

控制与决策

Control and Decision

针对动态目标的多无人机协同组合差分进化搜索方法

周鹤翔, 徐扬, 罗德林

引用本文:

周鹤翔, 徐扬, 罗德林. 针对动态目标的多无人机协同组合差分进化搜索方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(11): 3128–3136.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.2260>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

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>

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>

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>

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>

针对动态目标的多无人机协同组合差分进化搜索方法

周鹤翔¹, 徐扬^{2,3}, 罗德林^{1†}

(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, 西安 710072;
3. 西北工业大学 太仓长三角研究院, 江苏 太仓 215400)

摘要: 针对多无人机动态目标协同搜索问题, 提出一种组合差分进化无人机协同搜索航迹规划方法. 建立动态目标协同搜索环境信息图模型及无人机运动模型. 基于改进差分蝙蝠算法和自适应差分进化算法, 设计基于种群数量自适应分配的组合框架, 将差分进化算法中的变异、交叉和选择机制引入蝙蝠算法, 构建组合差分进化算法的协同搜索算法, 并对无人机动态目标协同搜索的航迹进行优化. 针对待搜索目标轨迹随机多变且具有规避侦察特性的现实场景, 建立可回访数字信息图和自适应目标搜索增益函数, 从而提高无人机对动态目标的捕获能力. 最后, 通过仿真结果验证所提出的无人机动态目标协同搜索算法的有效性.

关键词: 多无人机; 协同搜索; 运动目标; 分布式; 差分进化算法

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyj.2021.2260

引用格式: 周鹤翔, 徐扬, 罗德林. 针对动态目标的多无人机协同组合差分进化搜索方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3128-3136.

A composite differential evolution algorithm for multi-UAV cooperative dynamic target search

ZHOU He-xiang¹, XU Yang^{2,3}, LUO De-lin^{1†}

(1. School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China; 2. School of Civil Aviation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 3. Yangtze River Delta Research Institute of NPU, Northwestern Polytechnical University, Taicang 215400, China)

Abstract: To solve the problem of multi-UAV cooperative search for dynamic targets, a composite differential evolution algorithm is proposed for multiple UAVs to perform cooperative dynamic target search. First, the environment information graph model for the cooperative dynamic target search and UAV model are established. Then, based on the improved differential bat algorithm and the adaptive differential evolution algorithm, a combinatorial framework relied on population adaptive allocation is designed. By introducing the mutation, crossover and selection mechanisms of the differential evolution algorithm to the bat algorithm, a cooperative search algorithm combined with the differential evolution algorithm is constructed. For the real scenario where the trajectories of dynamic targets are random and unpredictable and have reconnaissance evasion trait, the retrievable digital information graph and the adaptive target search gain function are established to enhance the capabilities of UAVs to capture dynamic targets. Finally, simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed UAV cooperative dynamic target search algorithm.

Keywords: multi-UAV; cooperative search; dynamic target; distributed model; differential evolution algorithm

0 引言

随着无人机技术的发展, 多无人机协同搜索可被广泛用于人员搜救、地质探测、森林火情探测、战场目标侦察^[1]等诸多任务, 已成为无人机应用的一个重要领域. 研究有效的针对复杂环境下静态和动态目标的无人机协同搜索方法是实现无人机协同搜索的

关键.

实际情况下, 由于无人机对待搜索区域内目标所在位置以及运动规律是未知的, 离线全局规划无人机航迹的方式并不适用^[2]. 为了使无人机能够根据全局信息做出最合理的搜索航迹决策, 学者进行了许多研究^[3-4], 在这些研究的基础上, 本文针对3个方面的问

收稿日期: 2021-12-28; 录用日期: 2022-06-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61673327); 2021 年度太仓市基础研究计划项目 (TC2021JC28); 中央高校基本科研业务费项目 (G2021KY05116); 2021 年西北工业大学太仓长三角研究院产业发展引导培育项目 (CY20210202).

†通讯作者. E-mail: luodelin1204@xmu.edu.cn.

题进行进一步研究: 1) 无人机协同控制策略问题, 即无人机的控制信息由何处求解得到; 2) 机间协同问题, 即多无人机协同搜索过程中, 无人机之间的协作配合机制; 3) 飞行航迹实时决策问题, 即无人机如何根据环境实时信息做出最合理的航迹决策。

常见的无人机协同控制策略可以分为两大类: 集中式控制策略^[5]、分布式控制策略^[6-7]。文献[5]将一个中央控制节点作为信息交换的中心, 所有探测信息都由各无人机收集并传输至控制节点, 控制节点基于当前所有无人机的状态信息, 实时决策所有无人机的最佳路径; 文献[6]将生物启发网络与分布式模型预测控制结合, 提出了一种多机器人协同搜索算法; 文献[7]结合模型预测控制的思想, 基于区域多粒度分层策略, 提出了一种分布式启发策略, 在多无人机协同搜索覆盖任务的应用中效果良好。总体而言, 集中式方法在小规模无人机协同任务中具有很好的全局决策能力, 但是当协同任务的规模增大时, 计算资源消耗较大。而分布式则将决策信息分发给各无人机, 依靠自身搜索信息或选择性与邻近无人机进行信息交互这两种方式来决策下一步的飞行器路径, 其鲁棒性强, 适用于本文考虑的动态目标搜索现实场景。

机间协同问题的解决, 主要包括任务分配和搜索图这两类方法^[8-9]。文献[8]提出了一种基于航道均分垂线搜索的任务分配算法对运动目标进行区域覆盖搜索, 主要应用在无人机与目标速度比值大且无人机数目较多的场景下。另一类研究则是采用占用图、概率图和信息素图等搜索图方法。文献[9]提出了一种基于概率图和信息素图而建立的机间协同机制, 通过实时更新搜索图的方式, 降低了对目标搜索的虚警率和漏检率。

