

# 针对运动目标的多无人机协同鸽群优化搜索方法

郑伟铭<sup>1</sup>, 周贞文<sup>1</sup>, 徐 扬<sup>2</sup>, 罗德林<sup>1†</sup>

(1. 厦门大学 航空航天学院, 福建 厦门 361102; 2. 西北工业大学 民航学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:** 针对多无人机协同运动目标搜索问题, 本文设计了改进鸽群优化算法的协同搜索决策. 首先, 基于运动目标的独立性, 建立了服从正态分布的目标概率信息图模型; 为了提高环境中目标存在的确定度, 建立了搜索环境的确定度信息图. 其次, 通过建立的吸引和排斥数字信息素图, 引导无人机向未搜索区域飞行, 减少重复搜索概率, 提高协同目标搜索效率, 并基于传统的鸽群算法, 通过加入速度更新修正机制和精英代机制对其进行改进. 然后, 结合环境中目标的存在概率信息以及无人机搜索目标的探测信息, 使用改进鸽群优化算法, 规划无人机的最优搜索飞行路径. 并设计避碰机制, 以有效防止无人机搜索过程中的碰撞. 最后, 通过比较仿真实验验证了改进鸽群优化算法对运动目标协同搜索的有效性.

**关键词:** 多无人机; 运动目标; 协同搜索; 鸽群优化

**引用格式:** 郑伟铭, 周贞文, 徐扬, 等. 针对运动目标的多无人机协同鸽群优化搜索方法. 控制理论与应用, 2023, 40(4): 624 – 632

DOI: 10.7641/CTA.2022.10466

## Multi-UAV cooperative pigeon-inspired optimization search method for moving targets

ZHENG Wei-ming<sup>1</sup>, ZHOU Zhen-wen<sup>1</sup>, XU Yang<sup>2</sup>, LUO De-lin<sup>1†</sup>

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen Fujian 361102, China;

2. School of Civil Aviation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of multi-UAV cooperative moving target search, a cooperative search algorithm based on the improved pigeon-inspired optimization (IPIO) is designed. Firstly, based on the independence of moving targets, a target probability information graph model with normal distribution is established. In order to enhance the certainty of the presence of the targets in the environment, the information graph of search environment certainty is established. Secondly, in order to reduce the probability of repeated search and improve the efficiency of collaborative target search, the attractive and repulsive digital pheromone graphs are established to guide the UAVs to fly to the unsearched area. Based on the conventional pigeon-inspired optimization, the IPIO is designed by adding speed update and correction mechanism and elite generation mechanism. Then, combining with the existence probability information of the targets in the environment and the detection information of UAVs, the IPIO algorithm is used to determine the optimal searching flight paths for UAVs. And then, a collision avoidance strategy is designed to prevent the collision between UAVs in the searching process. Finally, the effectiveness of the present cooperative moving target search algorithm is verified by comparative simulation experiments.

**Key words:** multi-UAV; moving targets; cooperative search; pigeon-inspired optimization

**Citation:** ZHENG Weiming, ZHOU Zhenwen, XU Yang, et al. Multi-UAV cooperative pigeon-inspired optimization search method for moving targets. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(4): 624 – 632

## 1 引言

使用无人机对战场环境进行搜索侦察, 是目前无人机在军事领域中最广泛的应用之一<sup>[1]</sup>, 同时也是无人机研究领域中的一个热点课题<sup>[2-4]</sup>. 在实际战场环

境中, 不仅需要探测任务区域中分布的静止目标, 还需要搜索环境中的移动目标. 在多机搜索过程中, 移动目标出现在已搜索区域中的概率增大, 需要通过设计相应的算法, 提高无人机对已搜索过的区域进行回

收稿日期: 2021-06-01; 录用日期: 2022-06-27.

†通信作者. E-mail: luodelin1204@xmu.edu.cn; Tel.: +86 15960287346.

本文责任编辑: 裴海龙.

国家自然科学基金项目(61673327), 航空电子系统综合技术重点实验室和航空科学基金联合资助项目(20185568005)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (61673327) and the Science and Technology on Avionics Integration Laboratory and the Aeronautical Science Foundation of China (20185568005).

访搜索, 提高对移动目标的搜索效率。

文献[5-6]通过对目标运动特性的分析, 采用搜索信息图来描述环境中目标随着搜索过程的变化趋势, 然后使用马尔可夫链来对目标移动的位置进行预测, 最后, 采用分布式模型预测控制的贪婪决策方法, 对多无人机移动目标搜索问题进行求解。文献中, 移动目标的运动特性存在静止和随机方向移动两种状态, 可以通过马尔可夫链对其移动位置进行预判。祁晓明等人<sup>[7]</sup>针对移动目标的运动特性, 建立了动态时敏目标的运动预测模型。通过分析不同运动类型目标的运动特性, 使用高斯分布方法, 计算目标的转移概率密度, 得到移动目标在环境中的存在概率预测值。最后通过分布式模型, 求出每架无人机搜索移动目标的最优飞行航迹。文献中, 加入了数字信息素模型, 来减少无人机之间搜索相同区域的概率, 同时通过设置时间阈值, 促使无人机向已经搜索过的区域进行再次探测飞行, 提高移动目标的搜索效率。文献[8]将人工势场方法与蚁群算法相结合, 提出一种多无人机智能协同的任务规划方案。使用高斯分布法, 预测出目标移动的概率密度值, 然后建立环境中的目标吸引势场和威胁源排斥势场, 引导无人机向移动目标的预测位置飞行, 并绕开威胁区域。最后, 设计了一种分布式的蚁群算法来提高无人机的全局搜索能力。混合人工势场蚁群算法在规划无人机搜索移动目标任务时, 能够使无人机在短时间内快速搜索到时敏性目标, 但其规划无人机搜索航迹时, 未考虑无人机的飞行性能约束问题, 所得到的规划路径, 还需要进一步的优化。段海滨受鸽子在方向识别能力上的启发, 提出了一种鸽群优化算法<sup>[9]</sup>。鸽群优化算法的提出至今, 由于其两阶段迭代求解、算法模型简单易懂等优势, 已经在飞行轨迹规划<sup>[10]</sup>、飞行编队控制<sup>[11]</sup>、数学模型参数优化<sup>[12]</sup>等领域得到广泛应用。

为了提高无人机对运动目标的协同搜索效率, 本文的主要创新点包括: 1) 基于传统鸽群优化算法, 通过加入速度更新修正机制和精英代机制对其进行改进, 加快了算法在求解过程中的收敛速度; 2) 使用改进的鸽群优化算法, 并结合目标概率信息图和搜索环境的信息图, 设计了针对运动目标的协同搜索策略, 提高了多无人机协同目标搜索效率。

