

# 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索 滚动时域决策

沈东<sup>1</sup> 魏瑞轩<sup>1</sup> 祁晓明<sup>1</sup> 关旭宁<sup>1</sup>

**摘要** 传统的协同搜索决策方法在目标引导和机间协同方面存在不足. 研究建立了基于分布概率预测的目标概率图 (Target probability map, TPM) 初始化方法和基于贝叶斯准则的目标概率图动态更新方法, 形成了修正目标概率图 (Modified TPM, MTPM) 及其运算机理. 考虑对任务子区域进行可控回访, 定义了数字信息素图 (Digital pheromone map, DPM), 建立了数字信息素图使用方法及更新机理. 设计了基于 MTPM 和 DPM 的寻优指标, 建立了基于滚动时域控制的协同搜索决策方法 (MTPM-DPM-RHC method, MDR). 仿真表明: 1) MTPM 能有效降低对目标的虚警率和漏检率; 2) DPM 能有效实现对任务区域可控回访; 3) MDR 方法的遍历能力、重访能力和目标搜索效率均优于已有方法.

**关键词** 无人机, 协同搜索, 目标概率图, 数字信息素, 滚动时域控制

**引用格式** 沈东, 魏瑞轩, 祁晓明, 关旭宁. 基于 MTPM 和 DPM 的多无人机协同广域目标搜索滚动时域决策. 自动化学报, 2014, 40(7): 1391–1403

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2014.01391

## Receding Horizon Decision Method Based on MTPM and DPM for Multi-UAVs Cooperative Large Area Target Search

SHEN Dong<sup>1</sup> WEI Rui-Xuan<sup>1</sup> QI Xiao-Ming<sup>1</sup> GUAN Xu-Ning<sup>1</sup>

**Abstract** There exist some shortcomings in both target directing mechanism and UAV cooperating mechanism in the traditional search decision making methods. A distribution probability prediction based initializing method for target probability map (TPM) is established, and a TPM refreshing method based on Bayesian rules is established, so that a modified TPM (MTPM) and its calculating mechanism are constituted. Then, in account of controllable revisit to sub mission areas, the notion of digital pheromone map (DPM) is established, and the usage strategy and calculation mechanism for DPM are designed. After that, the optimizing indexes based on MTPM and DPM are designed, and a new MTPM-DPM-RHC based decision making method (MDR) for UAV cooperative search is established. Simulation results prove that: 1) MTPM is able to decrease the target false alarm rate and missing rate effectively; 2) DPM is able to realize controllable revisit to the sub areas effectively; 3) As for the MDR method, the traversing ability, the revisiting ability and the target search efficiency are superior to the existing methods.

**Key words** Unmanned aerial vehicle (UAV), cooperative search, target probability map (TPM), digital pheromone, receding horizon control (RHC)

**Citation** Shen Dong, Wei Rui-Xuan, Qi Xiao-Ming, GUAN Xu-Ning. Receding horizon decision method based on MTPM and DPM for multi-UAVs cooperative large area target search. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(7): 1391–1403

广域目标搜索是面向现代作战民事救援等活动的一项重要技术, 美军已经将无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 具备协同广域目标搜索能力确定为无人机技术的中长期发展目标<sup>[1–4]</sup>. 在协同广域目标搜索中, 搜索效率取决于无人机平台基于全局态势信息做出合理搜索决策的能力<sup>[5]</sup>. 目前, 针对

无人机协同搜索决策方法的研究较多.

在目标引导机制方面, 提出的主要方法有随机搜索 (Random)、贪婪搜索 (Greedy)、深度优先遍历 (Depth-first traversal, DFT)、不确定度图 (Environment uncertainty map, ENM)、目标概率图 (Target probability map, TPM) 等, 其中较为有效的是 TPM 法. 文献 [6] 通过评估证明, 协同搜索的资源利用率高于随机搜索. 文献 [7] 将带禁飞区的任务区域分割成无禁飞区的子区域, 设计了 DFT 算法. 文献 [8] 分别设计了不确定度模型和算法, 并分别建立了基于不确定度的搜索决策方法. 文献 [9] 设计了一种 TPM 更新规则, 建立了基于 TPM 定义

收稿日期 2013-03-14 录用日期 2013-10-09  
Manuscript received March 14, 2013; accepted October 9, 2013  
中国航空科学基金 (20135896027) 资助  
Supported by National Aviation Science Foundation of China (20135896027)  
本文责任编辑 崔平远  
Recommended by Associate Editor CUI Ping-Yuan  
1. 空军工程大学 西安 710038  
2. Air Force Engineering University, Xi'an 710038

信息增益来衡量搜索效果的决策方法. 文献 [10] 基于传统的 TPM 模型, 在 DMPC (Distributed model predictive control) 框架下将集中式多 UAV 在线优化决策转化为小规模分布式优化决策, 有效降低了搜索决策问题的求解规模.

在机间协同机制方面, 目前较为有效的是数字信息素法 (Digital pheromone/hormone). 文献 [11] 提出了建立数字信息素势场用以机间协同的思想, 并对数字信息素的种类、运算策略进行了分析. 文献 [12] 针对基于数字信息素进行决策容易陷入局部最优的问题, 设计了一种消耗型搜索策略. 文献 [10, 13] 引用文献 [14] 中的荷尔蒙计算公式构造数字荷尔蒙信息, 建立了扩展搜索图 (Extended search map, ESM), 并通过基于 ESM 进行决策获得了相对传统方法较高的搜索效率. 文献 [15] 建立了一种基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法, 所建立方法的搜索效率高于固定模式. 此外, 相关的研究还有: 文献 [16] 针对快速变化的动态环境设计了一种基于集群智能的资源协调机制, 文献 [17] 设计了一种提高搜索系统中无人机生存率和降低燃油消耗的高度控制器, 文献 [18] 建立了一种未知环境中无人机协同搜索地面目标时的航迹规划方法, 文献 [19] 针对协同搜索与救援的需求设计了一种无人飞行器控制结构.

国内外研究在一定程度上使多无人机具备了协同搜索能力, 但存在以下不足: 1) 已有方法对目标存在性判断结果与真实情况偏差较大, 虚警率和漏检率较高, 限制了搜索效率的提升. 此处虚警是指, 某区域没有目标而无人机认为有目标, 反之为漏检. 将其总数分别与目标总数对比, 比值分别称为虚警率和漏检率. 2) 已有搜索方法大多针对静态目标搜索, 对时敏动态目标的捕获能力较低.

针对上述问题, 本文做了以下工作: 1) 对传统目标概率图计算方法进行修正, 建立了基于分布概率预测和贝叶斯准则的修正目标概率图 (Modified TPM, MTPM) 及其运算机理. 2) 考虑对任务子区域的可控回访需求, 定义了数字信息素图 (Digital pheromone map, DPM), 针对吸引和排斥信息素分别新建了计算方法, 形成了新的数字信息素使用方法及运算机理. 3) 以 MTPM 和 DPM 为基础建立决策性能指标, 采用滚动优化决策机制建立了无人机协同搜索 MDR 决策 (MTPM-DPM-RHC) 方法.

## 1 无人机协同广域目标搜索问题描述

**定义 1 (无人机协同广域目标搜索).** 在任务区域内存在  $N_T$  个潜在目标 (目标的运动状态具有随机性) 和  $N_M$  个已知威胁源, 使用  $N_V$  架无人机利用机载传感器在该区域内合作搜索潜在目标, 无人

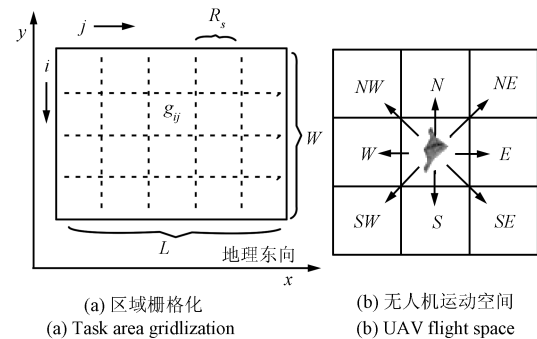
机之间、无人机与地面指控中枢之间有一定的信息交互能力. 协同广域目标搜索问题的本质在于, 建立一种有效的搜索决策方法, 使多机系统发现目标的效率最高.

由于只关注无人机的运动轨迹, 使用以下简化运动方程<sup>[13]</sup>:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= V \cos \varphi \\ \dot{y} &= V \sin \varphi \\ \dot{\varphi} &= \omega \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $(x, y) \in \mathbf{R}^2$  为无人机在的水平位置,  $\varphi \in [0, 360]$  为无人机偏航角, 规定东向为 0, 逆时针为正.  $V$  为无人机速率,  $V \in [V_{\min}, V_{\max}]$ ,  $V_{\min}$  是无人机最小平飞速度,  $V_{\max}$  是无人机速度范围内能够保证传感器最低识别精度的速度值.

为简化协同搜索决策的解空间, 对任务区域进行栅格化, 如图 1 (a) 所示. 栅格的长度选取为无人机以平均平飞速度在一个决策周期内的飞行距离. 无人机的本地寻优空间变成 9 个栅格 (8 个邻近栅格和 1 个当前栅格), 如图 1 (b) 所示.



