

未知区域无人机协同搜索方法及效率分析



杨春宁*, 杜黎明, 李春

浙江大学 航空航天学院, 浙江 杭州 310027

摘 要:随着无人机技术的广泛使用,利用多架次无人机集群的自主协同控制,对某片区域进行覆盖侦察和目标搜索成为该领域的热点和难点问题。本文基于 Voronoi 图构型的多无人机区域覆盖模型实现了对未知区域的搜索覆盖面积和搜索时间的优化部署,基于概率地图信息更新融合的协同搜索策略实现了无人机自主协同控制,最后利用 Matlab 平台仿真并比较了不同情况下无人机集群搜索的效率。

关键词:无人机集群; 目标搜索; 协同控制; 信息融合; Voronoi 图

中图分类号: V279

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2019.10.009

随着无人机技术的逐渐成熟,其在民用和军用领域的作用愈加重要,特别是在侦察打击、环境检测、目标搜索、地图构建等方面应用广泛。但是由于任务的难度和复杂度上升,单架次无人机的能力已经无法满足一些任务的需求,而使用多人控制多架次无人机的方式又增加了成本。相比上述两种方法,无人机集群中的每架无人机相互独立又互相协同,一方面侦察搜索的能力和范围得到提升,提高了完成任务的效率;另一方面集群系统能进行动态的调整,降低了外界不可控因素的影响,增加了系统的鲁棒性。

无人机集群对未知区域的搜索可以分为协同控制和搜索算法两个方面的内容。在系统控制的架构方面,根据数据流处理方式的不同可以分为三种,分别为基于工作流、基于控制中心和基于多代理的协同架构^[1]。在搜索算法方面,主要解决的问题是信息共享、任务分配以及冲突解除,合理的任务分配是其中的重点。这些方面国内外学者提出的模型也较多,如混合整数线性规划、动态规划、遗传算法(GA)^[2]、粒子群优化(PSO)^[3]、蚁群优化(ACO)^[4]等集中式算法,离散马尔科夫决策过程(Dec-MDP)、分布式模型预测控制(DMPC)、动态分布式优化(DDCOP)等分布式算

法。其中由于分布式算法计算简单,对动态事件反应迅速而被广泛用于复杂的任务分配问题上^[5]。

针对无人机任务的区域覆盖和任务搜索的耦合性,以及多无人机的异构性和分布式决策问题,国内外学者提出的搜索策略也越来越多。Polycarpou 等^[6]提出了一种基于认知地图的无人机协同搜索策略,可以动态更新地图并使得总体区域的不确定性最小化;同样 Sujit 和 Ghose^[7]提出了一个包含无人机续航时间约束的搜索问题并设计了一种最短路径算法来解决总体不确定性问题。在解决动态环境的不确定性收敛问题上, Cortes 等^[8]提出了一种基于几何特性的中心 Voronoi 图来解决多级架构空间部署分布的优化方法。

本文针对多无人机系统对未知复杂区域的搜索任务规划问题进行研究,在搜索范围、搜索时间和传感器性能等约束下,基于 Voronoi 区域划分和概率地图信息更新,设计了一种基于视觉传感器的协同搜索策略,实现了有限时间内多架次无人机对任务区域的目标位置确定。

1 搜索区域模型

由于无人机在对未知区域进行侦察时没有任何先验信

收稿日期: 2019-07-10; 退修日期: 2019-07-29; 录用日期: 2019-08-20

基金项目: 航空科学基金(20110776002)

*通信作者: Tel.: 13868080959 E-mail: chnyang@zju.edu.cn

引用格式: Yang Chuning, Du Liming, Li Chun. Methods and efficiency comparison of UAV swarms collaborative search in unknown area[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(10): 56-63. 杨春宁, 杜黎明, 李春. 未知区域无人机协同搜索方法及效率分析[J]. 航空科学技术, 2019, 30(10): 56-63.

息,因此也无法预先对搜索路线进行全局的规划,所以首先考虑的是如何将任务区域进行合理的划分。

我们先假设搜索区域为一个二维有界的区域,将其均匀划分为面积相同的网格,并将每个网格视为独立的单元 $c = [x, y]^T$,其中 x 与 y 为网格单元中心的笛卡儿坐标。设定无人机在飞行到网格中心时的探测范围能够完全覆盖整个单元格,并能在每个时刻获取到自己的位置信息。