本文工作内容组织如下: 第2节建立了环境搜索模型和无人机飞行动态模型; 第3节给出了目标概率分布信息图和搜索环境数字信息图; 第4节为多无人机的协同搜索目标函数; 第5节设计了基于改进鸽群优化算法的运动目标协同搜索决策; 第6节为仿真对比实验; 第7节是对本文主要内容的总结。

## 2 问题描述

当无人机在任务区域中搜索飞行时, 环境中存在

的移动时敏性目标可能会从未搜索区域移动到已搜索区域。通过设置一个恰当的任务环境搜索时间阈值, 提高无人机的回访搜索概率, 可使无人机能够在已飞行过的区域成功搜索到目标。根据获取的目标初始位置信息, 为栅格搜索环境建立一个目标存在概率信息图, 随着无人机的搜索飞行, 基于贝叶斯准则更新概率信息图。将数字信息素机制引入到无人机的飞行决策中<sup>[13]</sup>, 为栅格处理过的任务区域建立一个数字信息素图, 每个栅格区域都释放一定含量的吸引信息素和排斥信息素, 随着无人机搜索过程中, 环境中信息素的传播和蒸发来更新栅格中信息素的含量。吸引信息素用来引导无人机对该环境进行搜索飞行, 排斥信息素用来避免无人机对刚刚搜索过的区域进行再次搜索, 提高多无人机的整体搜索效率。由于运动目标可能会出现现在已搜索过的任务区域, 为了提高长时间未搜索过的已搜索区域中目标的搜索效率, 为搜索环境设置一个环境信息确定度信息图, 通过调节更新环境中目标信息的确定度值, 提高无人机的回访效率。最后, 基于改进的鸽群优化算法, 决策无人机的搜索飞行路线。

本文主要针对运动目标初始状态未知的情况。在无人机进行搜索飞行时, 运动目标将随机选取一个移动方向, 并以速度大小不超过无人机的飞行速度进行移动。在多无人机协同搜索运动目标的决策中, 主要实现以下要求:

- 1) 降低整个搜索环境中的信息不确定度;
- 2) 避免无人机较短时间内, 对同一栅格区域进行多次重复搜索;
- 3) 引导无人机对已搜索区域进行回访搜索, 提高无人机的搜索效率;
- 4) 避免多无人机在共同飞行时发生碰撞。

### 2.1 搜索环境模型

无人机在执行任务时, 往往面对的是一个复杂的飞行环境。采用分治算法策略<sup>[14]</sup>, 将无人机探测飞行的未知环境分割为多个小规模搜索区域, 每次决策飞行一个搜索区域。通过将搜索环境预处理操作, 简化了整个规划问题的算法设计和决策过程。

本文将搜索区域栅格化为多个相同的正四边形单元。把环境中存在的不规则障碍区域和威胁区域进行填充为四边形规则区域。将未知环境栅格化处理, 分割成 $L_x \times L_y$ 个环境单元。假设无人机在整个搜索任务中都是匀速飞行, 一个单位时间内移动一个环境单元, 且无人机每次飞行都停留在环境单元的中心位置。

### 2.2 无人机飞行动态模型

在为无人机进行搜索路径规划中, 需要考虑无人机的飞行性能和相关约束。为了简化问题模型, 假设无人机在同一飞行平面执行搜索任务, 考虑无人机的

二维动态模型, 忽略高度 $h$ 这一维度. 无人机的二维运动模型如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \varphi, \\ \dot{y} = v \sin \varphi, \\ \dot{\varphi} = \omega. \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $x, y$ 表示无人机的横纵坐标,  $v$ 表示无人机的速度,  $\varphi$ 表示水平面无人机的航向角,  $\omega$ 为角速度. 考虑到无人机的飞行航向角 $\varphi$ 改变受到最小转弯半径约束, 本文将无人机的最大航向转变角设定为 $45^\circ$ .

如图1所示, 无人机在搜索运动目标时, 其航向角的改变受最小转弯半径约束, 可以采取直飞(航向角增量为0)、左转 $45^\circ$ (航向角增量为-1)和右转 $45^\circ$ (航向角增量为1)3种飞行姿态. 在栅格环境中, 用集合 $A_t = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 表示无人机在二维飞行空间中存在8种飞行姿态, 其对应的航向角分别代表飞行平面的正北方向、东北方向、正东方向、东南方向、正南方向、西南方向、正西方向和西北方向.

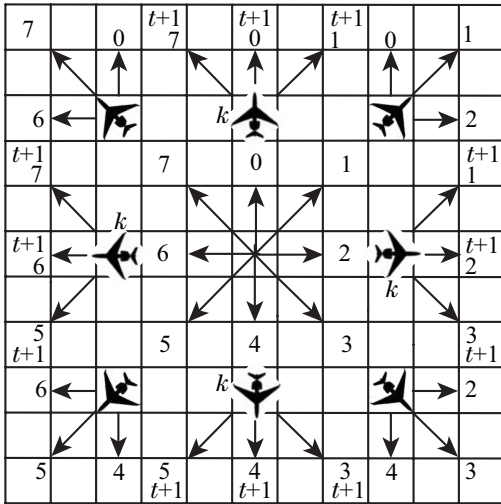


图1 栅格环境中无人机搜索方向示意

Fig. 1 Illustration of UAV search directions in grid environment

### 2.3 概率更新模型

基于搜索环境中目标存在的概率值 $P_{mn}$ , 计算目标存在概率的熵来规划无人机的搜索飞行路径. 对每个环境单元环境 $(x, y)$ 都设置一个目标存在概率值 $P_{mn}^{x,y} \in [0, 1]$ ,  $P_{mn}^{x,y} = 0$ 表示单元环境 $(x, y)$ 中目标一定不存在, 以此标识飞行障碍区域.  $P_{mn}^{x,y} \in [0, 1]$ ,  $P_{mn}^{x,y} = 1$ 表示该单元环境 $(x, y)$ 中目标一定存在. 结合无人机的实际飞行环境, 通过设置不同的目标概率值, 可将搜索环境分为普通搜索区域、重点搜索区域和飞行障碍区域.