(a) 区域栅格化 (a) Task area gridlization  
(b) 无人机运动空间 (b) UAV flight space

图 1 任务区域的栅格化和无人机的运动空间

Fig. 1 Gridlization of task area and UAV flight space

### 1.1 基于分布概率预测和贝叶斯准则的 MTPM 及其运算机理

栅格  $g_{ij}$  的目标存在概率为  $p_{ij}$ , 即:

$$p(g_{ij}) = p_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, d_w, \quad j = 1, 2, \dots, d_l \quad (2)$$

其中,  $p_{ij} \in [0, 1]$ . 设  $k$  时刻无人机  $n$  保持的 TPM 矩阵为  $TP_n(k)$ <sup>[11-13]</sup>:

$$TP_n(k) = \{p_{ij}(k) | i = 1, 2, \dots, d_w, j = 1, 2, \dots, d_l, n = 1, 2, \dots, N_V, k > 0\} \quad (3)$$

随着搜索过程的推进,  $TP_n(k)$  不断更新.  $TP_n(k)$  是无人机本地决策输入信息的一部分.

如引言所述, 已有的 TPM 计算方法对目标存在性判断结果与真实情况偏差较大, 虚警率和漏检

率较高, 目标指示能力较差. 本文分析其原因是: 1) 已有的 TPM 初始化方法是将全局栅格的目标存在概率设为等值, 或基于高斯分布等进行简单初始化, 没有考虑先验情报信息及其演变, 使得初始偏差较大; 2) 传统更新方法仅是对当前发现目标的栅格的目标存在概率进行处理, 没有建立当前探测结果对全局目标存在概率的影响关系, 使得动态偏差较大. 针对该问题, 本文修正了 TPM 计算方法, 具体的, 就是建立一种基于分布概率预测的目标存在概率初始化方法和基于贝叶斯准则的动态更新方法. 为便于研究, 称基于此新方法进行计算得到的 TPM 为 MTPM.

## 1.2 MTPM 的运算机理

### 1.2.1 基于分布概率预测的 MTPM 初始化

搜索开始时刻一般滞后于先验信息获取时刻. 设无人机在获得先验信息后经过时间  $\Delta t$  才能进入任务区域. 这段时间内目标的状态是动态变化的. 设初始  $t_0$  时刻目标位置为  $(x_0, y_0)$ , 速度为  $V$ , 方向角为  $\alpha$ ;  $\Delta t$  内方向角变化最大幅度为  $\alpha_0$ ; 速度变化最大幅度为  $V_0$ ; 速度与东向夹角为方向角, 逆时针为正. 则  $\Delta t$  内目标的潜在运动区域为: 以  $(x_0, y_0)$  为中心,  $(V+V_0)\Delta t$ 、 $(V-V_0)\Delta t$  为半径作同心圆, 以方向角  $(\alpha-\alpha_0)$  和  $(\alpha+\alpha_0)$  截取圆弧, 则两圆弧截取的扇形区域即为目标潜在区域, 如图 2(a) 所示. 如果目标速度方向未知, 则潜在运动区域为一圆环, 如图 2(b) 所示.

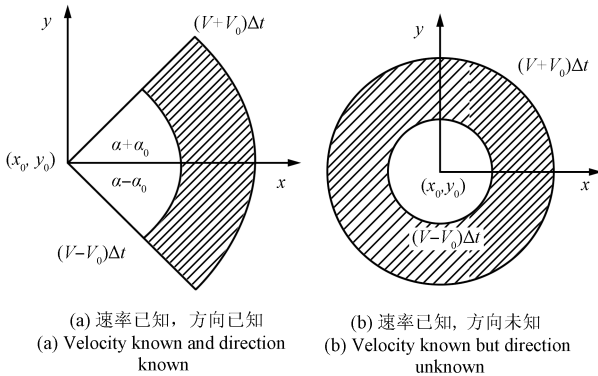


图 2 时延后目标潜在分布

Fig. 2 The distribution of the target under time delay

令  $x_0$  和  $y_0$  表示  $t_0$  时刻目标位置的  $x$  分量和  $y$  分量,  $x_t$  和  $y_t$  为  $t$  时刻的对应分量. 做以下假设: 1) 目标位置在  $x$  和  $y$  方向上保持独立; 2) 若  $t_0$  和  $t$  时差较大, 则认为目标移动是分阶段的. 令  $m$  表示  $t$  时刻与  $t_0$  之间的时间步长  $\Delta t'$  的数目, 即  $\Delta t = m\Delta t'$ ; 3) 加速度在每个时间步长  $\Delta t'$  内保持不变, 即为具有相同方差  $\xi$  的高斯白噪声序列; 4) 目标移动速度大小和方向相互独立, 均服从高斯分布.

在此基础上, 设目标分布在潜在运动区域的概率密度函数为

$$f\{(x_t, y_t)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{-(x_t-x_0)^2+(y_t-y_0)^2}{2\delta^2}} e^{-\frac{-(\arctan(x_t/y_t)-\alpha)^2}{2\delta_\alpha^2}}}{2\pi\delta^2} \quad (4)$$

其中,  $u_x = x_0 + V_x m\Delta t'$ ,  $u_y = y_0 + V_y m\Delta t'$ ,  $\delta^2 = (4m^3 - m)\xi\Delta t'^4/12$ ,  $\delta_\alpha$  设为常数.

这可以分为三种具体情形:

1)  $(x_0, y_0)$  已知,  $(V_x, V_y)$  完全未知

设目标初始位置服从以  $(x_0, y_0)$  为中心的二维正态分布  $N(0, \delta_0^2)$ , 且  $x$  和  $y$  方向的伸缩系统相同, 则初始位置的联合概率密度可表示为

$$f\{(x_t^0, y_t^0)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{-(x_t^0-x_0)^2+(y_t^0-y_0)^2}{2\delta_0^2}}}{2\pi\delta_0^2} \quad (5)$$

假定经过  $\Delta t$  后无人机才进入任务区域. 此时, 目标运动到了图 2(b) 中的潜在区域, 设其位置为  $(x_t^e, y_t^e)$ , 由式 (4) 知此时目标位置服从二维正态分布  $N(0, \delta_e^2)$ , 则目标在潜在区域的概率密度函数为

$$f\{(x_t^e, y_t^e)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{-(x_t^e-x_0)^2+(y_t^e-y_0)^2}{2\delta_e^2}}}{2\pi\delta_e^2} \quad (6)$$

其中,  $u_x = x_t^0$ ,  $u_y = y_t^0$ ,  $\delta_e^2 = (4m^3 - m)\xi\Delta t'^4/12$ . 由于  $(x_t^0, y_t^0)$  和  $(x_t^e, y_t^e)$  相互独立且同分布, 所以  $(x_t^0 + x_t^e, y_t^0 + y_t^e)$  服从二维正态分布  $N(0, \delta_e^2 + \delta_e^2)$ . 则目标位置的联合概率密度函数为

$$f\{(x_t^e, y_t^e)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{-(x_t^e-x_0)^2-(y_t^e-y_0)^2}{2(\delta_0^2+\delta_e^2)}}}{2\pi(\delta_0^2+\delta_e^2)} \quad (7)$$

2)  $(x_0, y_0)$  已知,  $(V_x, V_y)$  模、方向未知

当  $(x_0, y_0)$  已知  $(V_x, V_y)$  的模已知时, 目标位置的不确定由运动方向造成. 则经过  $\Delta t$  时间后, 目标将会形成以圆心为  $(x_0, y_0)$ 、半径为速度  $\tilde{V}$  与  $\Delta t$  乘积的圆弧上的点为均值的高斯分布的目标转移概率密度函数, 如图 3 所示.

假定目标作匀速运动, 则目标可能位于图 2(b) 中的潜在区域. 此时, 由式 (4) 可以得到速度大小已知, 运动方向在  $[0, 2\pi)$  均匀分布情况下目标分布的概率密度函数为

$$f\{(x_t^e, y_t^e)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{-(x_t^e-x_0)^2-(y_t^e-y_0)^2}{2\delta_e^2}}}{2\pi\delta_e^2} \quad (8)$$

其中,  $u_x = x_0 + \tilde{V}_x m\Delta t'$ ,  $u_y = y_0 + \tilde{V}_y m\Delta t'$ ,  $\delta_e^2 = (4m^3 - m)\xi\Delta t'^4/12$ .

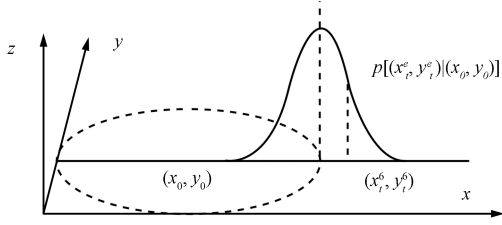


图3 目标的转移概率分布

Fig. 3 The probability distribution of the target

3)  $(x_0, y_0)$  已知且  $(V_x, V_y)$  已知

当  $(x_0, y_0)$ 、 $(V_x, V_y)$  已知时, 设目标匀速运动, 速度大小为  $\tilde{V}$ , 方向为  $\alpha$ . 此时则目标可能位于图 2(a) 中的潜在区域. 由于  $\alpha$  为情报数据, 设其偏差为  $\alpha_0$ , 且  $\alpha_0$  服从  $N(0, \delta_\alpha^2)$  正态分布. 由式 (4) 可得目标初始位置、运动速度均已知情况下目标位置分布的概率密度函数为

$$f\{(x_t, y_t)|(x_0, y_0)\} = \frac{e^{-\frac{(x_t - u_x)^2 - (y_t - u_y)^2}{2\delta_e^2}} e^{-\frac{(\arctan(\frac{x_t}{y_t}) - \alpha)^2}{2\delta_\alpha^2}}}{2\pi\delta_e^2} \quad (9)$$

其中,  $u_x = x_0 + \tilde{V}_x m \Delta t'$ ,  $u_y = y_0 + \tilde{V}_y m \Delta t'$ ,  $\delta_e^2 = (4m^3 - m)\xi \Delta t'^4 / 12$  设为常数.

