

1-4-2019

A Hierarchical Control Framework and Key Algorithms of Multi-Swarm Persistent Surveillance

Wang Tao

School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Weiping Wang

School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Xiaobo Li

School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Jing Tian

School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

A Hierarchical Control Framework and Key Algorithms of Multi-Swarm Persistent Surveillance

Abstract

Abstract: Persistent surveillance is a typical application of multi-swarm aerial vehicle systems (UAVs). And dynamic deployment for multi-swarm UAVs in persistent surveillance has been proved to be a complex problem, especially when the self-adjustment is required to adapt the time-sensitive environment. *This paper proposes a multi-swarm hierarchical control scheme and key algorithms. We design the digital turf potential field model to approximate the evolving and interactive information of time-sensitive target features and surveillance effects. Moreover, using the digital turf potential function of each grid as the data point weight, we design a grid-based weighted data-clustering algorithm for the dynamic assignment of UAV swarms, which can adaptively adjust the number of UAVs in each swarm and its sub-region.* Finally, we evaluate the proposed architecture by means of case studies and find that our method can promote surveillance efficiency and workload balance of multiple UAV swarms.

Keywords

multi-UAV swarm, persistent surveillance, dynamic deployment, digital turf model, data clustering

Recommended Citation

Wang Tao, Wang Weiping, Li Xiaobo, Jing Tian. A Hierarchical Control Framework and Key Algorithms of Multi-Swarm Persistent Surveillance[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1221-1228.

一种多无人机集群持续侦察分层控制框架

王涛, 王维平, 李小波, 井田

(国防科技大学系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 持续侦察作为多无人机集群的一种典型应用模式, 持续侦察过程中无人机集群的动态部署, 尤其是时敏环境下的自适应调整一直是该领域研究的难点问题, 本文聚焦于此, 提出了一种多无人机集群持续侦察的分层控制方法。该方法将时敏目标特征和集群侦察效果用一种可演化、可交互的数字草皮人工势场表征; 将各栅格的数字草皮势函数作为数据点权重, 设计了一种基于栅格的加权动态数据聚类方法, 自适应调整无人机子群辖区和子群无人机数量。案例研究表明, 该方法能够提升无人机侦察效率, 能够提高多无人机集群工作载荷的均衡度。

关键词: 多无人机集群; 持续侦察; 动态部署; 数字草皮模型; 数据聚类

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 04-1221-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201804002

A Hierarchical Control Framework of Multi-Swarm Persistent Surveillance

Wang Tao, Wang Weiping, Li Xiaobo, Jing Tian

(School of System Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Persistent surveillance is a typical application of multi-swarm aerial vehicle systems (UAVs). And dynamic deployment for multi-swarm UAVs in persistent surveillance has been proved to be a complex problem, especially when the self-adjustment is required to adapt the time-sensitive environment. This paper proposes a multi-swarm hierarchical control scheme. We design the digital turf potential field model to approximate the evolving and interactive information of time-sensitive target features and surveillance effects. Moreover, using the digital turf potential function of each grid as the data point weight, we design a grid-based weighted data-clustering algorithm for the dynamic assignment of UAV swarms, which can adaptively adjust the number of UAVs in each swarm and its sub-region. Finally, we evaluate the proposed architecture by means of case studies and find that our method can promote surveillance efficiency and workload balance of multiple UAV swarms.

Keywords: multi-UAV swarm; persistent surveillance; dynamic deployment; digital turf model; data clustering

引言

由多无人机集群协同进行的远程搜索、巡逻等

侦察任务是近年来无人机研究的热点方向之一^[1]。

与单一侦察无人机相比, 多无人机侦察系统可以并行执行多项任务并且具有更好的鲁棒性^[2]。

目前, 对多无人机侦察的研究主要针对一次性的侦察任务。在这些研究中, 方法设计的主要目标通常是在最短的时间内用最少的无人机实现侦测目标数量的最大化、侦测对象搜索概率的最



收稿日期: 2018-03-22 修回日期: 2018-03-27;
项目名称: 国家自然科学基金(61273198);
作者简介: 王涛(1976-), 男, 江苏连云港, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为人工智能与无人集群; 王维平(1962-), 男, 满族, 辽宁金县, 博士, 教授, 博导, 研究方向为体系工程与仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 1221 •