在无人机飞行航迹规划方面, 主要包括图论^[10]、启发式仿自然体算法^[11-12]、人工势场法^[13]等。文献[10]提出了一种基于改进的动态A*算法, 通过计算周围位置到当前位置和终点位置的代价和, 选择总代价最小的路径; 文献[11]提出了一种包括遗传算法、蚁群算法、Voronoi图和聚类方法在内的集成方法, 通过使用遗传算法生成次优路径以增强遗传算法的初始化种群, 同时次优路径采用Voronoi图和聚类方法对障碍物进行规避; 文献[12]提出了一种动态离散鸽子启发优化算法生成分布式无人机航迹; 文献[13]提出了一种改进人工势场的方式, 弥补人工势场法易陷入局部最小而无法找到可行路径的不足。

当前研究使得无人机在一定程度上具备良好的协同搜索能力, 但仍然存在以下不足: 1) 已有搜索方法大多针对静态目标的搜索, 对于具有规避侦察特性的动态目标且搜索环境中存在禁飞区域的研究较

少; 2) 考虑到无人机机载传感器探测率因素对目标捕获的影响, 对于动态目标的捕获能力较一般。

对于上述问题, 本文首先假设目标的初始位置呈正态分布, 目标可能静止或运动; 接着定义环境数字信息素图, 并设计其迭代计算更新机制, 从而构建出具有回访机制的数字信息图模型; 在此基础上, 综合考虑搜索环境收益、目标发现收益等因素建立协同搜索适应度函数, 在分布式滚动时域优化的框架下, 基于组合差分进化算法实现无人机协同搜索动态目标最优航迹决策; 最后采用二次B样条方法对航迹进行平滑, 使之更符合实际的无人机飞行航迹。本文的内容安排如下: 建立环境信息图模型和无人机目标运动模型; 构建多无人机协同搜索决策的适应度函数, 设计基于改进差分蝙蝠算法与自适应差分进化算法的组合差分进化算法; 进行仿真对比实验并对本文内容进行总结。

1 问题描述

在待搜索区域范围内, 给定 N 架无人机对 T 个动态目标执行协同搜索任务。参考文献[14]建立多无人机目标跟踪和围捕的相对运动学模型, 假设无人机对待搜索区域范围内存在火炮威胁或禁飞区等无人机无法进行搜索的区域具有先验知识。同时待搜索目标具有一定规避侦察意识, 可选择静止等待规避策略或朝向待搜索区域内的禁飞区域进行规避。无人机可以根据实时信息规划航路以达到有效搜索运动目标的目的。因此, 本文主要研究的是如何建立一种高效的航迹决策方法, 以保证无人机集群能够在尽可能短的时间降低目标运动区域的不确定度, 并使无人机尽可能多地捕获到目标, 同时避免目标进入无人机禁飞区域躲避。

1.1 环境信息图模型

1.1.1 不确定度图

本文首先将任务区域进行栅格化, 采用不确定度 $X_{mn}^{x,y}(t)$ 表示 t 时刻无人机对环境栅格 (x, y) 的认知度, $X_{mn}^{x,y}(t) = 1$ 表示无人机对该栅格完全不了解, $X_{mn}^{x,y}(t) = 0$ 表示无人机对该栅格完全了解, 随着无人机对栅格探测次数的增加, 栅格 (x, y) 的不确定度也会随之减少。

$$X_{mn}^{x,y}(t) = \eta^{S(t)} X_{mn}^{x,y}(t-1). \quad (1)$$

其中: η 表示单次探测栅格不确定度的衰减系数, $S(t)$ 表示 t 时刻该栅格被探测的次数。

1.1.2 目标概率图

基于实际应用场景建立数学模型, 待搜索区域中运动目标的初始位置应符合正态分布。采用二维正

态分布描述运动目标 t_0 时刻栅格 (x, y) 的分布概率 $P_{mn}^{x,y}(t_0)$,假如 $P_{mn}^{x,y}(t_0) = 0$ 表示该栅格中目标一定不存在, $P_{mn}^{x,y}(t_0) = 1$ 表示该单元环境中目标一定存在.

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

其中: σ_0 表示正态分布方差, (x_t, y_t) 表示运动目标位置的正态分布期望, N_t 表示目标个数.

当无人机在飞行过程中,考虑到机载传感器的探测率和虚警率对目标搜索的影响,无人机对当前栅格目标存在概率的更新公式^[15]为

$$P_{mn}^{x,y}(t+1) = P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1) = 1) = \frac{p_d P_{mn}^{x,y}(t)}{p_f(1 - P_{mn}^{x,y}(t)) + p_d P_{mn}^{x,y}(t)}. \quad (3)$$

$$P_{mn}^{x,y}(t+1) = P(E_{mn}^{x,y} = 1 | D_{mn}^{x,y}(t+1) = 0) = \frac{(1 - p_d) P_{mn}^{x,y}(t)}{(1 - p_f)(1 - P_{mn}^{x,y}(t)) + (1 - p_d) P_{mn}^{x,y}(t)}. \quad (4)$$

$$D_{mn}^{x,y}(t) = \begin{cases} 1, & P_{mn}^{x,y}(t) > \xi_p; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $E_{mn}^{x,y} = 1$ 表示栅格 (x, y) 存在目标, $D_{mn}^{x,y}(t) = 1$ 表示无人机探测到栅格 (x, y) 存在目标, p_d 表示机载传感器的探测率, p_f 表示机载传感器的虚警率, ξ_p 表示目标存在的目标概率阈值.

1.1.3 数字信息素图

自然界中社会性群集生物具有良好的自组织协同能力,受到生物界中蚁群觅食循迹特点的启发,引入数字信息素作为多无人机协同机制.数字信息素分为吸引、排斥两种基本信息素,吸引信息素吸引无人机向该区域搜索,排斥信息素排斥其他无人机向该区域再次重复搜索,无人机探测飞行过后环境中的信息素浓度会重新更新.