在无人机进行目标搜索时(见图1),无人机与搜索区域采用相同的坐标系,在第 k 时刻第 i 架无人机的位置可以表示为:

$$\rho_{i,k} = [\delta_{i,k}^T, z_{i,k}]^T \in R^3$$

式中: $\delta_{i,k}^T \in R^2$ 为无人机在任务区域 Ω 上的平面投影坐标, $z_{i,k} \in R$ 为无人机飞行的高度。

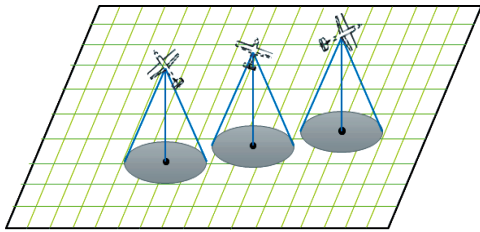


图1 无人机探测目标示意图

Fig. 1 Schematic diagram of UAVs searching targets

任务区域内每个单元格都带有目标存在的概率或者置信度属性,对此我们使用了伯努利分布来建立数学模型,即第 i 架无人机在 k 时刻对 $c = [x, y]^T$ 探测时,当目标存在时概率表示为 $P_i(\xi_{c,k} = 1)$,反之目标不存在时的概率表示为 $P_i(\xi_{c,k} = 0)$ 。

在进行区域覆盖和目标搜索过程中各个无人机的通信形式采用拓扑结构。我们将无人机抽象为一个点,通信能力抽象为一条线,从而形成由点和线组成的几何图形的集群拓扑结构。本文中无人机进行区域覆盖任务时采用基于中心型 Voronoi 构型结构,而在目标搜索任务时采用无向图结构。

2 分布式覆盖方法

为了解决无人机对任务区域进行区域覆盖的优化问题,我们在对无人机集群使用了无向图表达拓扑结构,并基于常用的中心型 Voronoi 构型建立了广义的部署优化框架。Voronoi 示意图如图2所示。

我们将无人机的位置简化为机载传感器的空间位置,用任务区域 Ω 到 R_+ 的映射表示为任务区域中不同位置的

信息相对重要性,即某个事件发生的概率,称该映射为分布密度函数。

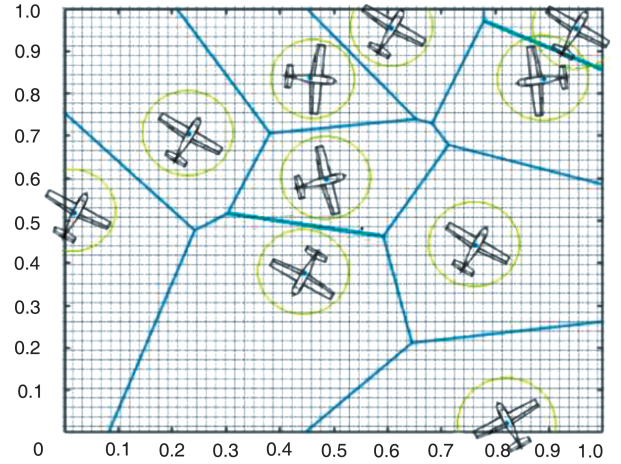


图2 利用Voronoi图对搜索区域的划分

Fig. 2 Using Voronoi diagram to divide the search area

若第 i 架无人机的位置表示为 $p_i = [x_i, y_i, z_i]^T$,则所有无人机的位置可以用矩阵 $P = [p_1^T, \dots, p_n^T]^T$ 来表示,那么无人机覆盖范围的优化问题可以表示为优化函数 $H(P)$ 的最小优化问题:

$$\min_P H(P) = \min_P \int_{\Omega} F(v, P, t) \phi(v, t) dv \quad (1)$$

并且满足:

$$\begin{aligned} \dot{p}_i &= g_i(p, \epsilon) + h_i(p) u_i \\ p_i(0) &= p_{i0}, \quad \|u_i\| < u_{\max} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $F(\cdot)$ 为关于 p_i 的连续可微函数,表示传感器性能, $\phi(\cdot)$ 为分布密度函数, ϵ 为系统噪声, $g_i(\cdot)$ 与 $h_i(\cdot)$ 均为分段连续函数。

式(2)为无人机的动态系统,另外优化函数还可增加其他多个约束条件。

优化函数 $H(P)$ 可以为标量或者矢量,意味着我们可以同时优化多个目标,如我们需要优化的飞行时间、飞行器的避障、探测区域的覆盖及重叠等。

在建立起优化框架之后,重点问题在于解决如何表达传感器性能函数 $F(\cdot)$ 、描述任务区域的分布密度函数 $\phi(\cdot)$ 以及如何用分布式方法解决非线性优化问题。

由于不同类型的传感器对应的传感器性能函数不同,我们主要考虑到距离对成像因素的影响。我们追求的总体性能函数的最优解应是负责侦察位置 v 的无人机是在该位置具有最优解的解的总和。于是在参考文献[9]的基础上提出了一种混合优化传感器性能函数:

$$F(v, P, t) = \left(\sum_{i=1}^n \left(f_i(p_i, v) \right)^{\alpha_i(t)} \right)^{\frac{1}{\alpha_i(t)}} \quad (3)$$