大化或是侦测区域覆盖面积的最大化^[3-4]。

随着无人机续航能力的增强和无人机充电基站等技术的不断发展,无人机持续工作能力不断得到加强^[5]。同时,在许多任务中,无人机执行任务的环境会不断发生变化,已侦察区域中仍会不断有新情况涌现,例如边境巡逻任务、气象监测和污染监测任务、野外搜救任务等等。这一类任务通常要求无人机持续地飞临目标区域,这一需求对无人机集群的持续侦察能力提出了挑战^[6-9]。

集群无人机与传统多无人机相比,具有数量规模更大、并行任务更多、功能层次更复杂的特点。目前,用于无人机集群侦察搜索任务较为主流的方法有基于扩展树搜索、基于实时动态编程等^[10-11]。上述算法已在多无人机一次性搜索场景中被证明具有较高的效率,但在大规模多无人机协同侦察场景中,较难实现多无人机之间空间位置的优化。同时,由于该类算法目前通常通过重复一次性全覆盖侦察来实现持续侦察效果,其优化结果容易陷入局部最优。针对这一问题,近年来国内外常采用人工势场法实现对无人机集群的统一控制^[12]。人工势场法通过构造势函数控制无人机的加速度,无人机同时具备对势场的局部感知能力和互相运动的反应机制。人工势场是一种分布式控制方法,其优点是既能够优化多机之间的空间结构又能保持无人机集群的侦察能力,其缺点是无法对目标优先级和特征进行动态表示,也无法保存无人机侦察访问记录。为了解决该问题,人们提出了数字信息素的概念,其本质上是一种势函数,通过数字信息素的产生、扩散、传递等机制,可以更好表征动态环境中侦察优先级的变化过程^[13-14]。数字信息素法同时实现了对持续侦察环境的动态表征和对多无人机的分布式控制,但由于其与无人机集群之间的信息传递呈现单向性,较难实时体现无人机侦察结果对环境的反馈,此外,由于无人机仅能感知局部的信息素水平和周围的无人机行为,随着无人机数量的增加,容易出现局部聚集和死锁情况。

本文针对多无人机集群持续侦察问题,模仿自然界生物觅食行为,提出了一种多子群无人机动态部署的控制框架,设计了一种可交互、可演化的人工势场,用数字草皮进行描述。利用栅格化的数字草皮量,设计了一种基于栅格的动态数据聚类算法,自适应调整无人机子群辖区,最后用仿真实验验证了控制框架的效率。

1 多无人机集群持续侦察问题描述

本文设定多无人机集群持续侦察的主要目标是,系统能在周期时间内保持较好的效能,同时能实时响应突发事件^[9,15]。

对特定待侦察区域 E ,多无人机集群持续侦察的动态部署问题可描述为:对于包含 U_{sys} 架无人机划分为 K 个子群的多集群系统,设计控制框架和策略,动态调整各个无人机子群中无人机的数量和辖区的范围,使得整个侦察体系在给定的集群和环境约束下,可持续地执行侦察任务,并且有效适应相应环境变化带来的改变,从而使得整个体系在持续的时间尺度上具有较高侦察效能。

1.1 环境模型

假设整个环境区域为一个二维平面,用 $E \subset \mathbb{R}^2$ 表示。将区域划分为 $L_x \times L_y$ 的离散栅格,对于单元栅格 $p_{ij}(i \in \{1, 2, \dots, L_x\}, j \in \{1, 2, \dots, L_y\})$,采用似然函数 $\phi(p_{ij}, t)$ 描述该栅格在 t 时刻的侦察优先级。

持续侦察过程中,任一时刻的有效侦察区域位置由感兴趣区域(Area of Interests, AOI)确定,假设 t 时刻处于 AOI 区域的栅格集合为 $Q(t) \subset E$ 。在持续侦察过程中,各个无人机子群根据自身探测反馈和获得的指令信息对环境模型实时更新。

1.2 多无人机集群模型

为了突出无人机集群配置对侦察效果的影响,仅在集群的粒度上分析整个侦察体系的侦察效能。

多无人机集群模型由多个独立进行侦察任务

的无人机子群组成。如图 1, 整个无人机侦察体系可以视为一个无人机侦察云, 无人机侦察资源注册在资源池中以便进行统一调度。各个无人机子群可以根据需求申请和获得相应规模数量的无人机。