定义 t 时刻栅格 (x, y) 吸引信息素 $S_a^{x,y}(t)$ 的更新方式为

$$S_a^{x,y}(t) = (1 - E_a)[(1 - G_a)(S_a^{x,y}(t-1) + D_a K_s^{x,y}(t)) + g_a^{x,y}(t)]. \quad (6)$$

其中: E_a 表示吸引信息素蒸发系数, G_a 表示吸引信息素传播系数, $K_s^{x,y}(t)$ 表示 t 时刻栅格 (x, y) 是否释放吸引信息素的开关系数, D_a 表示本栅格释放吸引信息素系数, $g_a^{x,y}(t)$ 表示 t 时刻周围栅格传播给栅格 (x, y) 的吸引信息素系数.

为了避免无人机受多个运动目标的影响而导致对部分区域长期不探测和由于机载传感器的探测率和虚警率导致目标未被捕获的情况发生,通过定义开

关系数 $K_s^{x,y}(t)$ 的回访时间阈值和目标可能存在阈值来提高无人机对长期未探测区域和目标存在概率较大区域的回访率.

$$K_s^{x,y}(t) = \begin{cases} 0, & \Delta t \leq \delta_T \text{ or } P_{mn}^{x,y}(t) \leq \theta_p l; \\ 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

其中: Δt 表示栅格 (x, y) 当前时刻与上一次被无人机访问时刻的差值; δ_T 表示回访时间阈值; θ_p 表示目标存在阈值.

吸引信息素可以传播并影响周围环境,吸引信息素传播系数 $g_a^{x,y}(t)$ 的计算公式为

$$g_a^{x,y}(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} G_a(S_a^{x,y}(t-1) + D_a K_s^{x,y}(t)), \quad (8)$$

其中 N_s 表示当前栅格 (x, y) 周围的栅格集合.

定义 t 时刻栅格 (x, y) 排斥信息素 $S_r^{x,y}(t)$ 的更新方式为

$$S_r^{x,y}(t) = (1 - E_r)\{(1 - G_r)[S_r^{x,y}(t-1) + (1 - D_r K_s^{x,y}(t))] + g_r^{x,y}(t)\}. \quad (9)$$

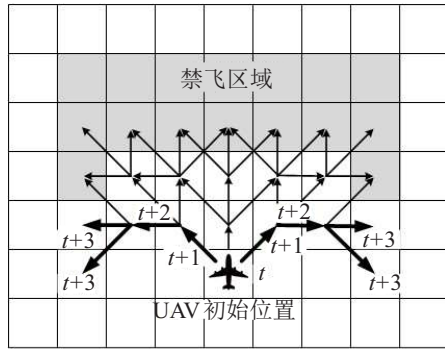
其中: E_r 表示排斥信息素蒸发系数, G_r 表示排斥信息素传播系数, $K_s^{x,y}(t)$ 表示 t 时刻栅格 (x, y) 是否释放排斥信息素的开关系数, D_r 表示本栅格释放排斥信息素系数, $g_r^{x,y}(t)$ 表示 t 时刻周围栅格传播给栅格 (x, y) 的排斥信息素系数.

$$g_r^{x,y}(t) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} G_r[S_r^{x,y}(t-1) + (1 - D_r K_s^{x,y}(t))]. \quad (10)$$

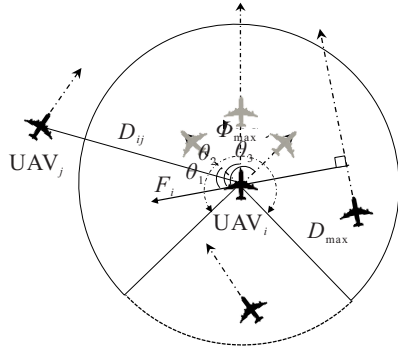
1.2 无人机运动模型

假设 t 时刻,第 i 架无人机的状态矩阵为 $[X_i(t), Y_i(t), D_i(t)]$,如图1(a)所示,对于待搜索区域内的凹形等复杂禁飞区域,无人机需要对其进行规避.第 $t+1$ 时刻,无人机在栅格化环境中且有且仅有3种航向.当无人机位于 $t+2$ 时刻的位置时,如果无人机航向 $D_i(t+2)$ 不提前做出改变,则下一步无人机的位置将邻近禁飞区域,而受限于转弯特性的影响,无人机将无法规避禁飞区域.因此,本文提前规划出无人机的未来3步航迹,若航迹中出现与禁飞区发生干涉的无人机位置,则此次迭代过程规划出的航迹将被舍弃,最终生成的航迹将有效规避禁飞区域.

考虑到机间防碰撞的问题,引入虚拟斥力机制,当两架无人机满足斥力条件时,斥力会促使无人机相互远离以避免发生碰撞.如图1(b)所示,UAV₁与UAV_i之间的相对角度大于斥力产生的最大角度 ϕ_{\max} ,UAV₂与UAV_i之间的距离大于斥力产生的最大距离 D_{\max} ,因此UAV_i与UAV₁、UAV₂之间不



(a) 无人机避障



(b) 无人机防碰撞

图 1 目标运动模型

产生斥力, UAV_i 与 UAV_j 之间产生斥力. 无人机在 $t + 1$ 时刻的位置 $UavPos(t + 1)$ 与斥力方向的夹角 $\theta_k (k = 1, 2, 3)$ 越小越好, 如此能够使得 UAV_i 尽快朝向规避 UAV_j 的方向飞行.

1.3 目标运动模型

在无人机动态目标协同搜索的问题中, 被搜索目标的运动状态估计是非常重要的. 首先, 动态目标在某一时刻的位置应可能存在两种状态, 一种可能是目标保持静止, 仍然停留在上一时刻位置, 另一种可能基于上一时刻目标位置, 移动到当前新的位置; 其次, 考虑到实际被搜索目标具有一定的反侦察能力, 目标倾向于运动到附近无人机未搜索过的位置.