对于初始先验目标信息, 根据情况的不同, 分别对应以上三种情形对其初始化前的分布转移进行预测, 得到初始化的 MTPM.

### 1.2.2 基于贝叶斯准则的 MTPM 动态更新

设无人机  $n$  的视场范围内的栅格的动态集合为  $\Phi_n$ . 由贝叶斯公式可知, 当无人机  $n$  报告在其  $\Phi_n$  内发现目标时, 栅格  $g_{ij}$  有目标的概率为

$$P(S_{g_{ij}}|B_{\Phi_n}) = \frac{P(B_{\Phi_n}|S_{g_{ij}})P(S_{g_{ij}})}{P(B_{\Phi_n})} \quad (10)$$

其中,  $S_{g_{ij}}$  表示事件有目标位于栅格  $g_{ij}$  处,  $B_{\Phi_n}$  表示事件无人机  $n$  探测到目标,  $P(S_{g_{ij}})$  和  $P(B_{\Phi_n})$  分别为对应事件的发生概率,  $P(B_{\Phi_n}|S_{g_{ij}})$  表示有目标位于栅格  $g_{ij}$  处时, 无人机  $n$  探测到目标的概率,  $P(S_{g_{ij}}|B_{\Phi_n})$  表示无人机  $n$  探测到目标时有目标位于栅格  $g_{ij}$  处的概率. 设在  $\Phi_n$  内包含  $N_n$  个网格, 此时,  $P(B_{\Phi_n}|S_{g_{ij}})$  可以这样表示:

$$P(B_{\Phi_n}|S_{g_{ij}}) = 1 - P(\bar{B}_{\Phi_n}|S_{g_{ij}}) =$$

$$P(S_{g_{ij}}|B_{\Phi_n}) = \begin{cases} \frac{P(S_{g_{ij}})(1 - \bar{P}_{FAn}^N)}{\sum_{g_{i'j'} \in \Phi_n} P(g_{i'j'}) (1 - \bar{P}_{FAn}^N) + \sum_{g_{i'j'} \notin \Phi_n} P(g_{i'j'}) (1 - \bar{P}_{FAn}^N)}, & g_{ij} \notin \Phi_n \\ \frac{P(S_{g_{ij}})(1 - \bar{P}_{FAn}^N)}{\sum_{g_{i'j'} \in \Phi_n} P(g_{i'j'}) (1 - \bar{P}_{FAn}^N) + \sum_{g_{i'j'} \notin \Phi_n} P(g_{i'j'}) (1 - \bar{P}_{FAn}^N)}, & g_{ij} \in \Phi_n \end{cases} \quad (16)$$

$$1 - \prod_{n=1}^{N_n} P(\bar{F}_{g_{i'j'}}|S_{g_{ij}}) \quad (11)$$

其中,  $P(\bar{F}_{g_{i'j'}}|S_{g_{ij}})$  表示有目标位于栅格  $g_{ij}$  时, 无人机  $n$  在栅格  $g_{i'j'}$  没有探测到目标的概率. 对于该事件, 如果有目标位于栅格  $g_{ij}$  处, 则为传感器漏检, 令其概率为  $\bar{P}_{Fn}$ ; 如果没有目标在栅格  $g_{ij}$  处, 则为正常事件, 令其概率为  $\bar{P}_{FAn}$ . 于是有:

$$P(\bar{F}_{g_{i'j'}}|S_{g_{ij}}) = \begin{cases} \bar{P}_{FAn}, & g_{i'j'} \neq g_{ij} \\ \bar{P}_{Fn}, & g_{i'j'} = g_{ij} \end{cases} \quad (12)$$

对于  $\Phi_n$  内的  $N_n$  个栅格, 如果目标位于栅格  $g_{ij}$  中,  $g_{ij}$  在  $\Phi_n$  范围内, 则无人机仅在  $g_{ij}$  栅格探测错误, 概率为  $\bar{P}_{Fn}$ , 在其他栅格中为正常探测不到; 如果目标位于栅格  $g_{ij}$ , 但  $g_{ij}$  不在  $\Phi_n$  内范围内, 则在所有栅格中均为正常探测不到. 故有:

$$\prod_{n=1}^{N_n} P(\bar{F}_{g_{i'j'}}|S_{g_{ij}}) = \begin{cases} \bar{P}_{FAn} \times \cdots \times \bar{P}_{FAn} \times \bar{P}_{FAn}, & g_{ij} \notin \Phi_n \\ \bar{P}_{FAn} \times \cdots \times \bar{P}_{FAn} \times \bar{P}_{Fn}, & g_{ij} \in \Phi_n \end{cases} \quad (13)$$

综合式 (11) 和 (13) 可得:

$$P(B_{\Phi_n}|S_{g_{ij}}) = \begin{cases} 1 - \bar{P}_{FAn}^N, & g_{ij} \notin \Phi_n \\ 1 - \bar{P}_{FAn}^{N-1} \times \bar{P}_{Fn}, & g_{ij} \in \Phi_n \end{cases} \quad (14)$$

同时, 根据基本概率理论有:

$$P(B_{\Phi_n}) = \sum_{g_{i'j'} \in \Phi_n} P(B_{\Phi_n}|S_{g_{i'j'}})P(S_{g_{i'j'}}) + \sum_{g_{i'j'} \notin \Phi_n} P(S_{g_{i'j'}})P(B_{\Phi_n}|S_{g_{i'j'}}) = \sum_{g_{i'j'} \in \Phi_n} P(S_{g_{i'j'}})(1 - \bar{P}_{FAn}^N) + \sum_{g_{i'j'} \notin \Phi_n} P(S_{g_{i'j'}})(1 - \bar{P}_{Fn} \times \bar{P}_{FAn}^{N-1}) \quad (15)$$

综合式 (10)、(14) 和 (15) 可得  $P(S_{g_{ij}}|B_{\Phi_n})$  计算式 (16).

式 (16) 为当无人机  $n$  报告在其  $\Phi_n$  内发现目标时, 栅格  $g_{ij}$  的后验目标存在概率计算方法. 在搜索过程中, 当无人机探测到目标时, 向友机广播该信息. 能够感知到该信息的无人机都根据式 (16) 更新全局目标存在概率, 得到动态的本地 MTPM.

## 2 具有可控回访能力的 DPM 及其运算机理

### 2.1 定义 DPM

自然界中, 蚂蚁会释放信息素进行协同. 模拟该特征, 称定义在栅格中具备生物信息素的传播、挥发等特性, 并对邻近栅格无人机具备吸引或排斥等能力的动态标量为数字信息素<sup>[14]</sup>. 通过对全局栅格赋予信息素值, 可以构建一个数字势场. 如果每架无人机通过感知势场的状态进行规划决策, 无人机的行为反过来再对势场状态产生影响, 则最终可以产生协调的行为结果<sup>[15]</sup>.

要产生较好的协同搜索效率, 数字信息素的运算机理至关重要. 与 MTPM 类似, 数字信息素运算包括初始化和动态计算. 在文献 [10] 中, 数字信息素动态计算方法为: 1) 释放规律为: 当无人机在  $t$  时刻运动到某网格时, 根据对该栅格的判断释放吸引或排斥信息素, 使该栅格吸引或排斥其他无人机; 2) 交互规律为

$$H_{ij}(t+1) = \tau_H \cdot H_{ij}(t) + \sum_{N_k} (\Delta H_A + \Delta H_I) \quad (17)$$

其中,  $H_{ij}(t)$  为  $t$  时刻数字信息素值,  $\tau_H$  为挥发因子,  $\Delta H_A$  为邻近栅格传播来的吸引信息素,  $\Delta H_I$  为传播来的排斥信息素. 文献 [10] 还引用文献 [14] 中关于  $\Delta H_A$  和  $\Delta H_I$  的计算公式, 这里不赘述. 该方法较好地实现了机间协同.

在以文献 [10] 为代表的相关文献中, 吸引与排斥信息素的使用有以下共同点: 1) 作用形式相同, 都是“无人机释放→信息素自操作→作用于无人机”, 本质上都是无人机对机群的作用; 2) 操作规律相同, 两种信息素都遵循传播、挥发等演变规律; 3) 计算方法相同, 表现为信息素的解析形式一致, 只是参数取值不同. 因此本文认为, 吸引与排斥信息素虽然对无人机的作用相反, 但作用规律在本质上是相同的, 可以用一个变量代替.