式中: $\alpha_i(t) < 0, f_i > 0$ 。

$f_i(p_i, v)$ 描述了传感器性能与传感器和目标位置之间距离的关系。对于视觉传感器,基于它的工作特性得到数学模型如下:

$$f_i(p_i, v) = \begin{cases} \frac{1}{r^2} (\|p_i - v\| - r)^2 & v \in G_{\text{rss}-s} \\ \infty & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: r 为传感器最大传感范围。

对于基于接收信号强度的(RSS)传感器得到的数学模型如下:

$$f_i(p_i, v) = \begin{cases} \|p_i - v\|^2 & v \in G_{\text{rss}-s} \\ \infty & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$G_{\text{rss}-s} = \{v | \|v - \delta_i\| \leq r_s(z) = \sqrt{r^2 - z^2}\} \quad (6)$$

式中: $\alpha_i(t)$ 与无人机邻居组数量相关,可以定义为:

$$\alpha_i(t) = d_i(t) - n \quad (7)$$

式中: $d_i(t)$ 表示第 i 架次无人机在 t 时刻邻居组成员的数量。当 $\alpha_i(t)$ 较大时,无人机越接近观测位置,可以利用通信邻居来交换信息。

在密度函数 $\phi(\cdot)$ 的选择上,在处理区域覆盖问题上将每个单元格视为同等重要的,采用均匀分布函数。在处理目标搜索问题上,由于目标的存在使得区域的重要程度不一样,采用正态分布或者伯努利分布函数。

当传感器性能函数 $F(\cdot)$ 、分布密度函数 $\phi(\cdot)$ 及无人机位置 P 确定后,在全局区域 Ω 情况已知的情况下可以采用式(1)中的集中式算法解决。但是对于无人机出发位置随机,且仅仅能够获取局部区域 Ω_i 的情况,则需要分布式算法来解决式(8)的优化问题:

$$\min_P \bar{H}(P) = \min_P \sum_{i=1}^n \int_{\Omega_i} F(v, p_i, t) \phi(v, t) dv \quad (8)$$

对此,我们采用了 Voronoi 标准方法中的 Lloyd 迭代算法,在每次迭代过程中,目标区域的划分和无人机的部署均满足 Voronoi 分区中的最近邻条件和形心条件。同时,为了解决 Lloyd 算法中可能出现的局部极小值问题,我们加入了确定性退火算法来消除区域内不同位置带来的不同的局部影响。

3 时空约束条件

在执行区域覆盖任务时,每架无人机负责的仅仅是整体区域内的局部区域,为此,我们要解决能够保持无人机通

信和传感器性能的条件下让所有无人机前往侦察区域的任意位置的飞行时间最小化的问题,即优化无人机集群的飞行时间和覆盖面积。

3.1 飞行时间的优化控制

在飞行时间的优化上,我们首先考虑在二维平面的有界区域 $O \in R^2$ 内,最小化至少一架无人机到达任意指定位置的最长飞行时间,若在速度已知的情况下,即转化为最小化所有无人机到达所有可能执行任务区域位置间的最大距离,可以建模如下:

$$\begin{aligned} \text{minimize } H_{\text{dc}}(\delta_1, \dots, \delta_N) &= \min_{i \in \{1, \dots, N\}} \max_{v \in V_i} \|v - \delta_i\| \\ &= \min_{i \in \{1, \dots, N\}} \max_{v \in V_i} \|v - \delta_i\| \end{aligned} \quad (9)$$

式中: N 为无人机总数; $\|\cdot\|$ 为欧几里德距离; $\{V_1, \dots, V_N\}$ 为整体任务区域 Ω 的 Voronoi 分区; V_i 为第 i 架无人机 δ_i 所在的 Voronoi 分区。

对于无人机集群的任意部署 $\{\delta_1, \dots, \delta_N\}$ 以及任务区域的任意分区 $\{W_1, \dots, W_N\}$, 存在以下定理^[11]:

$$H_{\text{dc}}(\delta_1, \dots, \delta_N, V_1, \dots, V_N) \leq H_{\text{dc}}(\delta_1, \dots, \delta_N, W_1, \dots, W_N) \quad (10)$$

即执行任务过程中无人机侦察区域要小于或等于整体区域内的 Voronoi 分区。若我们引进 $CC(W_i)$ 作为能以最小半径覆盖区域 W_i 的圆心,那么我们可以认为 Voronoi 分区的外接圆心 $CC(W_1), \dots, CC(W_N)$ 可认为是无人机集群部署位置的局部最优解。那么若已知无人机 k 时刻的二维平面位置 $\delta_{i,k}$, 基于上述结论可以得出控制律如下:

$$u_{i,k} = G_1 (CC(V_{i,k}) - \delta_{i,k}) \quad (11)$$

式中: $G_1 > 0$ 为增益系数。

3.2 覆盖面积的最优化控制

在覆盖面积的优化上,由于飞行器的传感器性能有限,若使覆盖面积最大化,可以建立离散数学模型如下:

$$\begin{aligned} \text{maximize } H_a(\delta_1, \dots, \delta_N) &= \sum_{i=1}^N \int_{V_i} 1_{\{\|v - \delta_i\| \leq R_s\}} \phi(v) dv = \\ &= \sum_{i=1}^N \int_{V_i \cap S(\delta_i, R_s)} \phi(v) dv \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $S(\delta_i, R_s) = \{v \in \Omega: \|v - \delta_i\| \leq R_s\}$, 那么对 δ_i 求导可以得到梯度式如式(13)所示:

$$\frac{\partial H_a(\delta_1, \dots, \delta_N)}{\partial \delta_i} = \sum_{i=1}^N \int_{V_i \cap S(\delta_i, R_s)} n_{\text{out}}(v) \phi(v) dv \quad (13)$$