综上所述, 目标在 $t + 1$ 时刻的运动状态只与 t 时刻状态相关, 符合时间与运动状态离散化的马尔可夫过程. 目标的转移概率与周围栅格的不确定度和当前栅格的不确定度相关.

$$P_{ij} = \begin{cases} \frac{\max_{j \in D} (x_{mn}^{x_j y_j} (t))}{\max_{j \in D} (x_{mn}^{x_j y_j} (t)) + x_{mn}^{x_i y_i}}, & x_{mn}^{x_i y_i} < \max_{j \in D} (x_{mn}^{x_j y_j}); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

其中 D 表示栅格 (x_i, y_i) 的邻近栅格集合. 从式(11)看出, 当目标所在栅格的不确定度小于周围栅格的不确定度时, 目标转移概率 $p_{i,j}$ 增大, 表明目标能以较大的概率转移到已搜索的区域, 以躲避无人机搜索, 减

少被发现概率.

2 多无人机协同搜索决策方法

假设多无人机之间可以始终保持实时环境信息的全局共享, 基于其他无人机的航迹计算结果, 各个无人机子系统自行迭代求解航迹最优解. 首先, 基于无人机协同搜索系统动态更新模型, 根据当前的无人机协同搜索系统状态, 预测未来 k 步的无人机协同搜索系统状态信息; 其次是滚动优化部分, 通过计算适应度函数 $J(t)$ 获取当前最优的航向序列 $C(k, t)$, 并将航向序列的第一步 $C(1, t)$ 作为当前无人机的执行决策; 最后, 根据航向序列第 1 步 $C(1, t)$ 规划出无人机新航迹 $pos(t + 1)$, 随着时间的更新, 采用滚动时域的方式迭代计算无人机航迹.

2.1 适应度函数设计

多无人机协同搜索结果的效果可以从以下多个方面进行评价: 1) 待搜索环境不确定度的下降程度, 无人机趋于探测环境中不确定度高的区域; 2) 运动目标的发现收益, 无人机搜索趋向于探测目标存在概率高的区域; 3) 无人机协同搜索收益, 无人机间协同机制通过信息素图实现, 协同搜索收益促使各无人机协同配合, 尽可能利用搜索资源; 4) 机间防碰撞规避代价, 避免无人机之间发生航迹干涉; 5) 任务执行代价, 促使无人机尽量采用直飞的飞行路径, 尽可能减少无人机搜索航迹中机动转弯的次数; 6) 规避禁飞区代价, 促使无人机尽可能远离禁飞区域. 因环境栅格的不确定度随无人机访问次数增加而不断下降, 引导无人机对长期未访问不确定度高的区域搜索, 尽快降低整个待搜索环境内的不确定度, 将 t 时刻探测区域 N_R 内的不确定度下降量表示为对环境搜索收益

$$J_e(t) = \sum_{i=1}^{N_R} (X_t(i) - X_{t-1}(i)). \quad (12)$$

将目标发现收益表示为探测区域 N_R 内目标存在概率的累加和, 同时为了降低机载传感器探测率和虚警率造成时敏运动目标未被搜索到的影响, 引入动态加权系数, 引导无人机朝向目标存在概率较大的区域搜索. 定义 t 时刻探测区域 N_R 内的目标发现收益 $J_f(t)$ 为

$$J_f(t) = \sum_{i=1}^{N_R} (P_{mn}^{x_i, y_i} (t) e^{P_{mn}^{x_i, y_i} (t) - \xi_p}). \quad (13)$$

再将 t 时刻无人机探测区域 N_R 中信息素的势场梯度值表示为无人机协同搜索收益

$$J_s(t) = \sum_{i=1}^{N_R} (S_a^{x_i, y_i} (t) - S_r^{x_i, y_i} (t)). \quad (14)$$

为了避免在协同搜索过程中无人机之间发生碰

撞,引入虚拟斥力构建无人机机间防碰撞机制,定义无人机*i*在*t*时刻受到其他无人机产生的排斥力为

$$F_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_u} F_{ij}(t). \quad (15)$$

$$F_{ij} = \begin{cases} k_f e^{-\omega_f D_{ij}} E_{ij}, & D_{ij} \leq D_{\max}, |\phi_{ij}| \leq \phi_{\max}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

其中: F_{ij} 表示无人机*j*对无人机*i*产生的斥力, k_f 表示斥力系数, ω_f 表示斥力因子, D_{ij} 表示无人机之间距离值, E_{ij} 表示UAV_{*i*}向UAV_{*j*}产生作用力方向的单位向量, ϕ_{ij} 表示无人机*i*航向与 E_{ij} 之间的夹角.

定义*t*时刻探测区域 N_R 内的机间防碰撞代价 $J_p(t)$ 为

$$J_p(t) = e^{|F_i(t)| \sin(\theta(\text{UavPos}(t+1|t)))}, \quad (17)$$

其中 $\theta(\text{UavPos}(t+1|t))$ 表示无人机在*t*+1时刻位置与斥力 $F_i(t)$ 之间的夹角.

为了减少协同搜索过程中无人机转弯飞行的次数,有效降低能源消耗,引导无人机完成协同搜索任务执行代价最低,定义*t*时刻探测区域 N_R 内的任务执行代价 $J_m(t)$ 为

$$J_m(t) = |\theta(\text{UavDir}(t+1)) - \theta(\text{UavDir}(t))|, \quad (18)$$

其中 $\text{UavDir}(t)$ 表示*t*时刻无人机的航向.

为了尽可能远离待搜索环境中的禁飞区域,设置规避禁飞区收益 $J_n(t)$ 为

$$J_n(t) = \|\text{UavPos}(t+1|t) - O_f\|_2 - O_r. \quad (19)$$

其中: O_f 表示禁飞区域中心集合, O_r 表示禁飞区域半径集合.