同时, 如引言所述, 在关于无人机协同搜索的文献中, 已有搜索方法对时敏动态目标的捕获能力较低. 本文认为其根本原因是, 没有针对时敏动态目标特性设计专门的搜索策略. 基于对数字信息素已有研究的分析和已有搜索方法的局限, 本文提出以下策略以增大对动态目标的捕获能力: 将吸引信息素设计为吸引无人机对全局栅格进行可控回访的引导

项, 以增大对运动目标的捕获概率. 此时, 吸引和排斥信息素的更新机制不再相同, 需要分别设计计算方法; 同时, 为便于决策使用, 定义 DPM 为

$$H_n(t) = \{s_{ij} = \alpha \cdot s_a(g_{ij}, t) - \beta \cdot s_r(g_{ij}, t) | V_n, \\ i = 1, 2, \dots, d_w, \quad j = 1, 2, \dots, d_l, \\ n = 1, 2, \dots, N_V, \quad t > 0\} \quad (18)$$

其中,  $H_n(t)$  为 DPM 的矩阵形式,  $s_a(g_{ij}, t)$  和  $s_r(g_{ij}, t)$  为  $t$  时刻栅格  $g_{ij}$  中的吸引和排斥信息素值,  $\alpha, \beta$  为加权系数.

DPM 运算机理的关键是吸引和排斥信息素的初始化与动态计算方法. 本文中初始化时, 令所有栅格的吸引信息素强度为  $s_a(g_{ij}, t_0)$ , 排斥信息素强度为  $s_r(g_{ij}, t_0)$ . 动态计算方法设计如第 2.2 节所示.

### 2.2 考虑可控回访的 DPM 更新机理

规定数字信息素都能够进行定量释放、传播、挥发等操作, 即: 可以被定量释放到栅格中, 自然状态下会随时间挥发至零值, 其强度会向邻近栅格传递. 为描述其操作过程, 定义 4 个参数: 吸引信息素传播系数  $G_a$ 、排斥信息素传播系数  $G_r$ 、吸引信息素挥发系数  $E_a$  和排斥信息素挥发系数  $E_r$ .

#### 步骤 1. 吸引信息素更新机理

设:

$$N_p = \begin{bmatrix} n_{1,1} & n_{1,2} & \dots \\ n_{2,1} & n_{2,2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

为栅格受访状态阵, 记录栅格的被访问状态,  $n_{i,j}$  为上个周期内无人机飞过栅格  $g_{ij}$  的总次数,  $n_{i,j} \geq 0$ . 该区域优先级为  $p_i$ . 若上一周期内栅格  $g_{ij}$  被访问次数  $n_{i,j} \neq 0$ , 则  $s_a(g_{ij}, t+1) = 0$ , 转为计算排斥信息素强度; 若  $n_{i,j} = 0$ , 则计算  $s_a(g_{ij}, t+1)$ .

设  $k_{i,j}$  为栅格  $g_{ij}$  的吸引信息素开关系数,  $t$  为当前时刻,  $t_{i,j}$  为栅格  $g_{ij}$  的上次受访问时刻,  $T_0$  为重访时限. 若  $t - t_{i,j} \leq (T_0/p_i)$ ,  $k_{i,j} = 0$ ; 若  $t - t_{i,j} > (T_0/p_i)$ , 则  $k_{i,j} = 1$ . 每个周期内, 计算得到吸引信息素开关阵  $K$ :

$$K = \begin{bmatrix} k_{1,1} & k_{1,2} & \dots \\ k_{2,1} & k_{2,2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

在此基础上, 建立当前栅格的吸引信息素的动态更

新规则为

$$s_a(g_{ij}, t) = (1 - E_a)[(1 - G_a)(s_a(g_{ij}, t - 1) + k_{ij}p_i d_a(g_{ij}, t)) + g_a(g_{ij}, t)] \quad (19)$$

其中,  $d_a(g_{ij}, t)$  为栅格自主释放的吸引信息素量.  $g_a(g_{ij}, t)$  为  $(t - 1, t]$  时间内从邻近栅格传入的吸引信息素量.  $s_a(g_{ij}, t - 1)$  代表上一个循环周期末栅格  $g_{ij}$  的吸引信息素强度. 式 (19) 中,

$$g_a(g_{ij}, t) = \frac{1}{L_{N(p)}} \sum_{g_{xy} \in U} G_a[s_a(g_{xy}, t - 1) + d_a(g_{xy}, t)] \quad (20)$$

其中,  $g_{xy} \in U$  为栅格  $p_{ij}$  的邻近栅格,  $L_{N(p)}$  为邻近栅格的总数. 式 (20) 的含义是, 传播到当前栅格的吸引信息素,  $L_{N(p)}$  是所有邻近栅格对外传播总量的加权和.

### 步骤 2. 排斥信息素更新机理

与吸引信息素计算类似, 建立当前栅格的排斥信息素的动态更新规则为

$$s_r(g_{ij}, t) = (1 - E_r)[(1 - G_r)(s_r(g_{ij}, t - 1) + n_{ij}d_r(g_{ij}, t)) + g_r(g_{ij}, t)] \quad (21)$$

其中,  $d_r(g_{ij}, t)$  为无人机访问后的排斥信息素释放量,  $g_r(g_{ij}, t)$  为  $(t - 1, t]$  时间内传入的排斥信息素量,  $s_r(g_{ij}, t - 1)$  代表上一个循环周期末栅格  $g_{ij}$  的排斥信息素强度. 式 (21) 中,

$$g_r(g_{ij}, t) = \frac{1}{L_{N(p)}} \sum_{g_{xy} \in U} G_r[s_r(g_{xy}, t - 1) + d_r(g_{xy}, t)] \quad (22)$$

式 (22) 的含义是, 传播到当前栅格的排斥信息素, 是邻近栅格对外传播总量的加权和.

在以上更新机理中, 吸引信息素计算方法中的开关矩阵  $K$  是实现对任务子区域可控回访的关键. 理论上, DPM 基于吸引信息素和排斥信息素进行计算, 可以在实现机间协同的同时, 引导无人机实现对任务子区域的可控回访.

## 3 基于滚动时域控制的协同搜索决策

滚动时域控制中的滚动优化决策思想与搜索决策的特征十分相似, 且通过滚动时域长度的设置能够避免无人机决策陷入局部最优. 这里在 MTPM 和 DPM 的基础上, 建立无人机广域目标搜索决策的 MDR 方法.

### 3.1 基于滚动时域控制的决策模型

假定无人机协同搜索系统的离散时间状态方程为

$$x(k + 1) = f(x(k), u(k)) \quad (23)$$

其中,  $k$  为离散时刻,  $x(k)$  为无人机协同搜索系统的状态,  $u(k)$  为该系统的控制输入,  $f$  为输入到输出的作用关系.  $x(k)$  和  $u(k)$  包含所有无人机的状态和输入:

$$\begin{aligned} x(k) &= (x_1(k), x_2(k), \dots, x_{N_v}(k)) \\ u(k) &= (u_1(k), u_2(k), \dots, u_{N_v}(k)) \end{aligned} \quad (24)$$

由于在协同搜索系统中无人机的状态方程是独立的、控制是解耦的, 因此, 搜索决策的总体性能指标可以表示为

$$J(X(k), U(k)) = \sum_{i=1}^{N_v} \gamma_i J(X_i(k), X_{-i}(k) | U_i(k)) \quad (25)$$

其中,  $X(k)$  为所有无人机的预测状态集,  $U(k)$  为所有无人机的预测输入集,  $\gamma_i > 0$  为加权系数,  $X_i(k)$  为无人机  $v_i$  的预测状态集  $x_i(k), x_i(k + 1), \dots, x_i(k + N - 1)$ ,  $U_i(k)$  为其预测输入集  $u_i(k), u_i(k + 1), \dots, u_i(k + N - 1)$ ,  $X_{-i}(k)$  为其能感知的邻近无人机的预测状态集. 此时, 无人机协同搜索决策可以分解为  $N_v$  个小规模局部有限时域优化决策问题, 对于无人机  $v_i$ , 其局部预测控制模型为

$$\begin{aligned} \tilde{U}_i(k) &= \arg \max_{U_i(k)} J(X_i(k), X_{-i}(k), U_i(k)) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} x_i(k + q) = f(x_i(k + q - 1|k), u_i(k + q - 1|k)) \\ x_i(k|k) = x_i(k) \\ u_i(k + q|k) \in \Theta \\ x_i(k + N|k) \in \Xi_{if} \\ q = 1, 2, \dots, N, i = 1, 2, \dots, N_v \end{cases} \end{aligned} \quad (26)$$

其中,  $\Theta$  为无人机的容许输入集, 由  $\Xi_{if}$  表示无人机  $v_i$  的终端状态约束集. 无人机  $v_i$  通过该模型可得  $k$  时刻控制序列  $\tilde{U}_i(k) = (\tilde{u}_i(k), \tilde{u}_i(k + 1), \dots, \tilde{u}_i(k + N - 1))$ . 将  $\tilde{u}_i(k)$  作为  $k$  时刻的控制输入. 无人机  $v_i$  执行指令  $\tilde{u}_i(k)$ , 直到  $k + 1$  时刻指令  $\tilde{u}_i(k + 1)$  的驱动介入. 下面设计性能指标  $J(X_i(k), X_{-i}(k), U_i(k))$ 、约束集  $\Theta$  和  $\Xi_{if}$  的具体形式, 以及模型求解方法.