无人机在飞行过程中, 通过机载传感器对目标进行探测搜索. 设事件 $E_{mn}^{x,y} = 1$ 表示环境 $(x, y)$ 中存在目标,  $D_{mn}^{x,y}(t) = 1$ 表示传感器在 $t$ 时刻探测感应到了

目标的存在, 则可表示为

$$\begin{cases} p_d = P(D_{mn}^{x,y}(t) = 1 | E_{mn}^{x,y} = 1), \\ 1 - p_d = P(D_{mn}^{x,y}(t) = 0 | E_{mn}^{x,y} = 1), \\ p_f = P(D_{mn}^{x,y}(t) = 1 | E_{mn}^{x,y} = 0), \\ 1 - p_f = P(D_{mn}^{x,y}(t) = 0 | E_{mn}^{x,y} = 0). \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $p_f \in (0, 1)$ 表示传感器探测目标的虚报率,  $p_d \in (0, 1)$ 表示传感器的探测率. 已知 $t$ 时刻目标存在概率 $P_{mn}^{x,y}(t) = P(E_{mn}^{x,y} = 1)$ , 使用后验概率更新 $t+1$ 时刻目标存在概率值 $P_{mn}^{x,y}(t+1) = P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1))$ . 基于Bayesian准则, 则有

$$\begin{cases} P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1)) = \\ \frac{P(D_{mn}^{x,y}(t+1) | E_{mn}^{x,y} = 1) P(E_{mn}^{x,y} = 1)}{P(D_{mn}^{x,y}(t+1))}, \\ P(E_{mn}^{x,y} = 0 | D_{mn}^{x,y}(t+1)) = \\ \frac{P(D_{mn}^{x,y}(t+1) | E_{mn}^{x,y} = 0) P(E_{mn}^{x,y} = 0)}{P(D_{mn}^{x,y}(t+1))}. \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)可得, 当无人机在 $t+1$ 时刻在 $(x, y)$ 探测到目标, 即 $D_{mn}^{x,y}(t+1) = 1$ , 该环境单元的目标存在概率值更新为

$$P_{mn}^{x,y}(t+1) = P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1) = 1) = \frac{p_d P_{mn}^{x,y}(t)}{p_f(1 - P_{mn}^{x,y}(t)) + p_d P_{mn}^{x,y}(t)}. \quad (4)$$

当无人机在 $t+1$ 时刻在 $(x, y)$ 未探测到目标, 即 $D_{mn}^{x,y}(t+1) = 0$ , 该环境单元的目标存在概率值更新为

$$P_{mn}^{x,y}(t+1) = P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1) = 0) = \frac{(1 - p_d) P_{mn}^{x,y}(t)}{(1 - p_f)(1 - P_{mn}^{x,y}(t)) + (1 - p_d) P_{mn}^{x,y}(t)}. \quad (5)$$

机载探测传感器基于环境中目标存在的概率判断是否存在目标

$$D_{mn}^{x,y}(t) = \begin{cases} 1, & P_{mn}^{x,y}(t) > \xi_p, \\ 0, & P_{mn}^{x,y}(t) \leq \xi_p. \end{cases} \quad (6)$$

## 3 动态目标信息图

### 3.1 目标概率分布信息图

无人机在执行搜索任务时, 根据环境中随机分布的目标初始位置信息, 构建任务区域的目标存在概率信息图.

在搜索环境中, 目标的初始状态位置为一个随机值, 各个目标之间相互独立存在, 由于目标的运动方向和移动速度未知, 其 $X$ 轴和 $Y$ 轴方向的位置变量 $(x_t, y_t)$ 同样也是相互独立的, 故分别服从二维高斯分布:  $X \sim N(x_t, \sigma_0^2)$ ,  $Y \sim N(y_t, \sigma_0^2)$ , 其中 $\sigma_0$ 为常数, 表示高斯分布方差. 整个搜索环境中, 概率分布信息

为 $N_t$ 个相互独立的目标概率分布值的累加和, 通过采用多峰值正态分布进行初始化目标搜索概率图

$$P_{mn}^{x,y}(t_0) = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} e^{-\frac{(x-x_i^i)^2+(y-y_i^i)^2}{2\sigma_0^2}}. \quad (7)$$

随着无人机进入搜索区域展开搜索任务, 目标将会以初始位置为中心, 向四周随机方向移动, 其位置信息为独立增量. 根据文献[15], 采用维纳随机过程来描述时敏性目标的随机移动特性, 即

$$P_{mn}^{x,y}(t) = \sum_{i=1}^{N_t} \frac{1}{2\pi(\sigma_0^2 + \sigma_e^2 t)} e^{-\frac{(x-x_i^i)^2+(y-y_i^i)^2}{2(\sigma_0^2 + \sigma_e^2 t)}}, \quad (8)$$

其中 $\sigma_e$ 为常数, 表示维纳随机过程的方差.

### 3.2 环境确定度信息图

为了尽快降低搜索环境中目标存在的不确定度, 引导无人机向不确定度降低梯度较大的方向搜索飞行, 采用确定度信息图描述无人机对环境搜索的确定性信息.

$$X_{mn}^{x,y}(t) = \begin{cases} \eta X_{mn}^{x,y}(t-1), & (x, y) \text{ 未被检测,} \\ X_{mn}^{x,y}(t-1) + \eta(1 - X_{mn}^{x,y}(t-1)), & (x, y) \text{ 已被检测,} \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\eta$ 为环境中信息确定度的衰减因子, 随着无人机对栅格环境 $(x, y)$ 的探测, 其目标存在的确定度将会变大.

为了提高无人机对长期未被再次探测过的已探测区域的回访率, 通过设置时间阈值, 适当降低已搜索过区域的确定度, 引导无人机向该区域进行再次搜索飞行.

$$X_{mn}^{x,y}(t) = \eta X_{mn}^{x,y}(t-1), \quad \Delta t > \delta_T, \quad (10)$$

其中:  $\Delta t$ 为栅格单元 $(x, y)$ 两次探测访问的时间间隔,  $\delta_T$ 为回访时间阈值.

### 3.3 数字信息素图

根据无人机的搜索地图, 为整个搜索区域赋予一定的信息素含量, 根据栅格环境中信息素含量的不同, 引导多无人机搜索飞行, 规划最优的飞行路径. 数字信息素主要有3个特性:

1) 释放. 每一个环境栅格单元, 在无人机的每一个搜索周期后, 会释放一定量的数字信息素;

2) 传播. 在栅格单元释放了数字信息素后, 信息素会向周围的栅格单元进行扩散传播, 从而产生对周围栅格单元的搜索决策影响;

3) 挥发. 由于信息素的特性, 栅格单元中的数字信息素会产生挥发, 从而降低该单元的信息素含量, 直至数字信息素的含量为零.