综合考虑以上搜索收益与代价,并根据实际应用场景下的需求对搜索收益和代价设置不同大小的权值系数,构建出无人机协同搜索适应度函数 $J(t)$.将 $J(t)$ 作为第*i*架无人机在第*t*个预测时刻时本地决策的性能指标,引导无人机在搜索动态目标的任务中整体收益最大化:

$$J(t) = \omega_f J_f(t) + \omega_e J_e(t) + \omega_s J_s(t) - \omega_p J_p(t) - \omega_m J_m(t) + \omega_n J_n(t). \quad (20)$$

其中: ω_f 表示目标发现收益系数, ω_e 表示环境搜索收益系数, ω_s 表示无人机协同搜索收益系数, ω_p 表示机间防碰撞代价系数, ω_m 表示任务执行代价系数, ω_n 表示规避禁飞区收益系数, $\omega_f, \omega_e, \omega_s, \omega_p, \omega_m, \omega_n > 0$ 且 $\omega_f + \omega_e + \omega_s + \omega_p + \omega_m + \omega_n = 1$.

2.2 组合差分进化协同搜索算法

本文将协同搜索问题分为多无人机朝向目标可能存在区域集合和在目标可能存在区域进行局部协同搜索这两个阶段,为保证搜索过程前期探测能力与后期求解精度的平衡,基于种群数量将改进差分进化蝙蝠算法(DEBA)^[16]与具有可选外部存档的自适应差分进化算法(JADE)^[17]组合,提出一种适用于复杂搜索环境的无人机协同搜索算法,流程如图2所示.

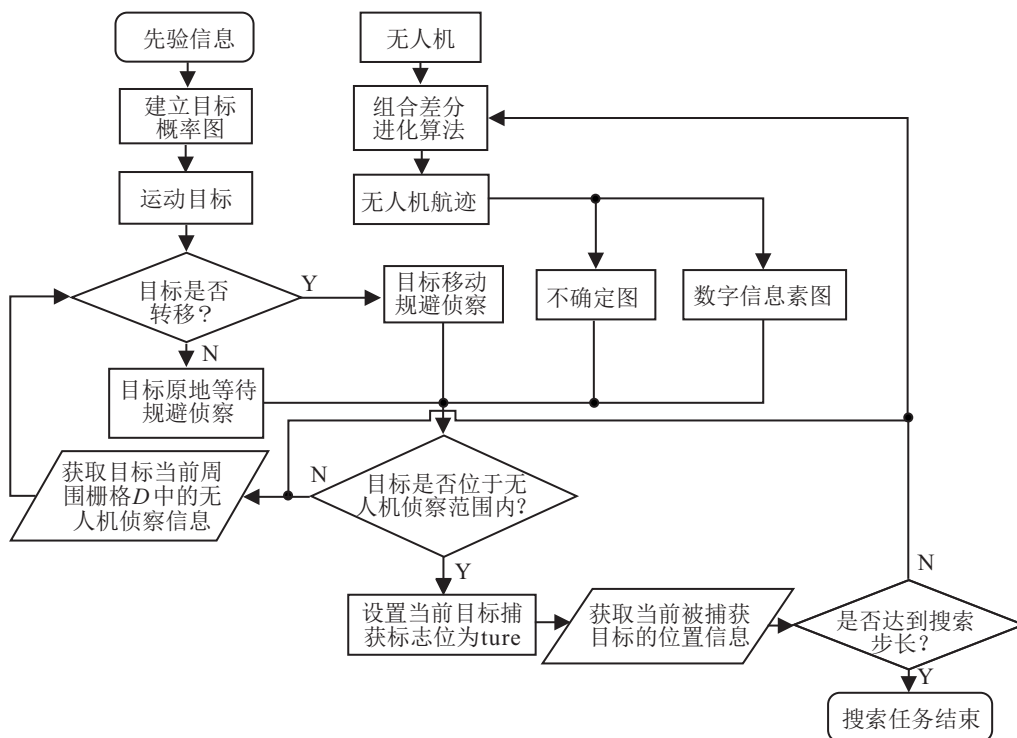


图2 无人机协同搜索流程

2.2.1 基因编码

采用组合差分进化算法求解协同搜索问题,需要对组合差分进化算法中的解个体进行编码,从而建立起无人机可行路径与算法可行解的映射关系.将无人机的 k 步探测路径表示为种群个体的维数 D ,随机生成的种群大小为 pop ,个体的每一维由属于 $[-1, 0, 1]$ 中的整数表示,其代表无人机的左转 45° 、直飞、右转 45° 这3种情况.下面以某一架无人机预测的多步航向为例进行说明,如图3所示,将无人机航向区间 $[-1, 1]$ 平分为4个子区间,个体的第1个基因代表算法计算得到的第1步路径无人机航向,其对应的实数为 $-0.67 < 0.5$,因此映射在 $[-1, 0, 1]$ 上的无人机航向编码为 -1 .同理可确定第2步路径和第3步路径基因在 $[-1, 0, 1]$ 上的整数表示.按以上编码方式可以将无人机在栅格环境下的可行路径用基因编码的方式表示.由此无人机在每次协同搜索过程中第 t 时刻的 UAV_i 根据组合差分进化算法获得的最佳遗传基因个体得到下一步飞行移动方向.