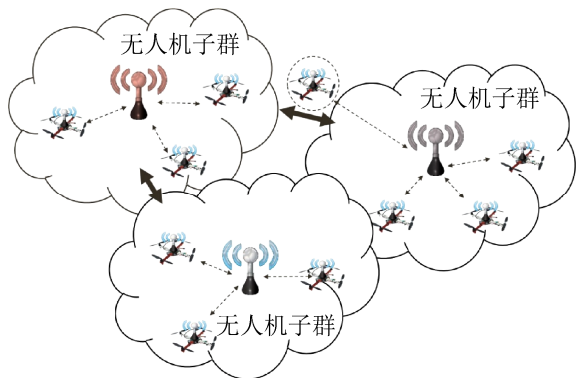


图 1 多无人机集群模型
Fig. 1 Multi-UAV swarm model

各个无人机子群分别具有自己的侦察辖区, 各个辖区之间互不重叠, 辖区中的栅格集合用 $V_i \subset E (i \in \{1, 2, \dots, K\})$ 表示。整个无人机侦察系统有 U_{sys} 架无人机, 每个集群包含的无人机数量用 U_i 表示。

在单位时间步长中, 无人机子群的侦察行为视为一次性侦察过程。为了更好检验模型在集群粒度的性能, 对子群中无人机个体的行动进行简化, 不考虑无人机平台粒度的侦察策略, 仅在集群粒度上进行效能分析, 其效能与所包含的无人机数量成正比, 与集群辖区范围成反比。

假设整个侦察资源池的侦察效能为 P_{sys} , 则对包含有 U_i 架无人机的子群 i , 其侦察效能 P_i 取:

$$P_i = \frac{U_i}{U_{sys}} P_{sys} \quad (1)$$

在式(1)的基础上, 对于子群 i 中的每一个栅格, 认为似然函数 $\phi(p_{ij}, t)$ 减少速率 $d(p_{ij}, t)$ 与该子群侦察能力成正比, 与该子群辖区范围成反比:

$$d(p_{ij}, t) = P_i / \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^W p_{ij} | p_{ij} \subset V_i \quad (2)$$

2 多无人机集群动态部署框架

在自然界中, 食草动物具有“逐水草而居”的自发集群行为。食草动物所处的生态环境中, 其演化过程可以分为三个阶段: 作物生长、集群移动和调整、个体觅食。

受该行为的启发, 2.1 节提出了一种多无人机集群分层控制框架, 2.2 节设计了一种可交互、持续生长的人工势场数字草皮用来表征持续侦察任务的环境, 2.3 节在此基础上通过一种基于栅格的数据聚类算法实现了对无人机集群子群空间动态划分和数量的动态部署。

2.1 多集群层级控制框架

在目前的大规模无人机集群控制过程中, 由于受到通信范围、通信基站最大连接数以及单个指控中心计算能力等的诸多限制, 往往采用“分而治之”的方式, 将整个集群划分为多个子群分别予以控制以实现整体性能的优化。

如图 2 所示, 设计的多无人机集群控制模型分为 2 层。整个侦察系统采用集中式规划控制, 各无人机子群在统一人工势场中采用分布式自主决策调节。

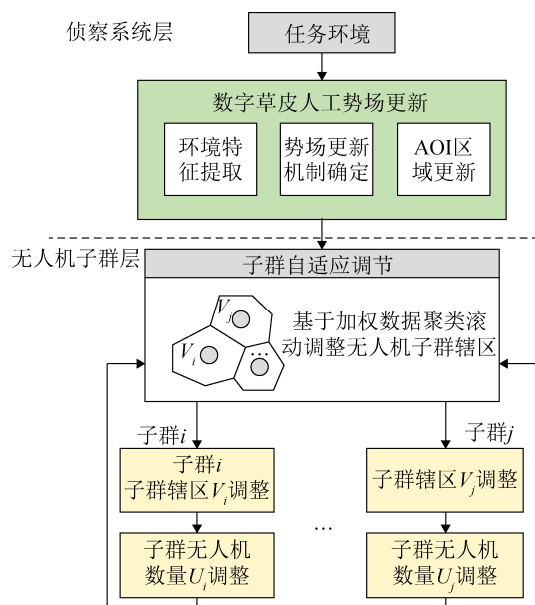


图 2 多集群层级控制框架
Fig. 2 Multi-swarm hierarchical control framework

在无人机侦察系统层次,顶层集中式规划通过对侦察环境数字草皮的调控实现。具体而言,集中控制分为两个过程,任务初始化过程和任务更新过程。在任务初始化过程中,将任务需求和待侦察区域优先级的先验知识,以任务区域、任务更新热力图和任务难度容量图的形式预加载到整个数字草皮侦察模型中。任务更新过程按任务区域更新过程、侦察区域属性更新过程和集群感知交互过程迭代推进。