式中: $\partial(\cdot)$ 为给定的有界任务区域的边界, $n_{\text{out}}(v)$ 为区域 $S(\delta_i, R_s)$ 的边界上 v 点的外法矢量。于是可以得到实现覆盖面积最优化的控制律如式(14)所示:

$$u_{i,k} = G_2 \frac{\partial H_a(\delta_{1,k}, \dots, \delta_{N,k})}{\partial \delta_{i,k}} \quad (14)$$

式中: $G_2 > 0$ 为增益系数。

为了实现整体的最优化,将飞行时间和覆盖面积的优化同时考虑起来,于是我们将两者组合起来,得到控制律如式(15)所示:

$$u_{i,k} = G_1 \left(CC(V_{i,k}) - \delta_{i,k} \right) + G_2 \frac{\partial H_a(\delta_{1,k}, \dots, \delta_{N,k})}{\partial \delta_{i,k}} \quad (15)$$

3.3 无人机的通信维持

在无人机集群通信维持方面,我们采用无向图来描述无人机位置的拓扑结构,即需要无人机在执行任务过程中需要保持无向图为通信连通的状态,重点在于限制每架无人机可飞行的位置。

我们假设拓扑图在 k 时刻为连通的,我们需要找到一组所有无人机的控制输入集 $U_{i,k}$,通过为每架无人机施加控制输入 $u_{i,k} \in U_{i,k}$ 使得部署结构图在 $k+1$ 时刻仍然是连通的。

本文在参考文献[10]的基础上改进了一种分布式拓扑结构控制算法,假设无人机的通信范围或安全距离为 R_c ,在 k 时刻无人机 i 与 j 满足 $\|\delta_{i,k} - \delta_{j,k}\| \leq R_c$,则无人机 i 相对于 j 保持成对连接性的约束集合定义如下^[11]:

$$\Gamma_{i,j,k} = \left\{ \xi \in \Omega : \left\| \xi - \frac{\delta_{i,k} + \delta_{j,k}}{2} \right\| \leq \frac{R_c}{2} \right\} \quad (16)$$

得到无人机 i 对应的控制输入约束集合为:

$$U_{i,k} = \left\{ u : \delta_{i,k} + u \in \bigcap_{j \in N_{i,k}} \Gamma_{i,j,k} \right\} \quad (17)$$

3.4 避障的控制

若两架无人机的位置分别为 p_i 和 p_j , r_c 为两架无人机间保持安全的临界距离,根据参考文献[8]和参考文献[12]中描述的惩罚函数:

$$P_{ij}(p_i, p_j) = \left(\min \left\{ 0, \frac{d_{ij}^2 - R_c^2}{d_{ij}^2 - r_c^2} \right\} \right)^2 \quad (18)$$

式中: $d_{ij} = \|p_i - p_j\|$ 。我们基于梯度可以得到相应的控制律为:

$$\frac{\partial P_{ij}(p_i, p_j)}{\partial p_i} = \begin{cases} 0 & d_{ij} \geq R_c \\ \frac{4(R_c^2 - r_c^2)(d_{ij}^2 - R_c^2)(p_i - p_j)}{(d_{ij}^2 - r_c^2)^3} & r < d_{ij} < R_c \\ \text{无效值} & d_{ij} = r_c \\ 0 & d_{ij} < r_c \end{cases} \quad (19)$$

4 目标概率图融合与协同算法

无人机在上述控制下达到最优部署后,对各自所在的区域内进行目标搜索,将侦察结果进行计算得到当前目标出现概率的概率地图。然后,每架无人机与邻居组成员的

无人机进行通信来获取对方的侦察信息并进行概率图的更新融合。当区域内所有位置的概率图完全已知时,可以认为目标搜索完毕。大致上可以分为目标信息获取、概率图更新和概率图融合三个步骤。

在目标信息获取上,我们根据参考文献[13]~参考文献[15],在概率图更新的方法采用贝叶斯规则,即:

$$P_{i,c,k} = \frac{P(S_{i,c,k} | \xi_{c,k} = 1) P_{i,c,k-1}}{P(S_{i,c,k} | \xi_{c,k} = 1) P_{i,c,k-1} + P(S_{i,c,k} | \xi_{c,k} = 0) (1 - P_{i,c,k-1})} \quad (20)$$