数字信息素图主要由两种信息素组成: 吸引信息素和排斥信息素. 通过吸引信息素, 吸引无人机向未探测过的区域进行搜索, 并通过排斥信息素, 排斥其

他无人机向已经搜索过的区域再次重复搜索. 无人机探测飞行后, 对访问的域进行信息素含量的更新. 通过感知环境中的这两种信息素含量, 完成多架无人机的协同<sup>[15]</sup>.

定义吸引数字信息素为 $S_a$ , 其在搜索周期中的更新方式如下:

$$S_a^{x,y}(t) = (1 - E_a)((1 - G_a)(S_a^{x,y}(t-1) + K_s^{x,y}(t) \cdot D_a) + g_a^{x,y}(t)), \quad (11)$$

其中:  $S_a^{x,y}(t)$ 表示在 $t$ 搜索周期时刻, 栅格环境 $(x, y)$ 中的吸引信息素的含量.  $E_a \in (0, 1)$ 表示吸引信息素的挥发系数,  $G_a \in (0, 1)$ 表示吸引信息素向周围栅格单元的传播系数.  $K_s$ 为一个 $\{0, 1\}$ 的矩阵,  $K_s = [K_s^{x,y}(t)]_{L_x \times L_y}$ ,  $K_s^{x,y}(t)$ 是表示在当前搜索周期 $t$ , 栅格环境 $(x, y)$ 的吸引信息素释放的开关系数. 通过设置开关阀门, 提高无人机的回访率. 其值更新如下:

$$K_s^{x,y}(t) = \begin{cases} 0, & \Delta t \leq \delta_T, \\ 1, & \Delta t > \delta_T, \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $\Delta t$ 为栅格单元 $(x, y)$ 两次探测访问的时间间隔,  $\delta_T$ 为回访时间阈值. 当同一栅格单元两次的搜索时间间隔到达阈值时, 则开启该单元的吸引信息素的释放开关, 提高该单元的数字信息素含量, 引导无人机向该单元进行回访探测.

式(11)中 $D_a$ 表示吸引信息素的自主释放含量,  $g_a^{x,y}(t)$ 表示搜索周期 $t-1$ 到 $t$ 时间内, 周围栅格单元的吸引信息素传播到 $(x, y)$ 单元的信息素含量. 定义信息素的传播影响范围为该单元栅格周围一圈的8个邻居单元.

吸引信息素传播计算公式为

$$g_a^{x,y}(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} G_a(S_{a,i}^{x,y}(t-1) + K_{s,i}^{x,y}(t) \cdot D_a), \quad (13)$$

其中 $N_s$ 表示周围传播栅格的总个数, 一般对于非边界的栅格单元, 其传播影响的栅格个数为 $N_s = 8$ .

类似地, 定义排斥信息素 $S_r$ 更新如下:

$$S_r^{x,y}(t) = (1 - E_r)\{(1 - G_r)(S_r^{x,y}(t-1) + (1 - K_s^{x,y}(t)) \cdot D_r) + g_r^{x,y}(t)\}, \quad (14)$$

其中:  $S_r^{x,y}(t)$ 表示栅格环境中的排斥信息素的含量,  $E_r \in (0, 1)$ 表示排斥信息素的挥发系数,  $G_r \in (0, 1)$ 表示排斥信息素的传播系数,  $D_r$ 表示排斥信息素的释放含量,  $g_r^{x,y}(t)$ 为周围栅格单元排斥信息素的传播量, 其计算公式为

$$g_r^{x,y}(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} G_r(S_{r,i}^{x,y}(t-1) + (1 - K_{s,i}^{x,y}(t)) \cdot D_r). \quad (15)$$

## 4 协同搜索目标函数

无人机在探测搜索过程中, 需要综合考虑飞行过程的搜索效益, 通过计算整体的搜索报酬, 决策下一步的飞行路线. 无人机协同搜索目标函数为无人机探测飞行 $L_f$ 步的飞行总报酬值

$$J_t = \sum_{i=1}^{L_f} (\omega_p J_p(i) + \omega_e J_e(i) + \omega_s J_s(i)), \quad (16)$$

其中 $\omega_p, \omega_e, \omega_s$ 分别为报酬函数的权重因子, 且满足 $\omega_p + \omega_e + \omega_s = 1$ .

无人机在周期 $t$ 时刻搜索移动目标的总报酬函数 $J_t$ 主要由3部分组成: 目标搜索报酬 $J_p$ 、环境搜索报酬 $J_e$ 和协同搜索报酬 $J_s$ .

由于时敏性目标移动具有随机性, 为了能更准确搜索到移动目标, 给无人机搜索飞行设置一个探测范围, 计算飞行路线中, 探测区域所有的目标存在概率和作为无人机的目标搜索报酬. 通过扩大探测范围, 从而提高无人机的目标搜索效率.

设置无人机的探测半径为 $R_f$ , 目标搜索报酬函数为

$$J_p(i) = \sum_{j=1}^{N_{i,R}} (p_d - p_f) P_{mn}^{x_i, y_i}(j) + p_f, \quad (17)$$

其中:  $N_{i,R}$ 为无人机在第 $i$ 步的探测范围栅格数量,  $(x_i, y_i)$ 为无人机在第 $i$ 步所在的栅格单元.

任务区域中的确定度信息会随着无人机的搜索飞行而进行更新, 被无人机搜索的次数越多, 其确定度越大, 而未被搜索的区域, 环境信息的确定度会降低. 为了尽快降低搜索环境中目标存在的不确定性, 引导无人机向未搜索区域进行探测, 将探测区域中栅格单元中的信息确定度增加量表示为环境搜索报酬

$$J_e(i) = \sum_{j=1}^{N_{i,R}} (X_{mn}^{x_i, y_i}(j) - X_{mn}^{x_{i-1}, y_{i-1}}(j-1)). \quad (18)$$

本文为了实现多无人机协同搜索飞行, 采用数字信息素图参与搜索决策控制. 构建的吸引信息素图和排斥信息素图, 为搜索环境建立了信息素势场图, 通过计算无人机探测区域中信息素的势场梯度值, 作为无人机协同搜索报酬函数

$$J_s(i) = \sum_{j=1}^{N_{i,R}} (S_a^{x_i, y_i}(j) - S_r^{x_i, y_i}(j)). \quad (19)$$

## 5 协同目标搜索决策

### 5.1 基本鸽群优化算法

鸽群优化算法在求解问题时, 主要分为两个阶段, 第1阶段是基于鸽群返巢行为受太阳和地磁场影响的粗略导航阶段, 第2阶段是基于鸽群返巢行为受巢穴周围环境影响的精确导航阶段. 参考这两个不同的导航阶段建立两种不同的算子模型: 地图和指南针算子以及地标算子. 如图2所示.