通过初始化和更新过程,将目标区域优先级和重要性的变化过程与集群的侦察反馈过程有机结合在一起,并且把具有不同势函数的量化数字草皮模型作为分布式协同过程中无人机子群调节的依据。

在无人机集群子群层次,子群间的协同主要通过各个子群的动态部署来实现。具体而言,在集群侦察的过程中,随着环境的不断改变,各个无人机子群相互协调,调整所管辖空间范围和管辖的子群规模。具有不同侦察优先级的数字草皮栅格可视为加权数据点,本文通过改进聚类算法将侦察任务进行划分,并设计了集群质心移动算法,使得其位置自发移动到整个侦察子区域的加权质心。

2.2 数字草皮势场更新算法

2.2.1 数字草皮模型基本思想

数字草皮模型主要受到几个因素的启发:(1)自然界植物生长与繁殖的规律,(2)自然界中食草动物自发逐水草而迁徙的集群行为,(3)分布式人工智能系统的可重构性和硬件环境“云”资源池的观点。

数字草皮模型用数字草皮势函数来表示侦察环境优先级。方法核心观点是用可自我增殖、可与侦察主体进行交互的时变势场来体现侦察的可持续性和环境的可交互性,利用集群智能使进行侦察的无人机集群自适应地在环境中进行动态的重构和移动。

整个数字草皮模型由 3 个主要部分组成:环境分解与初始化机制、环境更新机制和环境与智

能体的交互机制。

2.2.2 环境分解与初始化

在持续侦察任务过程中,环境中的先验信息包含不同区域中信息的增长速率和最大信息容量,同时,在任务的不同阶段,环境中具有不同的 AOI 区域。

初始化阶段,通过构建具有不同可耕性、不同生长速率和不同最大植物量的数字草皮地块表征混合信息图。

定义数字草皮参数。在栅格化草皮区域中分别定义参数 $r(p_{ij},t)$ 和参数 $k(p_{ij},t)$ 表示栅格 p_{ij} 中的数字草皮长势和最大容纳量:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r(p_{11},t) & r(p_{12},t) & \cdots \\ r(p_{21},t) & r(p_{22},t) & \\ \vdots & & \ddots \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(p_{11},t) & k(p_{12},t) & \cdots \\ k(p_{21},t) & k(p_{22},t) & \\ \vdots & & \ddots \end{bmatrix} \quad (4)$$

用数字草皮可耕性参数 $s(p_{ij},t)$ 描述任务环境是否属于感兴趣的区域(area of interest, AOI)。 $s(p_{ij},t)$ 为一开关变量,其值取 1 时该区域位于 AOI 区域内,取 0 时表示该栅格不在 AOI 区域内,数字草皮量 $\phi(p_{ij},t)$ 值为 0。定义某时刻的数字草皮可耕性矩阵:

$$\mathbf{S}(t) = \begin{bmatrix} s(p_{11},t) & s(p_{12},t) & \cdots \\ s(p_{21},t) & s(p_{22},t) & \\ \vdots & & \ddots \end{bmatrix} \quad (5)$$

并且

$$s(p_{ij},t) = \begin{cases} 1 & p_{ij} \subseteq AOI \\ 0 & p_{ij} \not\subseteq AOI \end{cases} \quad (6)$$

2.2.3 数字草皮势场更新机制

持续侦察过程中随着任务的执行,侦察区域的调整主要体现在两个方面:AOI 区域的调整,侦察区域优先级的调整。在数字草皮模型中,采用环境更新机制来描述持续侦察过程中人工势场的动态变化过程。