式中: $P_{i,c,k}$ 为第 i 架无人机在 k 时刻的概率图,在取值范围上,满足 $0 < P_{i,c,k} < 1$, $0 < p_{i,k} \cdot q_{i,k} < 1$, 其中 $p_{i,k}$ 为真正例率, $q_{i,k}$ 为假正例率。为了简化我们的运算,我们对 $P_{i,c,k}$ 进行非线性变换,可以将式(10)转换为:

$$L_{i,c,k} = L_{i,c,k-1} + \pi_{i,c,k} \quad (21)$$

其中,

$$\pi_{i,c,k} = \begin{cases} \ln \frac{q_{i,k}}{p_{i,k}} & S_{i,c,k} = 1 \\ \ln \frac{1 - q_{i,k}}{1 - p_{i,k}} & S_{i,c,k} = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

在概率图更新上,由于分布式部署的无人机集群的每架无人机并不能获取全局其他无人机的位置和集群的拓扑结构,也就未知自己侦察区域的概率图与其他架次无人机概率图之间的具体联系。为了解决这个问题,我们建立了一种局部信息融合的方法,能够使得无人机能够与邻居组成员进行信息沟通。

在更新方法上,根据式(25)进行更新:

$$K_{i,c,k} = L_{i,c,k-1} + \sum_{j \in N_{i,k}} \pi_{i,c,k} \quad (23)$$

概率地图融合方法如下:

$$L_{i,c,k} = \sum_{j \in N_{i,k}} w_{i,j,k} K_{i,c,k} \quad (24)$$

其中:

$$w_{i,j,k} = 1 - \frac{d_{i,k} - 1}{N} \quad (25)$$

对于 $j \in N_{i,k} (j \neq i)$, $w_{i,j,k} = \frac{1}{N}$, 对于 $j \notin N_{i,k}$, 有 $w_{i,j,k} = 0$ 。

该权重系数矩阵为一双随机矩阵^[16]。

在协同算法的考量上,我们主要考虑信息量与飞行距离两个指标。即在信息更新融合完毕后,第 i 架无人机可能面临着飞行至信息量较大的、距离较远的区域和飞行至距离近但信息量较小的区域的选择,我们结合探测概率模型可以计算得到代价函数 $H(\rho_k)$ 相对于 ρ_k 的梯度得到了基于梯度的控制律:

$$u_{i,k} = K_u \frac{\partial H(\rho_k)}{\partial \rho_{i,k}}$$

(26)

式中: K_u 为大于0的增益参数。

5 验证仿真

基于上述分析,本文使用 Matlab 平台进行模型的实现与仿真。

我们设置搜索任务区域为 2.5km×2.5km 的正方形,利用 4 架次无人机对存在 6 个未知目标的区域进行目标搜索。其中无人机最小转弯半径为 40m,通信范围为 1500m,传感器感知范围为 200m×200m 飞行高度不一致。其他无人机约束条件见表 1。得到的仿真结果如图 3 和图 4 所示。

表 1 无人机的约束条件
Table 1 Constraints of UAVs

参数	取值范围
航迹角/(°)	0 ~ 13
倾斜角/(°)	-12 ~ 12
空速/(m/s)	12 ~ 18
加速度(前向)/(m/s ²)	0 ~ 3.0
转弯率/(°)/s)	0 ~ 7.1

从仿真结果上看,4 架无人机完全将随机位置的目标搜索了出来,并且实现了飞行器间的避障。

我们改变了集群无人机的数目,探究无人机集群搜索某片区域的效率问题。分别设置集群无人机数目分别为 3 架次、5 架次、8 架次及 12 架次,得到的搜索路径如图 5 所示。