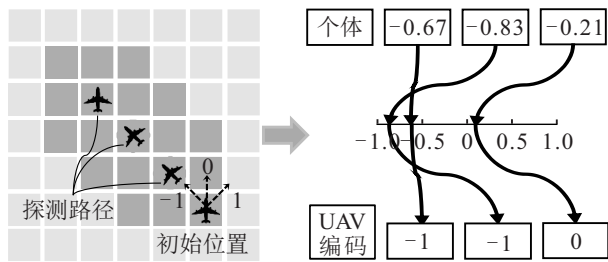


图3 无人机探测路径编码方式

2.2.2 子种群划分

由于差分进化算法对种群数量具有敏感性^[18],考虑基于种群数量的重新分配,将种群 pop 划分为多个子种群,采用不同的差分进化算法提高搜索过程中的种群多样性,克服单一算法应用在多无人机搜索过程中易遗漏目标、搜索步数长的缺点.子种群划分的流程如下.

step 1: 首先将初始无人机可行路径的基因种群 pop 按 $1:1:3$ 的比例随机分为两个基本子种群 pop_1 和 pop_2 ,一个奖励子种群 pop_3 ,算法初始将奖励子种群 pop_3 与 pop_2 合并,同时记录两个子种群中初始的最大无人机协同搜索适应度函数值 Fit_{\max} .

step 2: 计算当前迭代 iter 的最大无人机协同搜索适应度函数值的累计增益 Fit_{acc} .

$$\text{Fit}_{\text{acc}}^{\text{iter}} = \text{Fit}_{\max}^{\text{iter}} - \text{Fit}_{\max}^{\text{iter}-1} + \text{Fit}_{\text{acc}}^{\text{iter}-1}. \quad (21)$$

step 3: 如果算法迭代次数达到种群划分周期 T_d ,则将无人机可行路径的基因种群 pop 按 $1:1:3$ 的比

例随机分为两个基本子种群 pop_1 和 pop_2 ,一个奖励子种群 pop_3 ,根据两个子种群的无人机协同搜索适应度函数值的累计增益 Fit_{acc} 将奖励子种群分配给其中一个基本子种群.

$$\begin{cases} \text{pop}_1^{\text{new}} = \text{pop}_1 \cup \text{pop}_3, \text{Fit}_{\text{acc}}^{\text{POP}_1} > \text{Fit}_{\text{acc}}^{\text{POP}_2}; \\ \text{pop}_2^{\text{new}} = \text{pop}_2 \cup \text{pop}_3, \text{otherswise.} \end{cases} \quad (22)$$

step 4: 迭代次数 iter 加1,跳转 step 2.

2.2.3 算法描述

组合差分进化协同搜索算法的主要步骤如下.

step 1: 初始化无人机可行路径种群数量 pop 、最大迭代次数 iter_{\max} 、种群划分周期 T_d .

step 2: 初始化DEBA算法和JADE算法的参数.

step 3: 根据基因编码方式和解空间初始化无人机可行路径种群.

step 4: 按照种群划分比例,将整个无人机可行路径种群随机划分成 pop_1 、 pop_2 和 pop_3 .

step 5: 初始时刻将奖励子种群 pop_3 与JADE算法的基本子种群 pop_2 合并.

step 6: 在两个子种群 $\text{pop}_1^{\text{new}}$ 和 $\text{pop}_2^{\text{new}}$ 上分别执行DEBA算法和JADE算法.

step 7: 执行子种群划分过程, $\text{iter} \leftarrow \text{iter} + 1$.

step 8: 若满足终止条件,则算法结束,否则转至 step 6.多无人机协同搜索过程中的终止条件为迭代次数 iter 达到最大迭代次数 iter_{\max} 或运动目标被捕获的个数达到初始目标个数.

3 仿真结果分析

3.1 参数设置

仿真参数的设置如下:

1) 搜索区域初始化大小为 $40 \text{ km} \times 40 \text{ km}$,离散化处理为1600个单元,区域内分布着3块禁飞区域,动态目标可以进入禁飞区域内躲避无人机侦察,无人机无法进入禁飞区域,同时区域内随机分布着4个动态目标,目标初始位置分布的正态分布方差 σ_0 为0.1,正态分布期望 (x_t, y_t) 为(15, 15)(12, 24)(30, 34)(20, 14),目标移动速度范围为 $0 \text{ m/min} \sim 200 \text{ m/min}$.目标速度大小和方向在速度大小约束和转向约束下随机选取.设仿真采样周期与无人机决策周期均为5 min,迭代步数为100.

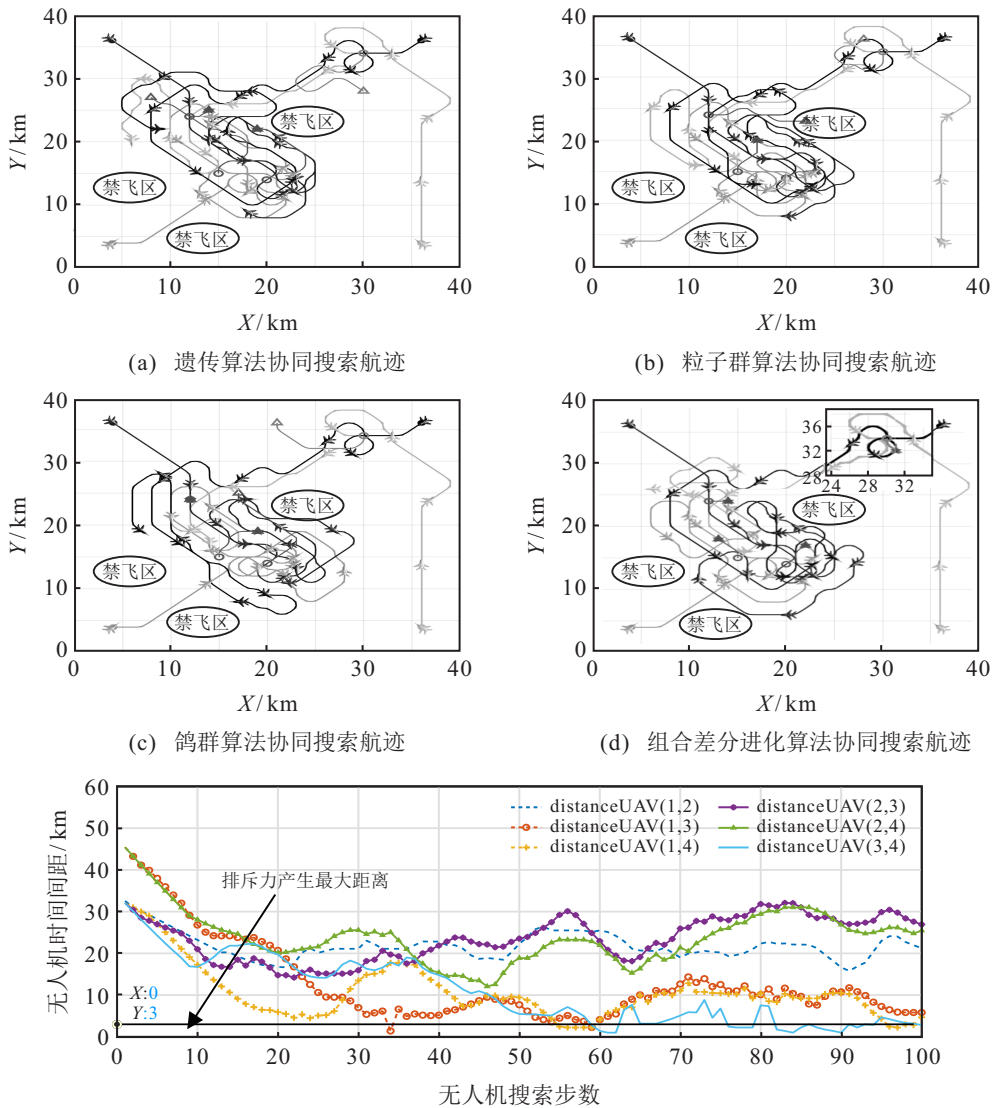
2) 4架无人机采用从区域四角搜索的方式,飞行速度为 1 km/min .无人机机载传感器的侦察半径为 1 km ,机载传感器的探测率 p_d 为0.8,虚警率 p_d 为0.2,