在任务执行过程中,AOI 区域的调整用二值

AOI 矩阵表示, 对应的是数字草皮模型中的可耕性矩阵 $S(t)$ 。

在任意 t 时刻, AOI 区域中的数字草皮量变化与区域优先级成正比, 与对应位置侦察能力成反比, 其变化率可表示为:

$$\dot{\phi}(p_{ij}, t) = \begin{cases} r(p_{ij}, t) - d(p_{ij}, t) & p_{ij} \subset AOI \\ 0 & p_{ij} \not\subset AOI \end{cases} \quad (7)$$

2.3 动态部署算法

大规模多无人机集群控制过程中, 基于区域分割的控制方法能大大简化控制难度, 同时可以避免不同子群之间的空间冲突和任务重叠。本节采用了一种加权 k-means 聚类方式来确定无人机子群的侦察范围, 利用数字草皮模型中获得的量化任务栅格数值作为侦察区域数据点权重, 在每个 AOI 区域的栅格中心生成数据点, 通过加权 k-means 的方法自动确定各个数据点所隶属的指控中心, 而各个指控中心根据所管辖的范围动态调整其在空间的分布情况, 其移动速度为 v_i 。算法情况如下:

步骤 1 初始化分层控制模型。加载数字草皮势场参数, 确定侦察感兴趣区域集合 $Q(t_0)$; 加载无人机集群模型参数。

步骤 2 更新数字草皮人工势场。根据无人机子群辖区和子群无人机数量, 更新人工势场。

步骤 3 无人机子群辖区优化。采取基于栅格的数据聚类方法, 滚动求解 $t+1$ 时刻各无人机子群辖区, 如图 3 所示。定义 c_i 为集群辖区 i 的质心, 其位置通过计算辖区 V_i 中栅格坐标平均值确定。定义集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$, 集群更新过程可用聚类过程表示。

```
repeat
  for  $p_{ij} \in Q(t)$  do
     $\min Distance \leftarrow \arg \min_{n \in \{1, 2, \dots, K\}} Dist(p_{ij}, c_n)$ 
    if  $\min Distance \neq l(p_{ij})$  then
       $l(p_{ij}) \leftarrow \min Distance$ 
    changed  $\leftarrow$  TRUE
```

```
end
end
for  $c_i \in C$  do
   $\hat{c}_i = \text{FindWeightedCentroid}(V_i)$ 
   $c_i(t+1) \leftarrow c_i(t) + \vec{v}_i \cdot \overline{c_i \hat{c}_i}$ 
end
end
until changed=TRUE and changeDistance < threshold
```

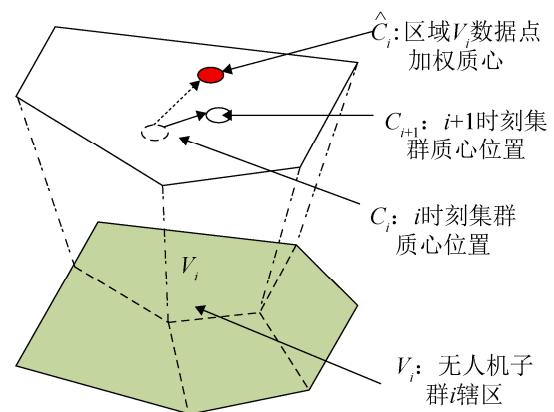


图 3 基于数据聚类的集群移动策略
Fig. 3 Data-clustering based swarm moving strategy

步骤 4 更新无人机子群数量规模。根据各子群辖区中数字草皮势场标量之和, 按各集群辖区中数字草皮权值重新调整无人机子群数量。

```
repeat
  foreach  $i \in \{1, 2, \dots, K\}$  do
     $U_i = U_{sys} \times \frac{\sum_{p_{ij} \in V_i} (\phi(p_{ij}, t))}{\sum_{p_{ij} \in Q(t)} (\phi(p_{ij}, t))}$ 
  end
```

3 仿真研究

本节内容结合案例对提出的控制框架进行仿真和验证。假设一个由 3 个无人机子群组成的集群执行震后灾情监控任务的场景, 任务环境为一个 $5\ 000\ \text{m} \times 5\ 000\ \text{m}$ 的矩形区域, 离散化后为 50×50 的栅格。各个无人机子群的初始位置是随机生成的, 在非特殊说明情况下, 取无人机子群数量 $N_u=3$, 总侦察时间 $T=500$, 栅格中最大待侦察信息残余量 $K=100$, 环境中 AOI 区域对应栅格数量 $N_{AOI}=2\ 000$ 。