### 3.2 协同搜索决策的性能指标

本文认为, 无人机协同搜索至少应该考虑以下三个指标: 协同搜索大系统发现目标的概率最大、最大限度地避免传感器资源浪费、完成任务的代价最小, 针对这三个指标, 定义目标收益  $J_A$ 、协同收益  $J_B$  和搜索代价  $J_C$ . 基于 MTPM 和 DPM, 建立  $J_A, J_B, J_C$  的解析描述如下:

1) 无人机  $v_i$  本地决策的目标收益  $J_A$

$$J_A(k) = \sum_{j \in N_i} \sum_{q=1}^N e^{(p_j(k+q)-\delta)} p_j(k+q) \quad (27)$$

其中,  $N_i$  为无人机  $v_i$  可以感知的无人机集合,  $p_j(k+q)$  表示无人机  $v_j$  在预测时域内第  $q$  个预测周期所处栅格位置的当前目标存在概率:  $e^{(p_j(k+q)-\delta)}$  为动态加权系数,  $\delta$  为可以认为目标存在的阈值. 显然,  $e^{(p_j(k+q)-\delta)} > 0$ . 以  $J_A(k)$  作为目标收益, 可以引导无人机前往 MTPM 中目标存在概率较大的栅格区域.

2) 无人机  $v_i$  本地决策的目标收益  $J_B$

$$J_B(k) = \sum_{j \in N_i} \sum_{q=1}^N [\alpha s_a(j, k+q) - \beta s_r(j, k+q)] \quad (28)$$

其中,  $s_a(j, k+q)$  和  $s_r(j, k+q)$  分别表示无人机  $v_j$  在预测时域内第  $q$  个预测周期内所处栅格位置的吸引和排斥信息素的强度,  $\alpha, \beta$  为加权系数. 显然,  $J_B(k)$  的计算基础为 DPM 矩阵元素. 以  $J_B(k)$  作为协同收益, 可以引导无人机前往 DPM 中数字信息素势差较大的栅格区域, 以最大限度地避免平台资源浪费.

3) 无人机  $v_i$  本地决策的目标收益  $J_C$

$$J_C(k) = \sum_{j \in N_i} \sum_{q=1}^N [(xp_j(k+q) - xp_j(k+q-1))^2 + (yp_j(k+q) - yp_j(k+q-1))^2] / v_j(k+q-1) \quad (29)$$

其中,  $xp_j(k+q), yp_j(k+q)$  和  $v_j(k+q)$  为无人机  $v_j$  在预测时域内第  $q$  个预测周期的位置和速度末值. 以  $J_C(k)$  作为搜索代价, 可以引导多无人机在完成搜索任务的过程中总体飞行代价最小.

令性能指标  $J(X_i(k), X_{-i}(k), U_i(k))$  为

$$J(X_i(k), X_{-i}(k), U_i(k)) = \lambda_1 J_A + \lambda_2 J_B + \lambda_3 J_C \quad (30)$$

其中,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为加权系数. 考虑此处是最大化问题, 令  $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0, \lambda_3 < 0$ .

### 3.3 容许输入集 $\Theta$ 和终端状态约束集 $\Xi_{if}$

首先, 建立容许输入集  $\Theta$ . 假定无人机  $v_i$  的决策输入为  $u_i(k) = (xd_i(k), yd_i(k))$ , 其中:

$$\begin{aligned} xd_i(k) &\in \left(n + \frac{1}{2}\right) \left(\frac{L}{R_s}\right) \\ yd_i(k) &\in \left(n + \frac{1}{2}\right) \left(\frac{W}{R_s}\right) \\ xd_i(k), yd_i(k) &\in \Xi = 1, 2, \dots, \frac{L}{R_s} \end{aligned} \quad (31)$$

上式含义为, 无人机的决策输入集为邻近栅格的中心坐标. 其中,  $\Xi$  为可行状态集, 由状态方程和决策周期长度决定.

其次, 建立终端状态约束集  $\Xi_{if}$ . 主要考虑群内机间防碰撞和对威胁区的规避问题.

1) 系统内机间防碰撞约束. 设无人机最小安全间距为  $d_s$ , 将该约束表述为

$$\begin{aligned} \sqrt{(xp_i(k) - xp_j(k))^2 + (yp_i(k) - yp_j(k))^2} &\geq d_s, \\ k > 0, \quad \forall_{i \neq j} i, j &\in \{1, \dots, N_v\} \end{aligned} \quad (32)$$

2) 规避威胁区约束. 定义威胁区  $m$  为无限高的圆柱体, 中心坐标为  $(ox_m, oy_m)$ , 有效威胁半径为  $R_m$ , 威胁区集合为  $O_m, m = 1, 2, \dots, N_M$ . 将该约束表述为

$$\begin{aligned} \sqrt{(xp_i(k) - ox_m)^2 + (yp_i(k) - oy_m)^2} &\geq R_m, \\ k > 0, i \in \{1, \dots, N_v\}, \quad m &\in \{1, \dots, N_M\} \end{aligned} \quad (33)$$

### 3.4 基于改进微分进化算法的模型求解

在问题的可行解空间随机初始化种群  $U^0 = \{u_1^0, u_2^0, \dots, u_{NP}^0\}$ ,  $NP$  为初始种群大小.  $u_i^0 = \{u_{i1}^0, u_{i2}^0, \dots, u_{iN_v}^0\}$  表征可行解. 对  $t$  时刻个体  $u_i^t$  实施变异操作, 得到变异个体  $v_i^{t+1}$ :

$$v_i^{t+1} = u_{r1}^t + \zeta(u_{r2}^t - u_{r3}^t) \quad (34)$$

其中,  $r1, r2, r3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$  互不相同且与  $i$  不同,  $u_{r1}^t$  为父代基向量,  $(u_{r2}^t - u_{r3}^t)$  为父代微分向量,  $\zeta$  为比例缩放因子. 对  $u_i^t$  和  $v_i^{t+1}$  进行交叉操作, 生成实验个体  $m_i^{t+1} = (m_{i1}^{t+1}, m_{i2}^{t+1}, \dots, m_{iN_v}^{t+1})^T$ :

$$m_{ij}^{t+1} = \begin{cases} v_{ij}^{t+1}, & \text{若 } \text{rand}(j) \leq R \\ u_{ij}^t, & \text{否则} \end{cases} \quad (35)$$

其中,  $\text{rand}(j) \in [0, 1]$  为随机数,  $R \in [0, 1]$  为交叉概率. 对  $m_i^{t+1}$  和  $u_i^t$  进行比较. 由于本文是最大化

问题, 这样选择新个体  $u_i^{t+1}$ :

$$u_i^{t+1} = \begin{cases} m_i^{t+1}, & \text{若 } J(m_i^{t+1}) > J(u_i^t) \\ u_i^t, & \text{否则} \end{cases} \quad (36)$$

重复以上过程, 直至出现最优解或超出最大迭代次数. 针对上述方法容易陷入局部最优的问题, 引入自适应比例因子以提高寻优能力.

采用惩罚函数修正性能指标函数. 以威胁区约束为例, 惩罚函数构建为

$$P_1(x_i(k)) = [\max\{0, (R_m - \sqrt{(xp_i(k) - ox_m)^2 - (yp_i(k) - oy_m)^2})\}]^2 \quad (37)$$

当约束条件满足时,  $P_1(x_i(k), u_i(k)) = 0$ , 否则  $P_1(x_i(k), u_i(k)) > 0$ . 以同样方式处理其他约束, 构成惩罚函数  $\mathbf{P}(x)$ . 定义惩罚因子向量  $\boldsymbol{\sigma}$ , 将指标函数修正为

$$F(x_i(k), u_i(k)) = J(x_i(k), u_i(k)) + \boldsymbol{\sigma}\mathbf{P}(x_i(k), u_i(k)) \quad (38)$$

其中,  $\boldsymbol{\sigma}$  取足够大的正数. 当通过式 (36) 多次迭代后得到问题最优解时,  $\mathbf{P}(x) \rightarrow 0$ .

令  $\zeta$  这样计算:

$$\zeta = \zeta_0 \times \frac{\sum_{n=1}^{NP} [F(x_i^{t-1}(k), u_i^{t-1}(k))]_n}{\sum_{n=1}^{NP} [F(x_i^0(k), u_i^0(k))]_n} \quad (39)$$

其中,  $\zeta_0$  为初始变异参数, 取  $\zeta_0 = 0.6$ ;  $\sum_{n=1}^{NP} [F(x_i^0(k), u_i^0(k))]_n$  为初始种群的性能指标函数数值之和,  $\sum_{n=1}^{NP} [F(x_i^{t-1}(k), u_i^{t-1}(k))]_n$  为  $t-1$  代个体的性能指标函数之和. 进化早期  $\zeta$  较大, 有利于保持个体多样性; 在进化后期  $\zeta$  逐渐减小, 有利于提高精度, 避免最优解遭到破坏.

