个运动目标的协同搜索. 在多机协同滚动规划过程中, 每个规划步的平均计算时间为  $0.417\text{ s}$ , 最大为  $0.74\text{ s}$ , 中位数为  $0.413\text{ s}$ , 能够满足协同

搜索任务规划的实时性要求。

#### 4.3 重访信息素因子权重对搜索效果的影响

为了探索重访信息素因子对协同搜索效果的影响,设计重访信息素因子权重 $w_3$ 的灵敏度分析实验,以0.1为间隔等步长选取权重值,范围设置为[0, 0.5]。针对每一个权重值,分别进行20次仿真实验,除 $w_3$ 外其他参数设置同4.1节。仿真实验结果如图5所示。

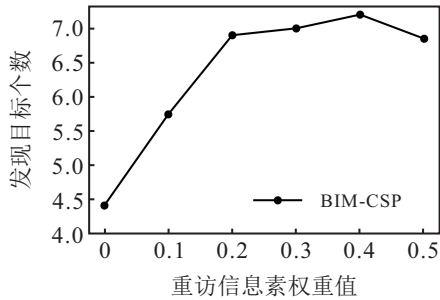


图5 重访信息素因子对搜索效果的影响

由图5可知,随着 $w_3$ 的增大,无人机捕获目标的数量先增大后减小。由2.3节可知,重访信息素因子可以吸引无人机对探测到有目标的区域进行重访和对长时间未访问的网格进行重访,当该因子权重为0时,无人机主要凭借网格内的目标存在概率进行重访,通过贝叶斯准则更新概率时,单次探测概率变动不会很大,无法形成有效的重访。但当该因子权重过大时,因为虚警的原因,会频繁地对虚警区域进行重访,造成时间的浪费、搜索效率的降低。

#### 4.4 搜索增益因子权重对搜索效果的影响

为了探索搜索增益因子对协同搜索效果的影响,设计了搜索增益因子权重 $w_4$ 的灵敏度分析实验,以0.1为间隔等步长选取权重值,范围设置为[0, 0.5]。针对每一个权重值,分别进行20次仿真实验,除 $w_4$ 外其他参数设置同4.1节。仿真实验结果如图6所示。

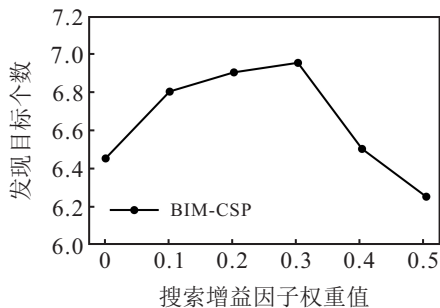


图6 搜索增益因子对搜索效果的影响

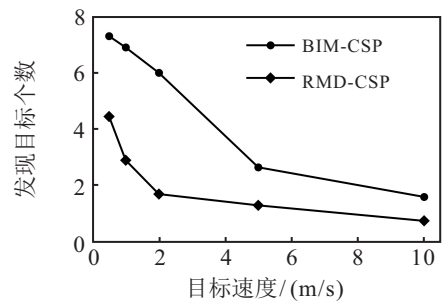
由图6可知,随着 $w_4$ 的增大,无人机捕获目标的数量先增大后减小。由2.4节可知,搜索增益因子可以对无人机传感器的探测范围与探测质量进行平衡,当该因子权重为0时,无人机会趋向于在最高层进行大范围探测,此时由于探测概率较低,无人机很可能漏

掉视场内的目标,因为虚警概率也较高,出现虚警后,无人机需要多次重访,才能继续执行搜索任务,所以捕获目标的数量较低。但当该因子权重过大时,无人机会频繁进行高度层的切换,造成时间的浪费,致使搜索效率降低。

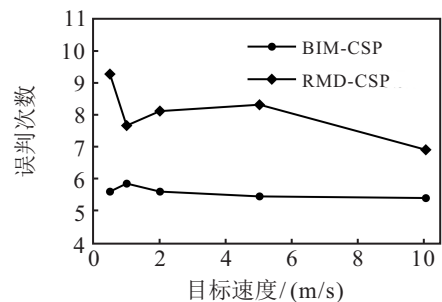
#### 4.5 搜索算法性能对比

本节通过对比分析RMD-CSP方法与BIM-CSP方法在不同目标速度和不同目标数量条件下的规划结果,进一步验证本文方法的有效性。根据速度条件设置5组仿真实验,分别为0.5 m/s、1 m/s、2 m/s、5 m/s、10 m/s;根据数量条件设置5组仿真实验,分别为5个、10个、15个、20个、25个。每组均进行20次仿真,统计不同方法对应的捕获目标数量和误判次数。

不同目标速度条件下的仿真统计结果如图7所示。相比RMD-CSP方法,在不同目标速度的条件下,BIM-CSP方法都可以捕获更多的目标,同时误判次数更小。随着目标速度的增大,两种方法捕获目标数量的差距越来越小。目标速度越快,无人机探测获得信息的时效性也就越强,在探测到目标后重访的过程中,往往目标存在概率还未达到存在概率阈值时,目标就已经运动到其他的网格内,这也是两种方法捕获目标数量随着目标运动速度增大而递减的原因。在目标运动速度过高时,很可能无法达到有效的重访次数,以至于无法确认目标的存在,这导致了运动目标速度过高时,两种方法的搜索效果都不佳。