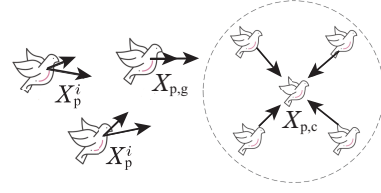


图2 地图和指南针算子与地标算子

Fig. 2 Map-compass operator and landmark operator

当鸽群距离目的地比较远时, 鸽群通过太阳光照的方向和高度, 以及感应地磁场的方向, 粗略感应出飞行目的地所在的大致方向, 然后通过不断调整飞行速度和飞行位置, 向目的地飞去.

假设鸽群的最初规模大小为 $N_p$ , 其中鸽子 $i$ 的最初二维空间的位置信息为 $X_p^i$ , 飞行速度为

$$\begin{cases} X_p^i = [X_{p,x}^i & X_{p,y}^i], \\ V_p^i = [V_{p,x}^i & V_{p,y}^i]. \end{cases} \quad (20)$$

每只鸽子通过不断更新飞行速度和位置, 向目的地飞去, 其速度和位置的更新公式如下:

$$\begin{cases} V_p^i(t) = V_p^i(t-1)e^{-R_p t} + \text{rand}(\cdot) \cdot (X_{p,g} - X_p^i(t-1)), \\ X_p^i(t) = X_p^i(t-1) + V_p^i(t), \end{cases} \quad (21)$$

其中:  $t$ 为当前的迭代次数,  $R_p \in (0, 1)$ 为地图和指南针算子,  $\text{rand}(\cdot) \in (0, 1)$ 为随机数因子,  $X_{p,g}$ 为上一个迭代周期中鸽子种群中最优的鸽子位置. 当迭代次数达到该阶段的最大迭代次数时, 停止计算, 进入下一个阶段的算法求解.

随着鸽群离目的地的距离越来越远时, 鸽群受太阳和地磁的影响作用越来越小, 而受到飞行环境的影响越来越大. 在地标算子中, 对目的地环境比较熟悉的鸽子将会快速知道目的地的所在位置, 且离该鸽子比较近的鸽子会跟随共同飞向目的地. 该熟悉地标信息的鸽子称为鸽群的中心鸽子. 而远离鸽群中心, 又不熟悉地标环境的外围鸽子将会因为迷失飞行方向而被淘汰.

在地标算子的迭代阶段中, 鸽群跟随中心鸽子更新其飞行位置, 同时淘汰出迷失方向的鸽子. 地标算子可描述为

$$N_p(t) = \frac{N_p(t-1)}{2}, \quad (22)$$

$$X_{p,c}(t) = \frac{\sum_{i=1}^{N_p(t)} X_p^i(t-1) \cdot \text{Fit}(X_p^i(t-1))}{N_p(t) \sum_{i=1}^{N_p(t)} \text{Fit}(X_p^i(t-1))}, \quad (23)$$

$$X_p^i(t) = X_p^i(t-1) + \text{rand}(\cdot) \cdot (X_{p,c}^i(t) - X_p^i(t-1)). \quad (24)$$



式(23)表示每个迭代周期中, 淘汰的迷失方向的鸽子数量,  $\text{Fit}(x)$ 为每个鸽子所代表求解问题的适应度值,  $X_{p,c}(t)$ 为迭代周期 $t$ 鸽群中的中心鸽子的位置. 令迭代周期 $t$ 时的无人机航向增量编码为鸽群中心鸽子的位置, 将无人机协同搜索目标函数视为每只鸽子所求解问题的适应度函数, 通过不断更新中心鸽子的位置, 获得最佳的适应度值. 将此时的中心鸽子位置反编译即可得到无人机搜索的最佳航向角增量, 再取其中第1步的航向角增量作为无人机下一步的飞行方向, 结合迭代周期 $t$ 时刻的无人机初始位置即可得到 $t + 1$ 时刻的最佳飞行位置.

### 5.2 鸽群优化算法的改进

在鸽群优化算法第1阶段的地图和指南针算子的迭代中, 鸽群的飞行速度值在更新的过程中, 存在过于离散化的现象, 即最大值和最小值可能相差过大, 导致迭代求解中算法的收敛速度太慢. 通过改进设计, 在鸽子速度更新计算中加入最大值 $V_{\max}$ 和最小值 $V_{\min}$ 机制, 从而限制更新的速度值离散程度. 在式(21)中, 鸽子速度更新后, 再加入一个大小判断机制, 则有

$$V_p^i(t) = \begin{cases} V_{\min}, & V_p^i(t) < V_{\min}, \\ V_{\max}, & V_p^i(t) > V_{\max}, \\ V_p^i(t), & \text{其他.} \end{cases} \quad (25)$$

为了加快鸽群优化算法在迭代求解中的收敛速度, 在每次循环迭代的过程中, 将种群中最优的 $N_{p,e} = w_p N_p$ 个鸽子作为该循环周期的精英代, 其中 $w_p \in [0.2, 0.5]$ . 然后在新的鸽群中加入精英代进行种群重组, 这样就能保证每代鸽群中, 都存在当前的最优解, 加快最优解的收敛速度. 改进鸽群优化算法的伪代码如表法1所示.

为了避免无人机之间的碰撞, 基于人工势场法, 让每架无人机在其周围一定范围内产生排斥力. 无人机之间距离越近, 其产生的排斥力越大, 从而让无人机向相互远离的方向搜索飞行. 与经典的包含引力场与斥力场的人工势场法相比, 单架无人机将其他无人机个体视为“软障碍”, 故而只引入斥力场. 此外, 无人机个体位置和朝向时刻处于运动状态, 考虑到无人机之间的相对位置和搜索方向决定是否产生斥力, 传统人工势场斥力公式并不适用, 参考文献[16], 本文设计一种无人机协同搜索防碰撞斥力. 设无人机 $UAV_i$ 受其他无人机产生的共同作用力为

$$F_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_u} F_{ij}(t), \quad (26)$$

其中:  $F_i(t)$ 为无人机 $UAV_i$ 受到其他无人机 $UAV_j$ 所产生的累加作用力向量,  $F_{ij}(t)$ 为无人机之间产生的排斥力向量, 即

$$F_{ij} = \begin{cases} e^{-\omega_f D_{ij} E_{ji}}, \\ k_f, & D_{ij} \leq D_{\max}, |\phi_{ij}| \leq \phi_{\max}, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (27)$$

其中:  $k_f$ 为作用力系数,  $\omega_f$ 为作用力因子, 是一个常数,  $D_{ij}$ 为无人机之间在飞行航向方向的垂直最短距离值,  $E_{ji}$ 为无人机 $UAV_j$ 向无人机 $UAV_i$ 所产生作用力方向的单位向量, 作用力大小随着无人机之间的距离变小而增大.