3.1 静态任务环境中多群部署仿真实验与结果分析

对目标区域的灾情监控通过携带有生命探测设备的无人机集群在目标区域反复扫描侦察实现。本节针对 AOI 区域恒定的侦察目标进行持续侦察。

在目标区域中，各栅格的侦察价值用数字草皮势函数表示，其值随时间增加而上升，随侦察次数、侦察强度和侦察停留时间的增加降低。

根据灾区中环境侦察优先级的不同，不同区域中的 DTM 势场具有不同的更新和“生长”速率，其生长率的分布如图 4(a)中的热力图所示(其中颜色越深表示环境中信息的更新速度越大)。其次，假设通过对灾区环境的地理地貌特征进行提取，可以确定有可能出现潜在灾情的区域，则侦察集群的感兴趣区域用如图 4(b)中 AOI 地图进行标记和预加载。如图 4(c)，在 AOI 区域中每一个待侦察栅格其 DTM 势函数使用加权数据点的形式进行表征，初始化时假定各数据点具有相同的大小。

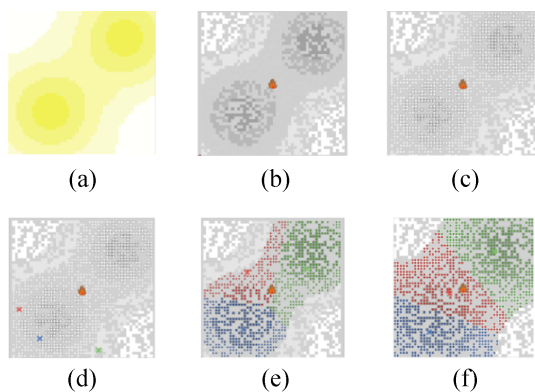


图4 多集群动态部署结果

Fig. 4 Multiple swarms dynamic deployment results

侦察过程中，3个无人机集群的初始位置随机生成。如图 4(e)~(f)，根据我们提出的控制框架，随着持续侦察过程中不同阶段环境情况不断变化，3个无人机集群会通过指控中心、所辖侦察范围的不断改变而自主进行调整。

可以发现，无人机集群会自主根据环境中数据点的空间和权重分布进行部署并保证所有数据

点都被无人机子群所覆盖。同时，子群可以很好的适应环境的分布特点，在持续任务环境中信息更新速率较高的区域会被无人机集群重点处理。

3.2 动态任务环境中多群部署仿真实验与结果分析

由于侦察过程中具有高度的不确定性，多无人机集群在实际任务中需要适应动态变化的任务区域。本节通过仿真来检验所提出的部署框架在面对环境中 AOI 不断调整情况的反应。根据典型案例需求，假设了3种情况：

(1) 移动跟随模式。在救灾过程中，搜救有效区域是由搜救范围决定的圆形区域，该区域随着搜救人员移动而移动。在该模式中，AOI 区域被视为一个固定直径圆形区域，且该区域范围随着圆心的移动而不断调整。

如图 5 展示了在移动跟随模式下无人机集群随着 AOI 区域移动而动态调整的情况。从移动轨迹可看出，随着 AOI 区域的移动，各个无人机集群自发跟随其运动，在移动过程中各个子群在 AOI 中所占的比例尽量均衡。

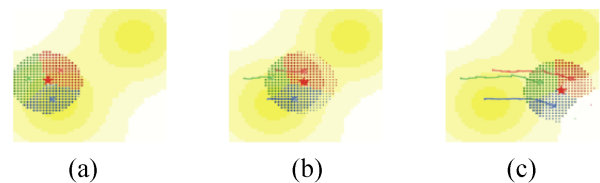
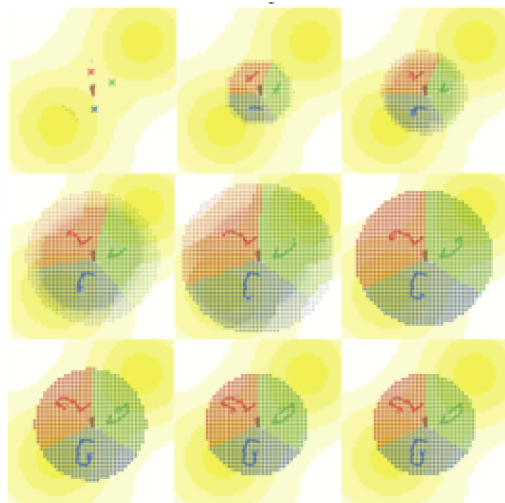