(a) 发现目标数量对比



(b) 误判次数对比

图7 不同目标速度条件下方法效果对比

不同目标数量条件下的仿真统计结果如图8

所示. 相比RMD-CSP方法, 在不同目标数量的条件下, BIM-CSP方法都可以捕获更多的目标, 同时误判次数更小. 随着目标数量的增大, 两种方法捕获目标数量也越来越大, 但与此同时误判次数也都逐渐升高. 区域内存在的目标越多, 无人机与随机运动目标相遇的概率越大, 所以两种方法捕获目标数量都增多. 运动目标更加频繁地出现在无人机的视场内, 这也导致了误判次数的增长.

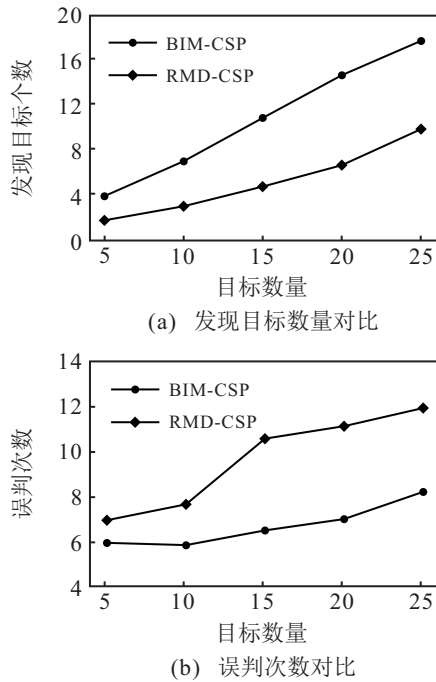


图8 不同目标数量条件下方法效果对比

在无人机传感器虚警概率比较高的情况下, 探测到有目标后需要快速重访确认目标的状态, 否则这次虚警将进行积累, 其他无人机在该区域再次虚警时就很有可能错误地报告目标的存在, 相比于RMD-CSP方法, BIM-CSP方法的重访信息素因子可以更好地引导无人机进行重访, 减少因传感器的虚警造成的影响, 而且BIM-CSP方法的搜索增益因子可以通过调节无人机的高度层平衡探测质量和探测范围. 在需要高质量搜索时, 降低高度层, 在需要大范围搜索时, 提升高度层, 这样的动态调整也降低了无人机误判的次数. BIM-CSP方法中重访信息素因子和搜索增益因子的设计提高了多无人机协同搜索的效能, 具有更好的鲁棒性和工程实用性.

## 5 结论

为了提高多无人机协同搜索区域内多个运动目标的效率, 本研究在考虑传感器的探测概率和虚警概率的前提下, 设计了基于信息图的多无人机三维协同搜索方法, 并开展了数值仿真实验, 主要结论如下:

1) 本文以无人机群执行任务过程中的短期收益、

长期收益以及协调收益的平衡为核心, 以最大化全局搜索效能为目标, 建立了多无人机协同搜索模型. 该模型使无人机在决策时不只考虑眼前的搜索收益, 还可以为后续长期的搜索奠定基础, 同时考虑与其他无人机之间的协同. 实验结果表明, 该模型可以有效地引导无人机进行协同搜索.

2) 无人机可以在三维空间中进行运动, 在不同高度上有不同大小的探测范围和探测质量. 本文建立了三维的场景模型, 设计了引导无人机三维运动的搜索增益因子, 并做了数值仿真实验. 结果表明, 在搜索过程中, 如果无人机飞行高度和探测质量与探测范围满足某种数量关系, 则通过调整高度进行探测质量与探测范围的平衡是必要的.

3) 传感器存在探测概率和虚警概率, 探测到有目标后, 若直接报告目标的存在, 则会产生过多次误判, 此时需要对探测有目标的区域进行重访确认. 本文设计的重访信息素因子可以引导无人机进行有效重访, 增强了无人机群协同搜索效率和目标捕获能力.

4) 多架无人机进行协同规划时, 会有很大的计算量, 如果不进行处理, 则无法在可接受的时间内得到规划结果. 本文采用了滚动规划架构和剪枝方法, 可以在秒级的时间内规划出可行的优化解.

5) 通过与RMD-CSP方法对比表明本文方法能够更有效地引导多无人机执行多运动目标的协同搜索任务. 在不同目标速度或目标数量的条件下, 相比于RMD-CSP方法, BIM-SCP方法均可以在捕获更多目标的同时具有更少的误判次数.

本文假设无人机机间通信良好, 信息图所有无人机共享且可以无延时地更新, 在后续的研究中可以考虑加入无人机群机间通信的约束, 进一步完善多无人机协同搜索方法.