## 4 仿真与分析

通过仿真检验 MDR 方法与已有搜索决策方法在搜索效率上的差异. 选取滚动时域长度  $N = 3$  (该值为在相关研究中通过仿真获得的最优值). 仿真设置如下:

1) 任务区域为  $20 \text{ km} \times 20 \text{ km}$ , 栅格边长  $R_s = 1000 \text{ m}$ ; 区域中有 100 个随机运动目标, 初始位置随机分布, 速度范围为  $0 \text{ m/s} \sim 30 \text{ m/s}$ , 速度变换周期为  $10 \text{ s}$ , 速率和方向在约束范围内随机选定. 设任务区域中有 3 处已知固定威胁, 其解析式为式

(40).

$$\begin{cases} f_1 = \frac{e^{-\frac{[(x-4000)^2 + (y-4000)^2]}{500^2}}}{(\sqrt{2\pi} \times 500)} \\ f_2 = \frac{e^{-\frac{[(x-3000)^2 + (y-16000)^2]}{500^2}}}{(\sqrt{2\pi} \times 300)} \\ f_3 = \frac{e^{-\frac{[(x-17000)^2 + (y-14000)^2]}{500^2}}}{(\sqrt{2\pi} \times 300)} \end{cases} \quad (40)$$

通过随机赋值得到初始 MTPM, 如图 4 所示. 此时, 为检验 MTPM 初始化方法的有效性, 同时考虑直观性, 第 4.1 节部分采用较少的目标检验了 MTPM 初始化方法的优势.

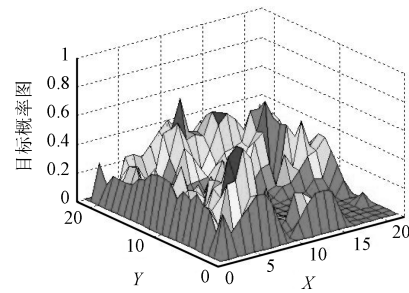


图 4 基于先验信息的初始目标概率图

Fig. 4 Initial target probability map based on prior information

2) 使用 10 架 Aerosonde 无人机执行搜索任务, 其编号为 1~10, 初始坐标在任务区域边缘随机生成. 速度范围为  $20 \text{ m/s} \sim 40 \text{ m/s}$ , 平均平飞速度  $v_{aev} = 25 \text{ m/s}$ , 传感器感知半径  $R_{sea} = 500 \text{ m}$ . 无人机预设平飞高度  $H = 300 \text{ m}$ , 无人机之间的安全距离为  $500 \text{ m}$ , 防碰撞参数  $n_{avoid} = 3$ . 防碰撞参数的含义是, 当机间距离不大于  $n_{avoid}$  倍安全距离时, 无人机开始进行规避, 以防止碰撞发生. 无人机确认目标的概率阈值为  $\delta = 0.95$ .

3) 数字信息素参数设置:  $E_a = 0.04$ ,  $G_a = 0.68$ ,  $E_r = 0.16$ ,  $G_r = 0.25$ ,  $s_a(g_{ij}, t_0) = 16$ ,  $s_r(g_{ij}, t_0) = 5$ ,  $d_a(g_{ij}, t) = 8$ ,  $d_r(g_{ij}, t) = 12$ .

4) 设仿真总时间  $3000 \text{ s}$ , 取样周期  $10 \text{ s}$ . 决策周期  $T_s = 20 \text{ s}$ , 回访问隔  $T_0 = 4T_s$ .

### 4.1 MTPM 与 TPM 的目标指示能力对比

#### 4.1.1 MTPM 与 TPM 初始化方法的目标指示能力对比

为便于观察, 用较少的先验目标信息对 MTPM 初始化方法进行仿真和检验.

首先, 观察 MTPM 初始化方法的作用过程. 图 5 为不同先验目标信息下 MTPM 的初始化结果. 其中的目标起始信息为: 1) 图 5(a), 起始位置 (10, 10), 速度未知; 2) 图 5(b), 起始位置 (10, 10), 运动速度  $4 \text{ km/h}$ , 运动方向在  $(0^\circ, 360^\circ)$  内均匀分布; 3)

图 5 (c), 起始位置 (10, 10), 运动速度 4 m/h, 运动方向 300°; 4) 图 5 (d), 4 个不同目标: 目标 1 初始位置已知、速度未知, 目标 2 初始位置、速度已知但方向未知, 目标 3 和 4 的初始位置和速度矢量均已知.

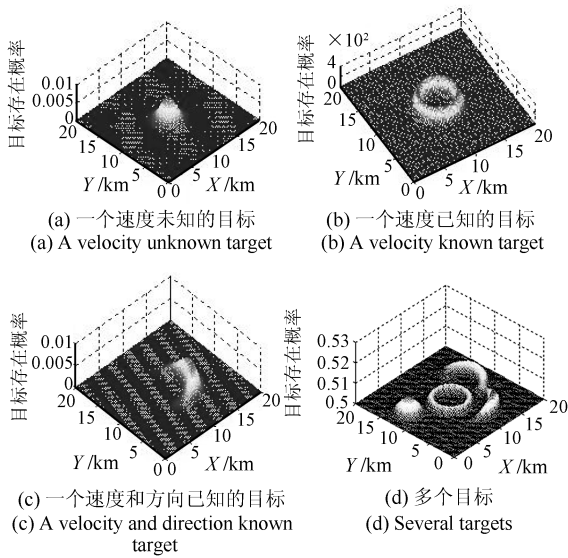


图 5 不同先验信息下的 MTPM 初始化结果

Fig. 5 Initialization of MTPM under different conditions

其次, 对比分析 MTPM 与 TPM 初始化方法的目标指示能力. 由于目标存在概率对于无人机起的是目标指示作用, 故目标概率的作用本质在于告诉无人机各个栅格的相对概率大小, 而不是绝对概率大小. 因此作如下假设: 当该栅格的目标存在概率高于全局栅格平均概率的  $n_x$  ( $n_x$  为有限正数, 此处令  $n_x = 1$ ) 倍时, 无人机认为该栅格有目标. 如引言所述, 若某区域没有目标而无人机认为有目标则称为虚警, 反之为漏检; 将其总数分别与目标总数对比, 比值分别称为虚警率和漏检率. 图 6 为 MTPM 与 TPM 在初始化时的漏检率对比, 共有 100 组仿真数据. 可以看出, 相对于 TPM 方法, MTPM 的初始化方法能够显著降低对目标的漏检率, 因此其目标指示能力更强.

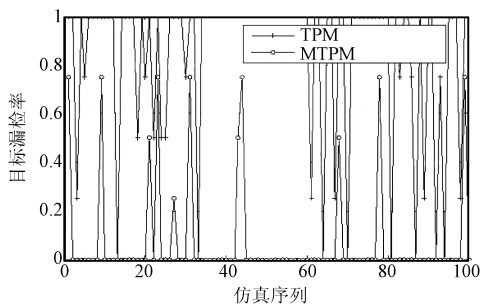


图 6 MTPM 与 TPM 的漏检率对比

Fig. 6 Target missing rate between MTPM and TPM

#### 4.1.2 MTPM 与 TPM 动态计算方法目标指示能力对比

初始目标概率采用图 4 的数据. 无人机按照 MDR 方法进行搜索决策, 对比 MTPM 和 TPM 的动态计算方法的目标指示能力. 进行 50 次仿真, 对比 1500 s 时刻两种方法在全局范围内的虚警率和漏检率. 图 7 为仿真结果.

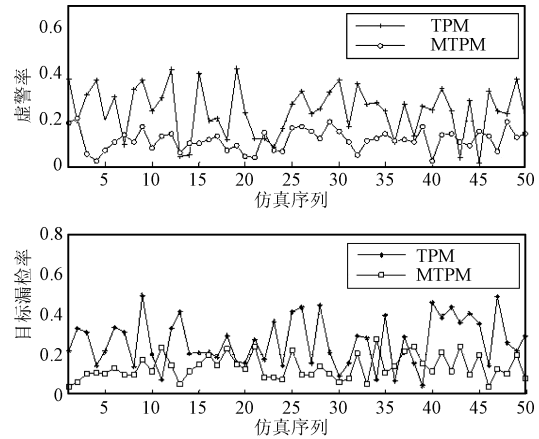


图 7 MTPM 与 TPM 的虚警率和漏检率对比

Fig. 7 Target false alarm rate and missing rate between MTPM and TPM

从图 7 中可以看出, MTPM 对目标的虚警率和漏检率都小于 TPM. 其中, TPM 的虚警率均值为 0.26, MTPM 的虚警率均值为 0.11, TPM 的漏检率均值为 0.29, MTPM 的漏检率均值为 0.16. 因此, 本文建立的 MTPM 及其计算方法对于降低无人机对目标的虚警率和漏检率是相对有效的, 目标指示能力更强.

#### 4.2 DPM 的可控回访能力检验

本文建立的 DPM 及其运算机理、使用策略与传统相关研究的主要区别是设计了对任务子区域进行可控回访的能力, 以应对时敏目标搜索问题. 这里检验 DPM 的可控回访能力, 由于只检验可控回访能力, 令式 (30) 中的参数  $\lambda_1 = \lambda_3 = 0$ . 设回访率为多机正在重访的栅格数与当前时刻需要重访的栅格数的比值. 当前时刻需要重访的栅格数的计算方法为: 当前时刻距离上次访问时间超过重访时间阈值  $T_0$  的栅格的总数. 对比以下 4 组参数下多机系统的回访能力见表 1. 其中, 基准参数组为作者在相关研究中通过仿真计算得到的, 理论上为最优参数组.