图5 跟随模式集群动态部署过程

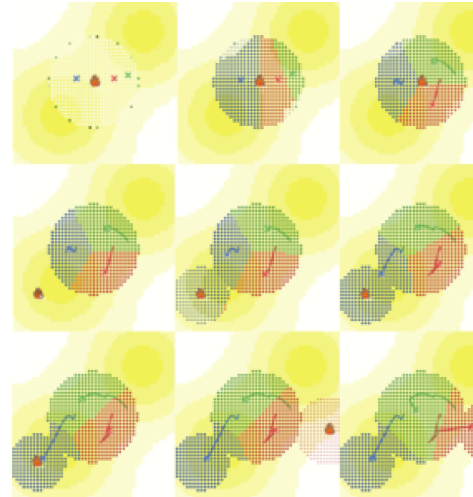
Fig. 5 Dynamic swarms deployment process in escort mode

(2) 蔓延模式。在灾害发生时，受灾面积可能会随着时间的推移而扩大或缩小。在这个过程中，AOI 区域面积根据灾情蔓延情况不断改变。

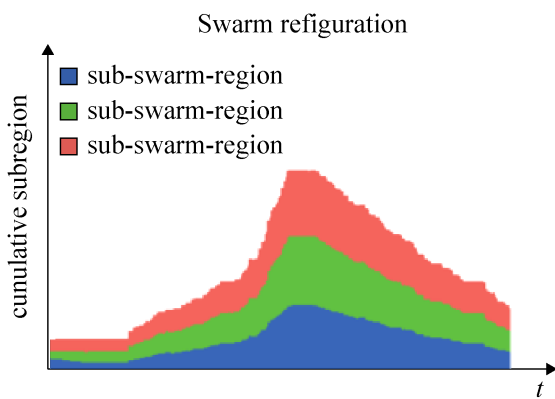
如图 6(a)所示，是在蔓延模式下无人机集群随着人工势场 AOI 变化而变化的情况，可以看见，随着感兴趣的侦察区域的放大或缩小，整个无人机侦察体系的侦察范围也随之放大或缩小。同时，从图 6(b)可看出，在变化的过程中。各个子群中的无人机规模数量之间还可以保持相对均衡。



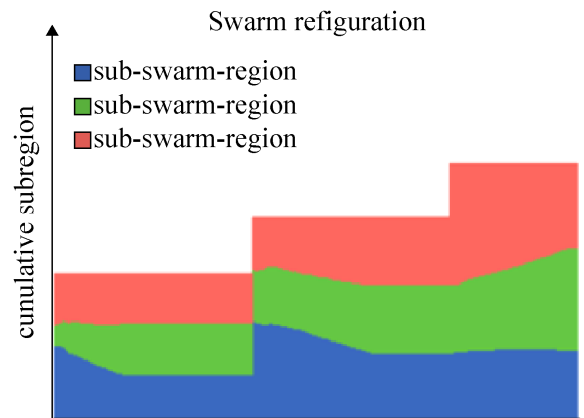
(a) 蔓延模式下子群辖区重部署过程



(a) “火种”模式下子群辖区重部署过程



(b) 蔓延模式下子群规模调整过程



(b) “火种”模式下子群规模调整过程

图 6 收放模式集群动态部署过程

Fig. 6 Dynamic swarms deployment process in contraction and expansion mode

图 7 “火种”模式集群动态部署过程

Fig. 7 Dynamic swarms deployment process in “fire” mode

(3) “火种”模式。由于灾害发生具有高度的不确定性，在执行持续侦察任务的过程中，原本没有需求的区域可能由于突发险情而需要纳入侦察区域，在这种情况下，需要无人机集群及时进行调整。在数字草皮模型中，用“火种”表示新生危险区域，围绕“火种”坐标，生成新的 AOI 区域。

如图 7 显示了在“火种”模式下无人机子群的动态调整情况。由于突发险情，环境中的 AOI 围绕着“火种”不断蔓延，整个区域呈现多核生长的情况。在这个过程中，各个无人机子群的指控中心能动态调整自身的位置和管辖的范围，使得无人机集群不断适应新出现的区域。