## 参考文献(References)

- [1] 张世勇, 张雪波, 苑晶, 等. 旋翼无人机环境覆盖与探索规划方法综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(3): 513-529.  
(Zhang S Y, Zhang X B, Yuan J, et al. A survey on coverage and exploration path planning with multi-rotor micro aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2022, 37(3): 513-529.)
- [2] Altshuler Y, Yanovsky V, Wagner I A, et al. Efficient cooperative search of smart targets using UAV Swarms[J]. Robotica, 2008, 26(4): 551-557.
- [3] 戴健, 许菲, 陈琪锋. 多无人机协同搜索区域划分与路径规划[J]. 航空学报, 2020, 41(S1): 149-156.  
(Dai J, Xu F, Chen Q F. Multi-UAV cooperative search on region division and path planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S1): 149-156.)

- [4] 轩永波, 黄长强, 吴文超, 等. 运动目标的多无人机编队覆盖搜索决策[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(3): 539-544.  
(Xuan Y B, Huang C Q, Wu W C, et al. Coverage search strategies for moving targets using multiple unmanned aerial vehicle teams[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(3): 539-544.)
- [5] 曾国奇, 白宇, 林伟, 等. 地面运动目标的多UAV协同搜索方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(7): 1498-1505.  
(Zeng G Q, Bai Y, Lin W, et al. Multi-UAV cooperative search method for ground moving targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(7): 1498-1505.)
- [6] 王洪民, 田家强, 韦凌云, 等. 多运动目标的多无人机协同搜索追踪策略[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 971-978.  
(Wang H M, Tian J Q, Wei L Y, et al. Multi-unmanned aerial vehicles cooperative searching and tracking strategy for multiple moving targets[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(7): 971-978.)
- [7] 吴宇, 苏析超, 崔佳鹏, 等. USV & AUV水下目标协同搜索与打击航迹规划[J]. 控制与决策, 2021, 36(4): 825-834.  
(Wu Y, Su X C, Cui J P, et al. Coordinated path planning of USV & AUV for an underwater target[J]. Control and Decision, 2021, 36(4): 825-834.)
- [8] Zhen Z Y, Zhu P, Xue Y X, et al. Distributed intelligent self-organized mission planning of multi-UAV for dynamic targets cooperative search-attack[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(12): 2706-2716.
- [9] Duan H B, Zhao J X, Deng Y M, et al. Dynamic discrete pigeon-inspired optimization for multi-UAV cooperative search-attack mission planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 706-720.
- [10] Ni J J, Tang G Y, Mo Z P, et al. An improved potential game theory based method for Multi-UAV cooperative search[J]. IEEE Access, 2020, 8: 47787-47796.
- [11] Liu Y, Wang M, Su Z, et al. Multi-AUV cooperative target search based on autonomous cooperative search learning algorithm[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2020, 8(11): 843.
- [12] Khan A, Yanmaz E, Rinner B. Information merging in multi-UAV cooperative search[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Hong Kong, 2014: 3122-3129.
- [13] 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, et al. Distributed cooperative search methods of multi-UAV based on prediction of moving targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(12): 2417-2425.)
- [14] Hu J W, Xie L H, Xu J, et al. Multi-agent cooperative target search[J]. Sensors, 2014, 14(6): 9408-9428.
- [15] 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.)
- [16] 张哲璇, 龙腾, 徐广通, 等. 重访机制驱动的多无人机协同目标搜索方法[J]. 航空学报, 2020, 41(5): 220-232.  
(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): 220-232.)
- [17] Yue W, Guan H, Wang L Y. A novel searching method using reinforcement learning scheme for multi-UAVs in unknown environments[J]. Applied Sciences, 2019, 9(22): 4964.
- [18] Qin X D, Li X M, Liu Y, et al. Multi-agent cooperative target search based on reinforcement learning[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1549(2): 22104.
- [19] Zhen Z Y, Xing D J, Gao C. Cooperative search-attack mission planning for multi-UAV based on intelligent self-organized algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76: 402-411.
- [20] Zhou Z W, Luo D L, Shao J, et al. Immune genetic algorithm based multi-UAV cooperative target search with event-triggered mechanism[J]. Physical Communication, 2020, 41(8): 101103.
- [21] Li L L, Zhang X Y, Yue W, et al. Cooperative search for dynamic targets by multiple UAVs with communication data losses[J]. ISA Transactions, 2021, 114: 230-241.
- [22] 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.)
- [23] 郭一聪, 刘小雄, 章卫国, 等. 基于改进势场法的无人机三维路径规划方法[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 977-986.  
(Guo Y C, Liu X X, Zhang W G, et al. 3D path planning method for UAV based on improved artificial potential field[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 977-986.)

## 作者简介

王洪民(1998—), 男, 硕士生, 从事无人机协同任务规划技术的研究, E-mail: wang\_hongmin@qq.com;

庄育锋(1972—), 男, 教授, 博士生导师, 从事物联网技术和物流信息化、机器人技术、无人机协同任务规划技术等研究, E-mail: zhuangyf@bupt.edu.cn;

韦凌云(1974—), 男, 教授, 博士, 从事现代物流与电子商务、供应链管理、无人机协同任务规划技术等研究, E-mail: weilinyun2010@sina.com;

田家强(1998—), 男, 硕士生, 从事无人机协同任务规划技术的研究, E-mail: TianJQ98@163.com.