无人机确定目标存在的概率阈值 ξ_p 为0.7.无人机之间的斥力系数 k_f 和斥力因子 ω_f 分别为0.8和0.2,无人机之间斥力产生的最大距离 D_{max} 为3km,斥力产生的最大航向夹角 ϕ_{max} 为 270° ,无人机之间的安全距离为1km.

3) 搜索环境中不确定度的衰减系数 η 为0.7,目标存在阈值 θ_p 为0.8,吸引、排斥信息素的蒸发系数都为0.7,吸引、排斥信息素的传播系数都为0.3,栅格释放吸引、排斥信息素系数都为1,信息素的蒸发系数 E_r 为0.7,回访时间阈值 δ_T 为10.

3.2 无人机协同搜索规划结果

针对复杂环境下的多无人机协同搜索动态目标任务,本文采用的组合差分进化算法航迹规划结果如图4(d)所示.图4中:“o”代表运动目标起始点,“△”代表运动目标终止点,“★”代表运动目标被无人机捕获.图4中4个运动目标具有规避无人机侦察的特点,同时地图中存在3个禁飞区域,运动目标可以进入禁飞区域规避无人机侦察,一旦运动目标进入禁飞区域,无人机将无法捕获目标,因此无人机需要尽可能在运动目标进入禁飞区域前将其捕获或拦截.



(e) 协同搜索过程中的无人机机间间距

图4 4种算法的协同搜索过程

图4(a)~图4(c)中被搜索到的运动目标相比图4(d)中搜索到的运动目标,其运动步长都较大.说明图4(a)~图4(c)搜索效率低于图4(d),且运动目标具有规避无人机侦察的运动趋势.如图4(b)粒子群算法协同搜索航迹图所示,运动目标为了躲避无人机搜

索,最终进入了无人机禁飞区.

如图4(d)组合差分进化算法协同搜索航迹图所示,左上角的两架无人机将运动目标捕获后,将不再继续锁定当前目标,转而协助其他无人机搜索其他运动目标.另一方面,无人机在有效执行协同搜索任务

的同时也能够有效规避禁飞区域,当周围不存在禁飞区域或运动目标活动区域时,无人机也能保持直线飞行,尽可能减少做出大量不必要的转弯机动动作. 根据图4(d)的局部图可知,无人机首次发现位于(30,34)处的移动目标,本文通过调节数字信息素的开关系数释放吸引信息素,吸引无人机向释放吸引信息素的区域飞行,同时配合调节目标发现收益因子,增大目标发现收益,促使无人机回访之前目标出现过的区域并最终在(31,32)将运动目标捕获. 如图4(e)机间距离图所示,当无人机间距小于人工势场产生排斥力最大距离3且无人机夹角满足排斥力产生条件时,无人机之间产生排斥力,且随着无人机机间间距变小而增大. 由于不同无人机速度大小相同,当无人机间距不断减小且小排斥力产生最大距离3时,无人机之间产生排斥力,因此无人机间距开始增大直至排斥力减小

为0. 实验表明,所设计的机间防碰撞机制可有效避免无人机之间的相互碰撞.

为了进一步验证本文算法对动态目标协同搜索的优越性,将其与以遗传算法、粒子群算法、鸽群算法为基础的协同搜索算法进行对比. 针对不同的仿真步数,进行50次重复仿真实验,实验结果取均值.

定义任务搜索覆盖率 $Cover(t)$ 用以评估无人机对动态目标运动区域的搜索能力

$$Cover(t) = \frac{Visit(t)}{N_{plan}}. \quad (23)$$

其中: N_{plan} 表示初始目标存在概率大于0.05的区域, $Visit(t)$ 表示 t 时刻区域 N_{plan} 中栅格个数.

图5(a)为当前步长不同算法搜索到动态目标的平均个数,不同算法的任务搜索覆盖率如图5(b)所示,不同算法适应度值收敛性如图5(c)所示.