4 结论

受食草动物群体行为启发，设计了一种基于可演化人工势场的多无人机集群分层控制框架。提出了一种数字草皮人工势场模型，利用数字草皮量的更新过程将侦察主体的行为效果和被侦察目标的优先级变化有机结合。在此基础上通过设计了一种基于栅格的动态数据聚类方法，自适应调整无人机子群辖区。实验仿真中通过三种典型案例场景验证了该方法的可行性。进一步研究中，可结合复杂网络知识，将无人机之间的信息共享与网络连通算法结合。

参考文献:

- [1] Schwager M, Vitus M P, Powers S, et al. Robust Adaptive Coverage Control for Robotic Sensor Networks[J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems* (S1063-6536), 2017, 4(3): 462-476.
- [2] Peters J R, Wang S, Surana A, et al. Cloud-Supported Coverage Control for Persistent Surveillance Missions [J]. *Journal of Dynamic Systems Measurement & Control* (S0022-0434), 2017, 139(8): 1-12.
- [3] Lin L, Goodrich M A. Hierarchical heuristic search using a Gaussian mixture model for UAV coverage planning[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics* (S2168-2267), 2014, 44(12): 2532.
- [4] 周欢, 赵辉, 韩统, 等. 基于规则的无人机集群飞行与规避协同控制[J]. *系统工程与电子技术*, 2016, 38(6): 1374-1382.
Zhou Huan, Zhao Hui, Han Tong, et al. Cooperative flight and evasion control of UAV swarm based on rules[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2016, 38(6): 1374-1382.
- [5] Leonard J, Savvaris A, Tsourdos A. Energy Management in Swarm of Unmanned Aerial Vehicles[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems* (S0921-0296), 2014, 74(1): 233-250.
- [6] Menouar H, Guvenc I, Akkaya K, et al. UAV-Enabled Intelligent Transportation Systems for the Smart City: Applications and Challenges[J]. *IEEE Communications Magazine* (S0163-6804), 2017, 55(3): 22-28.
- [7] Sutteerakul C, Kronprasert N, Kaewmoracharoen M, et al. Application of Unmanned Aerial Vehicles to Pedestrian Traffic Monitoring and Management for Shopping Streets[J]. *Transportation Research Procedia* (S2352-1465), 2017, 25(1): 1720-1739.
- [8] Goodrich M A, Morse B S, Gerhardt D, et al. Supporting wilderness search and rescue using a camera-equipped mini UAV: Research Articles[J]. *Journal of Field Robotics* (S1556-4959), 2008, 25(1/2): 89-110.
- [9] 黄其旺, 贾全, 李群, 等. 多目标情况下无人机编队持续侦察能力的仿真[J]. *系统仿真学报*, 2012, 24(7): 1523-1527.
Huang Qiwan, Jia Quan, Li Qun, et al. Research on Capability of Continuous Reconnaissance from UAV Formation in Condition of Multi-target[J]. *Journal of system Simulation*, 2012, 24(7): 1523-1527.
- [10] Senthikumar K S, Bharadwaj K K. Spanning tree based terrain coverage by multi robots in unknown environments[C]//*IEEE India Conference*. Kanpur, India: 2008: 120-125.
- [11] Raymond Holsapple J B P C. Autonomous Decision Making with Uncertainty for an Urban Intelligence, Surveillance and Reconnaissance (ISR) Scenario[C]//*AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*. Hawaii, USA: 2008: 6310-6324.
- [12] Doherty P, Haslum P, Heintz F, et al. A Distributed Architecture for Autonomous Unmanned Aerial Vehicle Experimentation[M]. Springer Japan, 2006: 233-242.
- [13] Oliveira J R, Calvo R, Romero R A F. Integration of virtual pheromones for mapping/exploration of environments by using multiple robots[J]. *Advances in Intelligent Systems and Computing* (S2194-5357), 2017, 615: 131-147.
- [14] 沈东, 魏瑞轩, 茹常剑. 基于数字信息素的无人机集群搜索控制方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(3): 591-596.
Shen Dong, Wei Ruixuan, Ru Changjian. Digital-pheromone-based control method for UAV swarm search[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(3): 591-596.
- [15] Nigam N. The Multiple Unmanned Air Vehicle Persistent Surveillance Problem: A Review[J]. *Machines* (S2075-1702), 2014, 2(1): 13-72.