对于每组参数, 进行 50 次仿真取其均值, 图 8 为仿真结果. 从图 8 中可以得出以下结论: 1) 基于 DPM 进行决策, 多机系统对任务区域具有一定的回访能力; 2) 回访率是先升后降的过程, 然后趋于在一个常值附近振荡, 且均值小于该常值. 经数据计算,

回访率趋于常值的开始时刻约为 1700s, 且此常值为 0.026; 3) 在 4 组参数中, 基准参数组的回访率高于其他三组参数下的回访率, 且回访率变化较为平稳, 尤其是到达 1700s 后, 基本维持在 0.026 附近. 这也从侧面证明了基准参数组的回访能力是最优的. 综上所述, DPM 使无人机协同搜索系统获得了可随参数变化的回访能力.

表 1 4 组参数下多机系统的回访能力对比表  
Table 1 Time complexity of different methods

组别	参数值
基准参数组	$E_a = 0.04, G_a = 0.68, E_r = 0.16, G_r = 0.25$
参数组 2	$E_a = 0.50, G_a = 0.68, E_r = 0.16, G_r = 0.25$
参数组 3	$E_a = 0.04, G_a = 0.50, E_r = 0.16, G_r = 0.25$
参数组 4	$E_a = 0.04, G_a = 0.68, E_r = 0.50, G_r = 0.25$

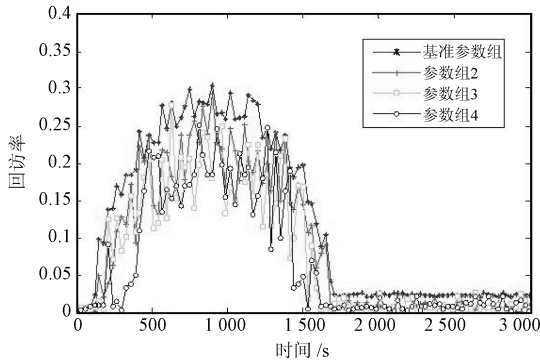


图 8 无人机基于 DPM 进行搜索决策时的回访能力  
Fig. 8 Revisiting ability to sub areas of the search system

### 4.3 基于 MDR 策略的搜索系统的搜索效率

#### 4.3.1 搜索过程的实现

图 9 为 500s、1000s、1500s 和 3000s 时刻的搜索航迹截图. 可以看出, 随着时间的推进, 无人机搜索群将会逐步搜索整个任务区域.

图 10 为其中 4 架无人机的 6 组相互间距的变化曲线. 从图 10 中可以看出, 无人机的最大距离在 20km 以上, 最小距离在 1.65 km 以上, 即机间距始终在 1.5 km 之上, 达到了防碰撞参数的要求.

#### 4.3.2 搜索系统的遍历能力

分析 MDR 方法对任务区域的遍历能力. 将 MDR 方法与传统方法进行对比, 仿真采用蒙特卡洛仿真思想取 50 次仿真平均值, 结果见图 11 所示.

由图 11 可知, 扫描线法对任务区域的遍历能力是线性增长的, 高于非固定搜索模式. 但是固定搜索模式由于不能对感兴趣的区域进行快速的进一步探测感知, 对于静态、动态目标搜索都是不适用的, 因此, 固定模式在此处只是一个参照物, 而不是对比的对象.

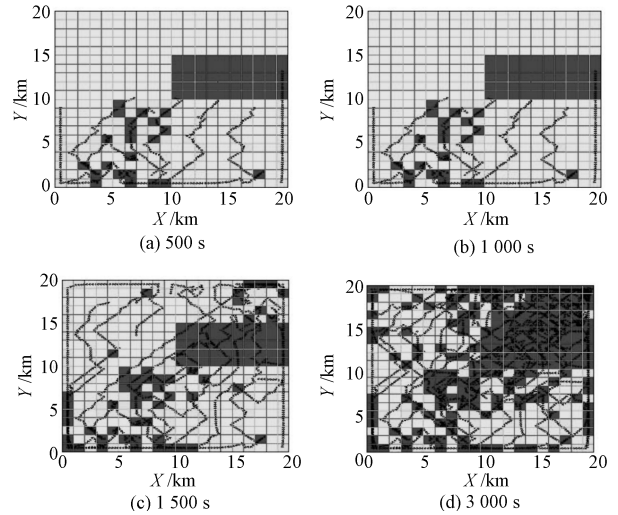


图 9 无人机协同广域目标搜索航迹

Fig. 9 Flight path of multi-UAV cooperative search

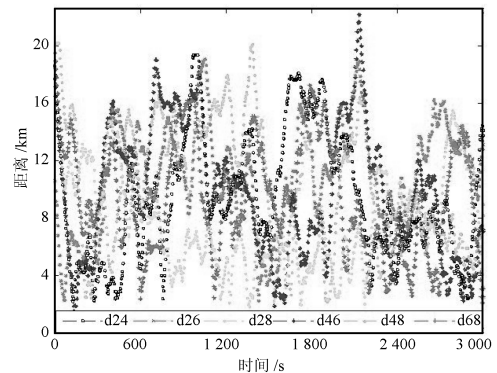


图 10 无人机间距变化曲线

Fig. 10 Spacing between UAVs in the group

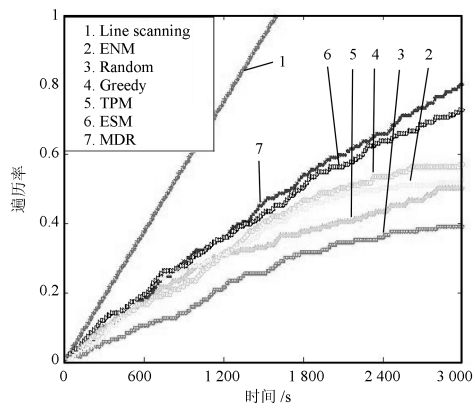


图 11 MDR 方法与几种经典搜索方法的遍历能力对比  
Fig. 11 Comparison of traversing ability of MDR and several classic methods

分析图 11 可以看出: 1) 非固定模式协同搜索的遍历率的增长率随时间降低; 2) 仿真结束时, MDR 方法的遍历率约为 80%, 优于 Greedy 方法、ENM

方法、ESM 方法等传统搜索决策方法. 需要指出的是, 由于增长率的降低, 各种搜索方法很难达到 100% 遍历率, MDR 方法也不例外.

#### 4.3.3 搜索系统的回访能力

分析 MDR 方法对任务区域的回访能力. 在仿真初始设置中, 定义栅格颜色随着访问次数的增加按照白、黑依次改变. 从图 9 中可以清晰辨别, 随着时间的推移, 栅格区域的颜色总体由白色向黑色转变, 最终趋势是全部变成黑色. 这说明, 无人机对栅格的总体回访次数在不断增加, 即基于 MDR 方法的无人机协同搜索系统具有对任务区域的回访能力.

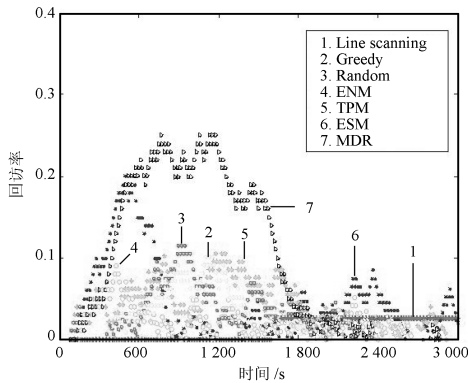


图 12 MDR 方法与几种经典搜索方法的回访能力对比  
Fig. 12 Comparison of revisiting ability of MDR and several classic methods

对比 MDR 方法与传统方法的回访能力. 仿真采用蒙特卡洛仿真思想, 结果取 50 次仿真的平均值, 结果见图 12 所示. 从图 12 中可以看出: 1) 固定模式只有在对整个任务区域完成一次扫描后, 回访率才不为 0, 且为一恒定值 0.026; 2) 非固定搜索模式的回访率在对任务区域完成扫描前的回访率是先上升后下降的过程, 且稳定后的回访率在 0.026 附近摆动, 且均值略小于 0.026; 3) 在非固定搜索模式中, 在完成全部遍历之前, MDR 方法的回访率始终优于传统搜索方法, 在基本完成遍历之后, 回访率相当, 且均值略小于 0.026.

MDR 方法的回访率在前期高于传统方法的定性原因是: 1) 在 MDR 方法中, 搜索过程开始  $T_0$  秒后, 无人机进行搜索决策时就会考虑对任务区域的回访. 2) 其他方法由于仅受目标概率图等目标引导机制的作用, 容易对某些区域进行不可控、具有随机性的过度访问, 使得多无人机系统对某些栅格的访问率很高, 而对大多数栅格区域访问较少, 使得全局的平均回访率较低.

#### 4.3.4 搜索系统的搜索效率

分析 MDR 方法的广域目标搜索效率. 在上述

仿真过程中, 当无人机探测到可疑目标且其后验概率高于阈值, 则认为无人机探测到目标. 仿真结果取 50 次仿真的平均值, 结果如图 13 所示. 经分析可知: 1) 在仿真初始阶段 (遍历率较低时), 各种搜索方法的效率相当, 曲线斜率接近  $1/1600$ , 即平均每秒发现  $1/16$  个目标, 且 MDR 方法略优于其他方法; 2) 随着时间的推移, 各种方法对运动目标的捕获效率发生较大偏差; MDR 方法显著优于传统 ESM 方法、TPM 方法和 ENM 方法, 更优于扫描线法、随机搜索等传统方法; 3) 在 3000s 时刻, MDR 方法、ESM 方法、TPM 方法的捕获率分别约为 76%, 70%, 52%.