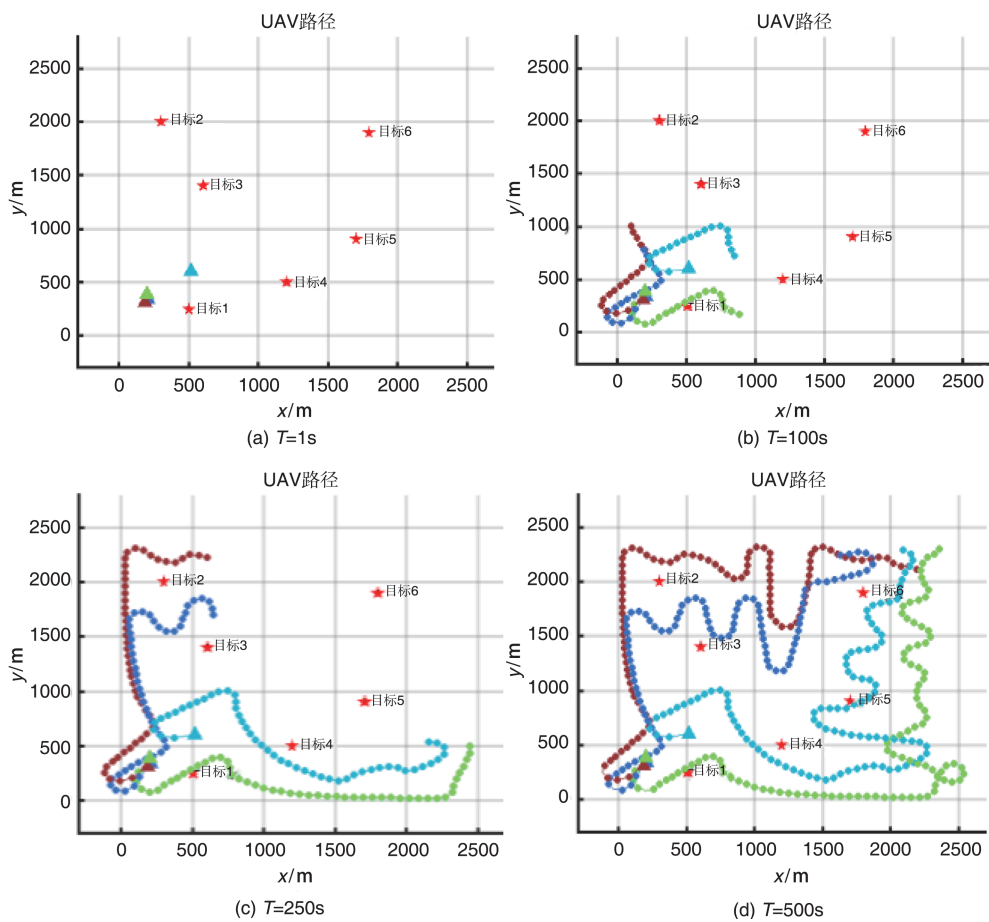


图 3 飞行轨迹
Fig.3 Flight trajectories

从图 5、图 6 可以看出,随着集群中无人机数目的增加,集群搜索的时间减少,但同时带来了另外两个问题,即无人机搜索区域重叠面积逐渐增大和集群中各无人机搜索路程总和快速增大,造成了资源的浪费。所以在实际的应用中,