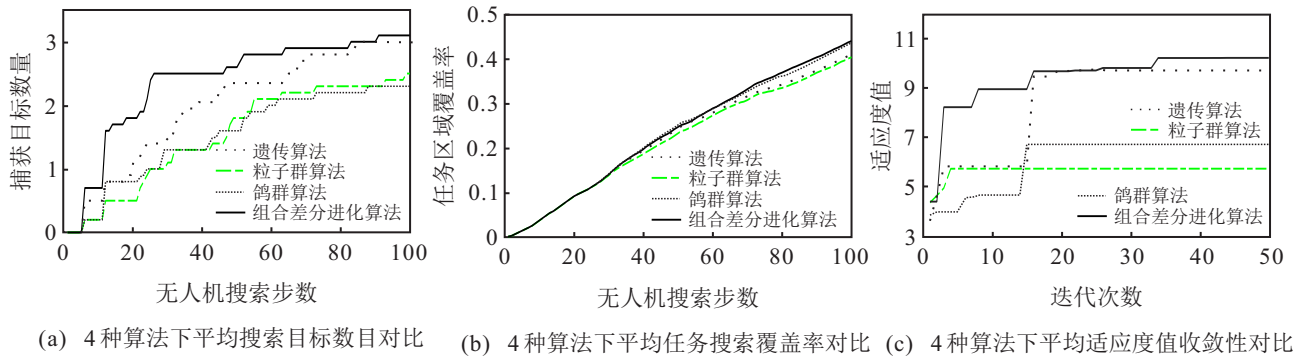


图5 4种算法下性能指标的对比

由图5(a)和图5(b)可知,本文采用的组合差分算法在搜索步长[10,60]内目标捕获数目上和搜索步长[60,100]任务覆盖率上对比遗传算法分别平均提升了24.79%和14.21%,对比粒子群算法平均提升了61.28%和15.26%,对比鸽群算法分别平均提升了57.64%和3.92%. 由图5(c)可知,所设计的组合差分进化算法的收敛速度和收敛精度均优于对比算法.

4 结论

本文针对复杂环境下动态目标的无人机协同搜索问题,提出了一种基于组合差分进化算法的协同搜索方法. 为了对动态目标进行有效搜索,构建了无人机数字信息素图,综合考虑搜索环境收益、目标发现收益、机间协同收益、规避禁飞区收益、机间防碰撞代价和任务执行代价建立了适应度函数,完成了复杂环境下多无人机协同搜索建模,设计了组合差分进化算法完成无人机协同搜索航迹规划问题求解,有效提高了复杂环境下无人机针对运动目标的搜索效率,仿真结果验证了所提出的针对动态目标的无人机协同

搜索方法的有效性. 接下来将针对搜索区域中存在“走廊”“飞地”等更为复杂环境下的运动目标搜索问题进行进一步的深入研究.

参考文献(References)

- [1] 段海滨, 申燕凯, 赵彦杰, 等. 2020年无人机热点回眸[J]. 科技导报, 2021, 39(1): 233-247.
(Duan H B, Shen Y K, Zhao Y J, et al. Review of technological hotspots of unmanned aerial vehicle in 2020[J]. Science & Technology Review, 2021, 39(1): 233-247.)
- [2] Phung M D, Ha Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107376.
- [3] Luo D L, Shao J, Xu Y, et al. Coevolution pigeon-inspired optimization with cooperation-competition mechanism for multi-UAV cooperative region search[J]. Applied Sciences, 2019, 9(5): 827.
- [4] 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: 101103.
- [5] Zheng W X, Wang H L, Ji H X, et al. UAV formation flight and collision warning with centralized control of ground control station[C]. 2019 IEEE International Conference on Unmanned Systems. Beijing, 2019: 103-108.
- [6] 张方方, 陈波, 班旋旋, 等. 基于生物启发神经网络和DMPC的多机器人协同搜索算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(11): 2699-2706.
(Zhang F F, Chen B, Ban X X, et al. Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(11): 2699-2706.)
- [7] Zhu K, Han B, Zhang T. Multi-UAV distributed collaborative coverage for target search using heuristic strategy[J]. *Guidance, Navigation and Control*, 2021, 1(1): 2150002.
- [8] 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.)
- [9] 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 multiUAVs cooperative large area target search[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(7): 1391-1403.)
- [10] Cai Y Z, Xi Q B, Xing X J, et al. Path planning for UAV tracking target based on improved A-star algorithm[C]. 2019 1st International Conference on Industrial Artificial Intelligence (IAI). Shenyang, 2019: 1-6.
- [11] Pehlivanoglu Y V, Pehlivanoglu P. An enhanced genetic algorithm for path planning of autonomous UAV in target coverage problems[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 112: 107796.
- [12] 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.
- [13] Lin P F, Choi W Y, Chung C C. Local path planning using artificial potential field for waypoint tracking with collision avoidance[C]. 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems. Rhodes, 2020: 1-7.
- [14] Luo Y H, Bai A, Zhang H G. Distributed formation control of UAVs for circumnavigating a moving target in three-dimensional space[J]. *Guidance, Navigation and Control*, 2021, 1(3): 1-22.
- [15] 黄书召, 田军委, 乔路, 等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划[J]. *计算机应用*, 2021, 41(2): 390-397.
(Huang S Z, Tian J W, Qiao L, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(2): 390-397.)
- [16] 肖辉辉, 段艳明. 基于DE算法改进的蝙蝠算法的研究及应用[J]. *计算机仿真*, 2014, 31(1): 272-277.
(Xiao H H, Duan Y M. Research and application of improved bat algorithm based on DE algorithm[J]. *Computer Simulation*, 2014, 31(1): 272-277.)
- [17] Zhang J Q, Sanderson A C. JADE: Adaptive differential evolution with optional external archive[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 945-958.
- [18] Piotrowski A P. Review of differential evolution population size[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2017, 32: 1-24.

作者简介

周鹤翔(1997—), 男, 硕士生, 从事多无人机协同决策的研究, E-mail: zhouhexiang@stu.xmu.edu.cn;

徐扬(1987—), 男, 副教授, 博士, 从事单体、多体无人系统控制、规划与决策等研究, E-mail: yang.xu@nwpu.edu.cn;

罗德林(1968—), 男, 教授, 博士, 从事飞行器制导与控制、无人机协同决策与控制、计算智能等研究, E-mail: luodelin1204@xmu.edu.cn.