表 1 改进鸽群优化算法

Table 1 The algorithm of improved PIO methods

|  |
|--|
| 初始化 $X_p, V_p, T_{p1}, T_{p2}$ 等参数;            |
| <b>for</b> $t = 2, 3, \dots, T_{p1}$ <b>do</b> |
| <b>for</b> $i = 1, 2, \dots, N_p$ <b>do</b>    |
| 计算更新鸽子的速度 $V_p^i$ ;                            |
| 根据 $V_{\max}, V_{\min}$ 修正速度值大小;               |
| 根据更新的速度, 计算鸽子新的 $X_p^i$ ;                      |
| 计算每只鸽子的适应度值 $\text{Fit}(X_p^i)$ ;              |
| <b>end for</b>                                 |
| 将适应度从大到小进行排序, 然后取出前 $N_{p,e}$ 个鸽子作为精英代保留;      |
| 取出上一代保留的精英代与更新的鸽群进行重组, 保证鸽群大小保持为 $N_p$ ;       |
| <b>end for</b>                                 |
| <b>for</b> $t = 2, 3, \dots, T_{p2}$ <b>do</b> |
| 计算鸽群的适应度值, 然后根据对应的适应度值从大到小的顺序重新排列鸽子的位置;        |
| 淘汰迷失方向的鸽子, 计算更新 $N_p$ 的值;                      |
| <b>for</b> $i = 1, 2, \dots, N_p$ <b>do</b>    |
| 累加鸽子的适应度值;                                     |
| <b>end for</b>                                 |
| 计算鸽群中心鸽子的位置 $X_{p,c}$ ;                        |
| <b>for</b> $i = 1, 2, \dots, N_p$ <b>do</b>    |
| 根据中心鸽子的位置, 更新未淘汰鸽子位置 $X_p^i$ ;                 |
| <b>end for</b>                                 |
| <b>end for</b>                                 |
| 输出鸽群中适应度最优的鸽子信息.                               |

图3为多无人机在搜索飞行过程中所产生作用力的示意图, 其中 $UAV_1, UAV_2, UAV_3$ 与 $UAV_0$ 的飞行位置距离 $D_{0i} \leq D_{\max}$ , 满足斥力产生距离条件, 而 $UAV_4$ 相隔距离太大, 对无人机 $UAV_0$ 不产生排斥力.  $UAV_3$ 的位置位于 $UAV_0$ 的后方, 不在其探测感应范围内, 故不需要将其考虑.  $UAV_1$ 与 $UAV_0$ 的航向夹角 $\phi_{01} > \phi_{\max}$ , 不满足作用力产生条件. 上述作用力产生条件示意图中, 无人机 $UAV_2$ 满足条件, 对 $UAV_0$ 产生排斥向量 $F_{20}$ , 如图中红色箭头表示.

将无人机之间产生的作用力在后期参与无人机的飞行决策. 在目标函数决策确定出无人机的下一步飞行路径后, 判断并计算出每架无人机受到其他无人机

的排斥作用力向量 $F_i$ , 然后计算出该向量与无人机的3个可飞行航向的夹角 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ , 选择最小夹角 $\min(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ 的航向作为该无人机当前的搜索方向, 避开附近无人机, 避免可能与其他无人机因飞行至同一栅格单元而发生碰撞.

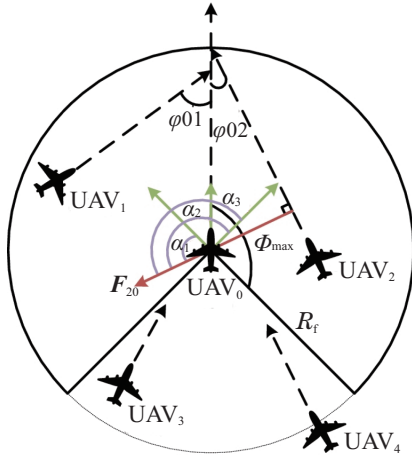


图3 无人机之间作用力示意图

Fig. 3 Illustrative diagram of forces between UAVs

图4为基于改进鸽群优化算法的多无人机协同搜索运动目标示意图. 图中, 实线表示无人机的搜索飞行轨迹, 三角形符号表示无人机的起始搜索位置. 蓝色虚线表示目标的运动轨迹, 圆形符号表示目标的起始运动位置. 粉红色区域为目标存在的信息含量, 颜色越深表示目标信息含量越高, 从而引导无人机向该位置搜索飞行. 灰色区域标识无人机已经搜索过区域的排斥信息含量, 颜色越深, 表示排斥力越大, 从而避免无人机重复搜索已经探测过的区域.

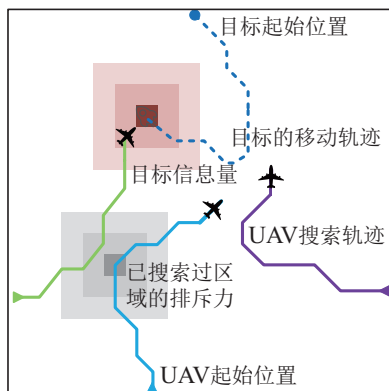


图4 运动目标搜索策略

Fig. 4 Search strategy for moving target

### 5.3 搜索决策步骤

无人机搜索飞行的位置和航向决策, 是基于改进的鸽群优化算法, 采用预测飞行策略, 将无人机的飞行航向增量值, 视为鸽群中的鸽子, 通过改进鸽群优化算法, 求解出最优的搜索飞行路线. 基于人工势场

法进行碰撞检测, 计算出无人机之间的相互作用力, 最后选择安全飞行航向飞行. 多无人机协同搜索运动目标的决策步骤如下:

**步骤1** 设置目标初始位置, 计算第3.1节中的目标概率信息图, 初始化第3.2节中的环境确定度信息图; 根据第3.3节中的数字信息图模型, 建立搜索环境的吸引和排斥信息素图; 初始化无人机的最初搜索位置和飞行航向;

**步骤2** 将无人机的飞行航向增值视为鸽群优化算法中的鸽子信息进行编码, 并初始化鸽群优化算法的种群大小;

**步骤3** 根据第4节中的目标函数, 计算搜索飞行的第1目标搜索报酬、环境搜索报酬和协同搜索报酬; 根据第5.2节中改进鸽群算法的算法步骤, 经过指南针算子和地标算子的迭代优化, 求解出最优的搜索飞行路径;

**步骤4** 使用第5.2节中的飞行防碰撞模型, 计算无人机无碰撞的下一步搜索飞行方向;

**步骤5** 判断无人机搜索任务是否结束, 若否, 则跳转到步骤3;

**步骤6** 多无人机协同搜索任务结束, 输出结果.

## 6 仿真实验

### 6.1 改进鸽群优化算法性能仿真

图5为基于传统鸽群优化算法的改进效果对比仿真图. 选取Rastrigin多峰值目标测试函数, 用以观察改进鸽群算法是否具有全局搜索能力. 仿真实验采用的优化求解测试函数为 $f(x, y) = x^2 - 10 \cos(2\pi y) + 10$ , 求解该函数的最小值, 其中 $x, y \in [-5.12, 5.12]$ . 横坐标为算法的迭代次数, 纵坐标为求解最优结果值.  $PIO_1$ 为传统鸽群优化算法仿真结果,  $PIO_2$ 为加入精英代的仿真结果,  $PIO_3$ 为加入了鸽群速度约束机制的仿真结果,  $PIO_4$ 为本文同时加入速度约束和精英代的改进鸽群仿真结果图. 仿真结果为每个算法仿真100次实验所取的平均值. 结果表明, 本文所设计的改进型鸽群优化算法相比于传统鸽群优化算法, 计算迭代过程离散度更小, 收敛速度更快, 搜索效率更高.

### 6.2 运动目标的协同搜索仿真

为了验证本文所给出的针对运动目标搜索方法的可行性和有效性, 分别采用遗传算法、粒子群算法、随机搜索算法与本文的改进鸽群算法进行仿真实验对比. 如图6所示, 仿真实验参数设置为: 搜索区域为 $30 \text{ km} \times 30 \text{ km}$ , 栅格化处理成 $30 \times 30$ 个单元, 每个单元大小为 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ ; 采用 $N_t = 4$ 架无人机从任务区域的4个角进入环境开始搜索飞行, 其坐标位置分别为:  $(4, 4), (26, 4), (26, 26), (4, 26)$ ; 任务区域中, 随机

分布着  $N_u = 10$  个移动目标; 无人机的预测飞行步长为  $L_f = 3$ , 探测半径大小为  $R_f = 1$  km; 搜索环境确定度信息图初始值为  $X_{mn}(t_0) = 1$ , 无人机的目标探测概率为  $p_d = 0.8$ , 虚警率为  $p_f = 0.2$ ; 吸引信息素的传播系数  $G_a = 0.3$ , 挥发系数  $E_a = 0.4$ , 释放含量  $D_a = 1$ ; 排斥信息素的传播系数  $G_r = 0.3$ , 挥发系数  $E_r = 0.4$ , 释放含量  $D_r = 1$ . 无人机的飞行速度为  $200$  m/s, 目标运动速度为  $[20$  m/s,  $100$  m/s] 之间的随机值, 仿真实验采样周期为  $5$  s, 在每个采样周期中, 无人机移动一个搜索步长  $k = 1$  km, 即一个栅格单元. 设置无人机的飞行步长  $k = 300$ . 图6为改进鸽群优化算法与其他3种搜索算法的搜索仿真结果, 其中实心三角形标记为无人机的起始搜索飞行位置, 实线为其搜索飞行航迹; 空心三角形标记为随机分布目标的初始位置, 圆形标记为其终点位置, 虚线为运动轨迹.

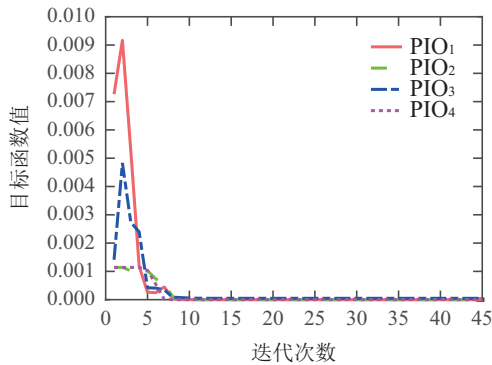


图5 改进鸽群优化算法实验结果对比  
Fig. 5 Comparative experimental results of improved PIO methods

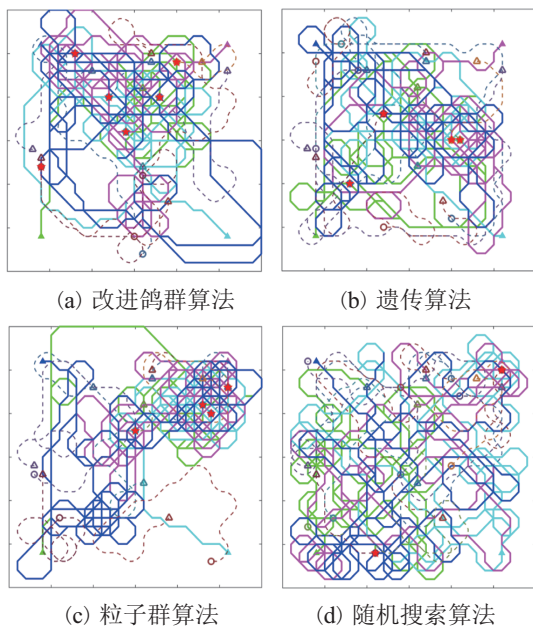


图6 4种算法搜索过程对比

Fig. 6 Comparative search processes of four algorithms

为进一步分析对比不同算法针对运动目标的搜索效率, 采用不同的飞行搜索步长  $k$ , 分别进行50次仿真

实验, 取结果的平均值. 仿真实验结果数据对比如图7所示, 其中:  $PIO_4$  为本文改进鸽群优化算法; GA为遗传算法; PSO为粒子群算法, RS为随机搜索算法.