应实际考虑到这两者的问题,合理配置无人机集群的规模。

为了验证模型的适用性,我们分别改变了无人机目标个数、传感器性能、飞行器约束条件等,相关结果如下所示。

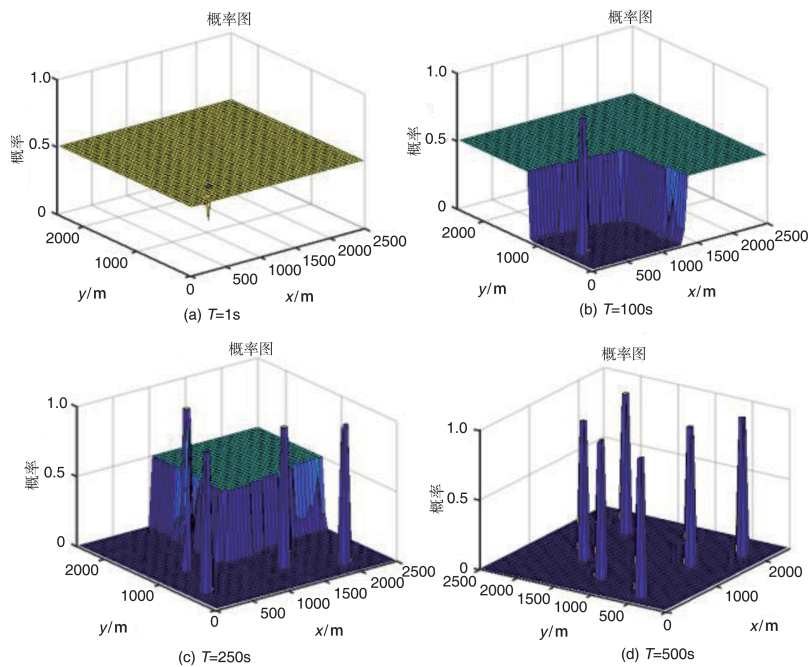


图4 概率图

Fig.4 Probability map

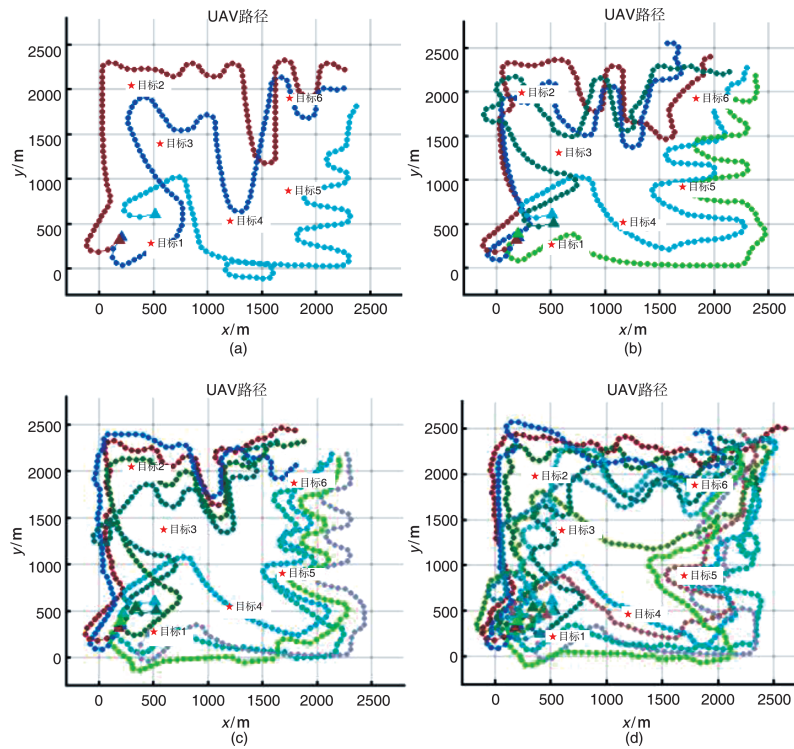


图5 不同数目的无人机搜索某片区域时飞行轨迹

Fig.5 Flight trajectories of different numbers of searching an unknown area

我们在 $2.5\text{km} \times 2.5\text{km}$ 搜索区域内随机设置不同的目标个数,利用4架无人机进行目标的搜索,得到的结果如图7所示。可见目标个数对区域的搜索时间影响不大,原因是

处理目标位置处的信息所需要的时间非常短,差异主要体现在目标的位置和个数的不同影响了无人机的飞行轨迹,从而造成了搜索时间的不同。

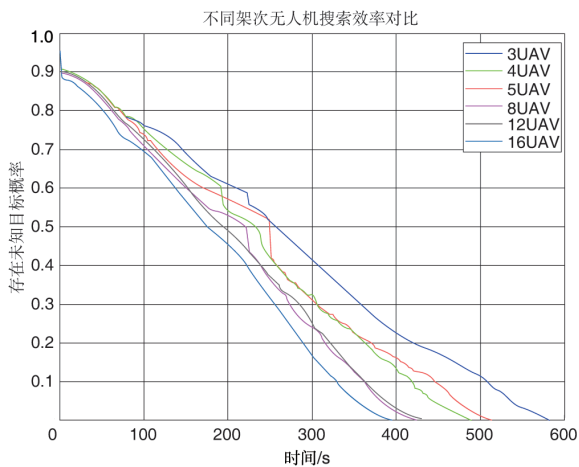


图6 不同数目无人机搜索某片区域所用时间

Fig.6 Search time of different numbers of searching an unknown area

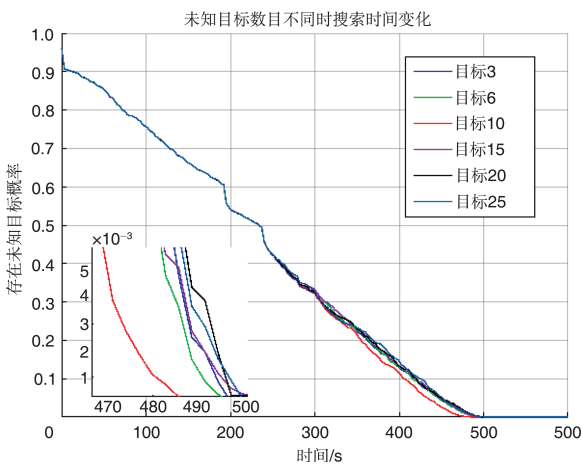


图7 集群搜索数目不同的目标所用的时间

Fig.7 Search time of UAVs search for different numbers of targets when they searching an unknown area

我们利用比较传感器有效视域的不同来表现传感器性能对目标搜索时间的影响。我们设置了7组不同的传感器规格，利用5架无人机对面积为 $3\text{km}\times 3\text{km}$ 的区域进行目标搜索，得到的结果如图8所示。

从图8可见传感器性能对搜索时间的影响是巨大的。我们在对它们飞行路径分析时，发现传感器视域的不同导致了无人机飞行路径存在着巨大的差异，这是导致搜索时间不同的主要因素，也是在区域覆盖最优化时我们对传感器函数进行重点优化的原因。