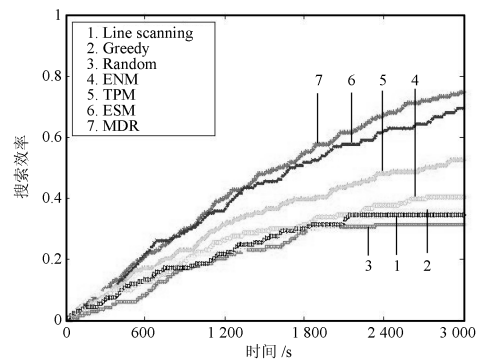


图 13 MDR 方法与传统方法的目标搜索效率对比  
Fig. 13 Comparison of target search efficiency of MDR and several classic methods

MDR 方法效率较高的定性原因是: 1) MTPM 对目标概率的计算能够显著降低对目标的虚警率和漏检率, 从而更有效地引导无人机趋向目标, 增大发现概率. 2) DPM 机制能保证较强的遍历能力和回访能力. 回访率高能够提高对快速目标的搜索能力, 遍历率高能够提高对慢速目标的搜索能力. 综合起来, 对于运动状态随机的目标群, MDR 方法的搜索效率会较高.

#### 4.3.5 搜索决策的时效性分析

进一步, 分析无人机分布式决策的计算时间. 在上述仿真过程中, MDR 方法、ESM 方法、ENM 方法和 TPM 方法在一步滚动优化中的优化变量个数约为 210 个、320 个、60 个和 40 个. 图 14 为 4 种决策算法在 50 次仿真中的计算时间对比曲线. 从图 14 中可知: 1) MDR 方法与 ESM 方法的计算时间长于 ENM 和 TPM 等简单方法; 2) MDR 方法比 ESM 方法的实时性略优. 因此, MDR 方法在计算时间方面也具有相对优势, 这对于提高协同搜索系统对动态环境的适应能力具有一定意义.

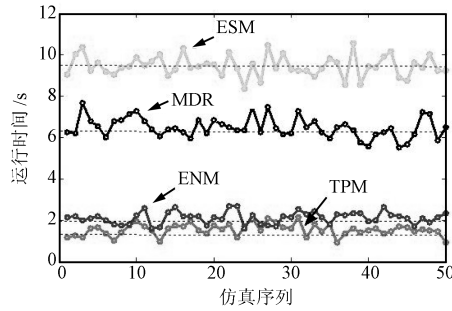


图 14 不同搜索决策算法的计算时间对比

Fig. 14 Comparison of run time of MDR and several classic methods

## 5 结论

1) 建立了基于分布概率预测和贝叶斯准则的 MTPM 及其运算机理; 定义了 DPM, 建立了考虑可控回访的 DPM 运算机理; 在此基础上, 基于滚动优化决策思想建立了无人机协同搜索 MDR 决策方法.

2) 本文没有考虑传感器对目标的识别时间问题. 在实际情况中, 如果传感器在可疑目标上的扫描时间不够长, 可能导致丢失本该发现的目标.

3) 下一步研究需建立一种简洁的目标跟踪决策方法, 用以保证无人机对可疑目标的扫描时间, 提高搜索效率. 特别地, 还应考虑多机协同目标跟踪的情形.

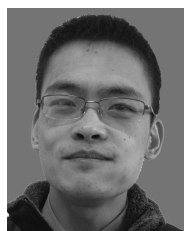
## References

- Office of the Secretary of Defense. *Unmanned Aircraft Systems Roadmap 2005–2030*. Washington D. C.: Department of Defense, 2005
- Office of the Secretary of Defense. *Unmanned Systems Roadmap 2007–2032*. Washington D. C.: Department of Defense, 2007
- Office of the Under Secretary of Defense. *Defense Science Board Study on Unmanned Aerial Vehicles and Uninhabited Combat Aerial Vehicles*. Washington D. C.: Office of the Under Secretary of Defense for Acquisition, Technology, and Logistics, 2004
- Office of the Under Secretary of Defense. *Defense Science Board Study on Unmanned Aerial Vehicles and Uninhabited Combat Aerial Vehicles*. Washington D. C. Department of Defense, 2004
- Yang Li-Feng. Take perspective in the future UAV battle from deployment of the global hawk in the Asian Pacific. *Ground Defense Weapon*, 2005, (4): 44–46  
(杨黎峰. 从美军亚太部署“全球鹰”透视未来无人机战场. 地面防空武器, 2005, (4): 44–46)
- Shen Yan-Hang, Zhou Zhou, Zhu Xiao-Ping. Method of cooperative control for UAVs using search theory. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2006, **24**(3): 367–370  
(沈延航, 周洲, 祝小平. 基于搜索理论的多无人机协同控制方法研究. 西北工业大学学报, 2006, **24**(3): 367–370)
- Bertuccelli L F, How J P. Robust UAV search for environments with imprecise probability maps. In: *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*. Seville, Spain: IEEE, 2006. 5680–5685
- Bertuccelli L F, How J P. Search for dynamic targets with uncertain probability maps. In: *Proceedings of the 2006 American Control Conference*. Minneapolis Minnesota, USA: IEEE, 2006. 737–742
- Tian Jing, Chen Yan, Shen Lin-Cheng. Cooperative search algorithm for multi-UAVs in uncertainty environment. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, **29**(10): 2325–2328  
(田菁, 陈岩, 沈林成. 不确定环境中多无人机协同搜索算法. 电子与信息学报, 2007, **29**(10): 2325–2328)
- Peng Hui, Shen Lin-Cheng, Zhu Hua-Yong. Multiple UAVs cooperative area search based on distributed model predictive control. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2010, **31**(3): 593–601  
(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. 航空学报, 2010, **31**(3): 593–601)
- Sauter J A, Matthews R, van Dyke Parunak H, Brueckner S A. Demonstration of digital pheromone swarming control of multiple unmanned air vehicles. In: *Proceedings of the AIAA Infotech@Aerospace 2005 Conference and Exhibit*. Virginia: AIAA, 2005. 1–8
- Erignac C A. An exhaustive swarming search strategy based on distributed pheromone maps. In: *Proceedings of AIAA Infotech@Aerospace 2007 Conference and Exhibit*. California: AIAA, 2007. 1–16
- Peng Hui. Research on Distributed Cooperative Area Searching of Multiple Unmanned Aerial Vehicles [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2009. 58–59  
(彭辉. 分布式多无人机协同区域搜索中的关键问题研究 [博士学位论文], 国防科技大学, 中国, 2009. 58–59)
- Shen W M, Will P, Galstyan A, Chuong C M. Hormone-inspired self-organization and distributed control of robotic swarms. *Autonomous Robots*, 2004, **17**(1): 93–105
- Shen Dong, Wei Rui-Xuan. Digital-pheromone-based control method for UAV swarm search. *System Engineering and Electronics*, 2013, **35**(3): 591–596  
(沈东, 魏瑞轩. 基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法. 系统工程与电子技术, 2013, **35**(3): 591–596)

- 16 Varela G, Caamamo P, Orjales F, Deibe A. Swarm intelligence based approach for real time UAV team coordination in search operations. In: Proceedings of the 3rd World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing. Salamanca: IEEE, 2011. 365–370
- 17 Oh S H, Suk J H. Evolutionary controller design for area search using multiple UAVs with minimum altitude maneuver. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2013, **27**(2): 541–548
- 18 Xie Shao-Rong, Ye Zhou-Hao, Luo Jun. Cooperative searching for ground targets with multiple UAVs in unknown region. *Journal of Convergence Information Technology*, 2012, **7**(23): 384–392
- 19 Tomic T, Schmid K, Lutz P, Domel A, Kassecker M, Mair E, Grixia I, Ruess F, Suppa M, Burschka D. Toward a fully autonomous UAV: research platform for indoor and outdoor urban search and rescue. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2012, **19**(3): 46–56



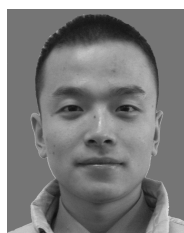
**魏瑞轩** 空军工程大学教授. 主要研究方向为无人机导航, 制导与控制. 本文通信作者. E-mail: rxwei369@sohu.com  
(**WEI Rui-Xuan** Professor at the Air Force Engineering University. His research interest covers guidance, navigation and control of UAV. Corresponding author of this paper.)



**祁晓明** 空军工程大学博士研究生. 主要研究方向为多无人机协同搜索控制. E-mail: fancyxiaoming@163.com  
(**QIAO Xiao-Ming** Ph.D. candidate at the Air Force Engineering University. His main research interest is multi-UAVs cooperative search control.)



**沈东** 空军工程大学博士研究生. 主要研究方向为多无人机协同搜索控制. E-mail: einkingmilitary@163.com  
(**SHEN Dong** Ph.D. candidate at the Air Force Engineering University. His main research interest is multi-UAVs cooperative search control.)



**关旭宁** 空军工程大学博士研究生. 主要研究方向为多无人机协同搜索控制. E-mail: dashabagxn@gmail.com  
(**GUAN Xu-Ning** Ph.D. candidate at the Air Force Engineering University. His main research interest is multi-UAVs cooperative search control.)