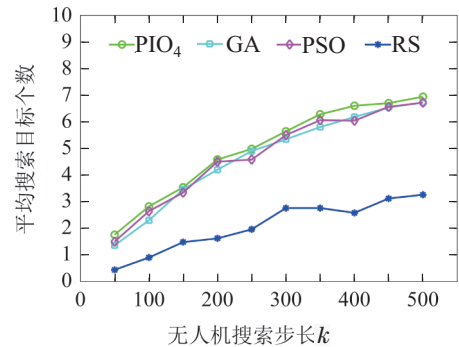


图7 运动目标搜索性能比较

Fig. 7 Comparative search performances for moving targets

如图6(a)所示, 对于可能存在目标的区域或一段时间内没有被搜索而需要被重访的区域, 它们的信息素释放开关被打开, 能够通过信息素的吸引引导无人机飞向这些区域. 无人机航迹大部分集中在运动目标运动范围区域附近且能够对长期未访问的区域进行回访, 这有助于提高无人机对运动目标的捕获概率和对不确定度较高网格的回访率, 实现尽可能多地发现目标并降低环境的不确定度. 相较于图6(b)–(d), 图6(a)所示的改进鸽群优化算法能够在避免无人机碰撞的情况下更好地实现对运动目标的协同搜索. 根据图7分析, 在设置不同的搜索步长的情况下, 相比于遗传算法、粒子群算法和随机搜索算法, 改进鸽群算法的平均搜索目标个数比其他3种算法更多, 且搜索效率更高. 仿真实验表明, 本文设计的改进鸽群优化算法能够有效提高针对运动目标的多无人机协同搜索效率.

## 7 结论

本文针对多无人机协同运动目标搜索问题, 设计了基于改进鸽群优化算法的多机协同搜索策略. 首先, 通过建立目标存在概率信息图, 来描述目标的初始位置分布信息. 其次, 为了快速提高环境中目标存在的确定度, 建立了确定度信息图. 然后, 通过建立并更新吸引和排斥信息素图, 引导无人机向未搜索区域飞行, 并减少重复搜索概率, 提高无人机的搜索飞行效率. 为了能够搜索到运动至已搜索区域的目标, 设置了时间阈值机制, 提高无人机的回访搜索率. 最后, 通过与其他搜索算法的仿真实验对比分析, 验证了所给出的针对运动目标的多机协同改进鸽群优化目标搜索算法的有效性. 需要注意的是, 本文研究是先利用所设计改进鸽群优化搜索算法对无人机的搜索航迹进行规划, 在此过程中利用所设计的防碰撞策略进行碰撞检测并采取避撞措施, 尚未将避碰机制融合到鸽群优



化目标算法中进行整体的无人机搜索航迹规划. 笔者在今后工作中将进一步对此问题开展研究.

### 参考文献:

- [1] DUAN Haibin, SHEN Yankai, ZHAO Yanjie, et al. Review of technological hotspots of unmanned aerial vehicle in 2020. *Science & Technology Review*, 2021, 39(1): 233 – 247.  
(段海滨, 申燕凯, 赵彦杰, 等. 2020年无人机热点回眸. 科技导报, 2021, 39(1): 233 – 247.)
- [2] WU Qingpo, ZHOU Shaolei, LIU Wei, et al. Multi-unmanned aerial vehicles cooperative search based on central-distributed model predictive control. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(10): 1414 – 1421.  
(吴青坡, 周绍磊, 刘伟, 等. 基于集散式模型预测控制的多无人机协同分区搜索. 控制理论与应用, 2015, 32(10): 1414 – 1421.)
- [3] LUP D L, SHAO J, XU Y, et al. Coevolution pigeon-inspired optimization with cooperation-competition mechanism for multi-uav cooperative region search. *Applied Sciences*, 2019, 9(5): 827.
- [4] ZHOU Z W, LUO D L, SHAO J, et al. Immune genetic algorithm based multi-uav cooperative search with event-triggered mechanism. *Physical Communication*, 2020, 41: 101103.
- [5] ZHONG Y, YAO P Y, SUN Y, et al. Method of multi-UAVs cooperative search for Markov moving targets. *The 29th Chinese Control and Decision Conference*. Chongqing, China: IEEE, 2017: 6783 – 6789.
- [6] ZHU Mengyuan, LÜ Na, CHEN Kefan, et al. Collaborative aeronautic swarm search of markov moving targets. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(9): 2041 – 2047.  
(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. 系统工程与电子技术, 2019, 41(9): 2041 – 2047.)
- [7] QI X M, WEI R X, SHEN D, et al. Distributed cooperative search methods of multi-UAV based on prediction of moving targets. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(12): 2417 – 2425.
- [8] ZHEN Z Y, CHEN Y, WEN L D, et al. An intelligent cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 100: 105826.
- [9] DUAN H B, QIU H X, FAN Y M. Unmanned aerial vehicle close formation cooperative control based on predatory escaping pigeon-inspired optimization. *Scientia Sinica Technologica*, 2015, 45(6): 559 – 572.
- [10] HUO M Z, DUAN H B, YANG Q, et al. Live-fly experimentation for pigeon-inspired obstacle avoidance of quadrotor unmanned aerial vehicles. *Science China Information Sciences*, 2019, 62(5): 052201.
- [11] QIU H X, DUAN H B. Multiple UAV distributed close formation control based on in-flight leadership hierarchies of pigeon flocks. *Aerospace Science and Technology*, 2017, 70: 471 – 486.
- [12] LI H H, DUAN H B. Bloch quantum-behaved Pigeon-inspired optimization for continuous optimization problems. *Proceedings of Chinese Guidance, Navigation and Control Conference*. Yantai, China: IEEE, 2014: 2634 – 2638.
- [13] PARUNAK H V D, PURCELL M, O'CONNELL R. Digital pheromones for autonomous coordination of swarming UAV's. *The 1st Technical Conference and Workshop on Unmanned Aerospace Vehicles*. Portsmouth, Virginia: AIAA, 2002: AIAA 2002 – 3446.
- [14] YAZDANI D, Omidvar M N, Branke J, et al. Scaling up dynamic optimization problems: A divide-and-conquer approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, 24(1): 1 – 15.
- [15] VINH K. *Optimal cooperative tasking and coordination of uavs in a search and coverage mission*. Greensboro: North Carolina Agricultural and Technical State University, 2019.
- [16] LIU Zhong, GAO Xiaoguang, FU Xiaowei. Multi-UAVs distributed cooperative target search algorithm with controllable revisit mechanism based on digital pheromone. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, 39(9): 1998 – 2011.  
(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. 系统工程与电子技术, 2017, 39(9): 1998 – 2011.)

### 作者简介:

**郑伟铭** 硕士研究生, 研究方向为多无人机协同控制, E-mail: zwming@stu.xmu.edu.cn;

**周贞文** 硕士研究生, 研究方向为多无人机协同决策, E-mail: 819342493@qq.com;

**徐扬** 副教授, 研究方向为单体、多体无人系统控制、规划与决策, E-mail: yang.xu@nwpu.edu.cn;

**罗德林** 教授, 研究方向为飞行器制导与控制、无人机协同决策与控制, E-mail: luodelin1204@xmu.edu.cn.