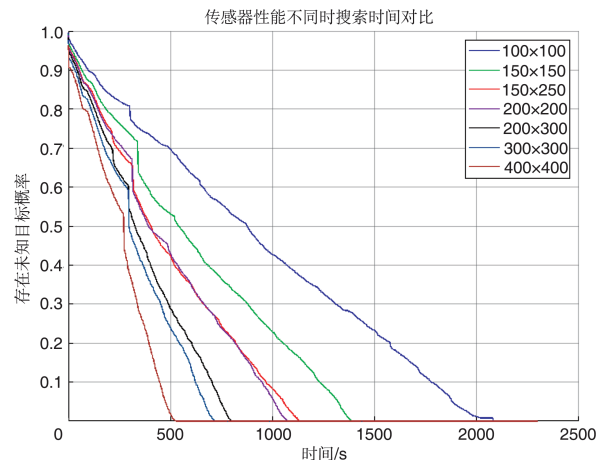


图8 传感器性能不同时对搜索时间的影响

Fig.8 The influence of sensor performance on search time

6 结束语

无人机集群的协同控制一直是研究的难点和热点问题，其中的核心是在复杂环境下如何实现无人机集群的协同问题。本文提供了一种无人机集群在未知环境中进行目标搜索任务的方法，其在常用的区域划分Voronoi构型的基础上设计了广义的分布式搜索框架，在搜索覆盖率和搜索时间上建立了最优化模型，提高了目标搜索过程中的准确性和效率；在概率图更新融合的基础上建立了无人机自主协同搜索模型，成功实现了分布式控制。并在进行相关的仿真试验后，验证了本方法的准确性。最后我们比较了不同环境下无人机的搜索效率，无人机数目和传感器性能是影响最大的因素，在实际的应用中应重点考虑。

AST

参考文献

- [1] Wenjing C, Shenghong X. Comparison of multi-UAV cooperation architectures[C]// 2017 3rd International Conference on Information Management (ICIM), 2017: 500-505.
- [2] Darrah M, Niland W, Stolarik B, et al. UAV cooperative task assignments for a SEAD mission using genetic algorithms[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2006: 6456.
- [3] James K, Russell E. Particle swarm optimization[C]// 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942-1948.
- [4] Dorigo M, Caro G D, Gambardella L M. Ant algorithms for discrete optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(2): 137-172.

- [5] Kim M-H, Baik H, Lee S. Response threshold model based uav search planning and task allocation[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 75(3-4): 625-640.
- [6] Polycarpou M M, Yang Y, Passino K M. A cooperative search framework for distributed agents[C]// Proceedings of the 2001 IEEE International Symposium, 2001: 1-6.
- [7] Sujit P, Ghose D. Search using multiple UAVs with flight time constraints[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 491-509.
- [8] Cortes J, Martinez S, Karatas T, et al. Coverage control for mobile sensing networks[J]. IEEE Transactions on robotics and Automation, 2004, 20(2): 243-255.
- [9] Schwager M, Rus D, Slotine J J. Unifying geometric, probabilistic, and potential field approaches to multi-robot deployment[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(3): 371-383.
- [10] Hu J, Xie L, Lum K-Y, et al. Multiagent information fusion and cooperative control in target search[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(4): 1223-1235.
- [11] Bullo F, Cortes J, Martinez S. Distributed control of robotic networks: a mathematical approach to motion coordination algorithms[M]. Princeton University Press, 2009.
- [12] Bazaraa M S, Sherali H D, Shetty C M. Nonlinear programming: theory and algorithms[M]. John Wiley & Sons, 2013.
- [13] Millet T, Casbeer D, Mercker T, et al. Multi-agent decentralized search of a probability map with communication constraints[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2010: 8424.
- [14] Zhong M, Cassandras C G. Distributed coverage control and data collection with mobile sensor networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(10): 2445-2455.
- [15] Nettleton E. Decentralised architectures for tracking and navigation with multiple flight vehicles[D]. University Library, 2003.
- [16] Horn R A, Horn R A, Johnson C R. Matrix analysis[M]. Cambridge University Press, 1990. (责任编辑 王为)

作者简介

杨春宁(1970—)男,副研究员。主要研究方向:飞行器控制、飞行器动力学建模与仿真、先进导航技术等。

Tel: 13868080959 E-mail: chnyang@zju.edu.cn

杜黎明(1995—)男,硕士研究生。主要研究方向:人机协同目标搜索。

Tel: 13819106004

E-mail: duliming@zju.edu.cn

Methods and Efficiency Comparison of UAV Swarms Collaborative Search in Unknown Area

Yang Chunning*, Du Liming, Li Chun

School of Aeronautics and Astronautics, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract: With the widespread use of UAV technology, using UAV swarms to cover reconnaissance and target search in unknown areas with the autonomous cooperative control, become a hot and difficult problem. In this paper, the multi-UAV area coverage model base on central Voronoi configuration realizes the optimal deployment of search coverage area and search time. The collaborative search strategy based on map information updating and fusion realizes the autonomous cooperative control of UAVs. Finally, we use Matlab to simulate and compare the efficiency of UAV swarms search under different circumstances.

Key Words: UAV swarms; target search; cooperative control; information fusion; voronoi diagram

Received: 2019-07-10; **Revised:** 2019-07-29; **Accepted:** 2019-08-20

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China(20110776002)

*Corresponding author. Tel.: 13868080959 E-mail: chnyang@zju.edu.cn