

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0230

未知环境下无人机集群协同区域搜索算法

侯岳奇^{1,2}, 梁晓龙^{1,2,*}, 何吕龙^{1,2}, 刘流^{1,2}

(1. 空军工程大学 国家空管防相撞技术重点实验室, 西安 710051;

2. 空军工程大学 陕西省电子信息系统系统集成重点实验室, 西安 710051)

摘 要: 针对无人机集群在无先验信息的未知环境中协同搜索的问题, 提出了一种以覆盖率为实时搜索奖励的无人机集群协同区域搜索算法。首先建立覆盖分布地图(CDM)来描述任务环境, 并采用 Hadamard 积实现 CDM 的快速更新, 继而基于 CDM 计算覆盖率来定量描述实时搜索效果。将无人机集群视为一个控制系统, 基于分布式模型预测控制理论建立系统的预测模型, 并将预测周期内最大覆盖率增量设为奖励函数, 采用差分进化算法进行求解, 得到最优解作为系统的最优输入。仿真结果表明, 所提算法能够对区域进行覆盖搜索, 在出现突发情况时, 覆盖率远高于平行搜索方法。

关键词: 未知环境; 无人机集群; 协同搜索; Hadamard 积; 覆盖率; 分布式模型预测控制

中图分类号: V279+.3; V249.122

文献标识码: A 文章编号: 1001-5965(2019)02-0347-10

随着高精度影像设备与技术的快速发展, 携带照相设备的无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)在民用和军事领域得到了广泛应用, 例如环境监测、战场监视以及目标搜索等^[1-2]。无人机集群通过无人机之间的协同合作, 从而实现整体能力上的涌现, 即系统涌现出的能力远超系统内单架无人机能力的总和^[3-4]。相比于单架无人机, 利用多架无人机协同执行区域搜索任务得到了越来越广泛的关注^[5-6]。

针对协同搜索问题, 诸多学者进行了深入的探索并取得丰硕的成果。离线规划方法^[7-9]将任务区域进行分割, 设计各个子区域的覆盖搜索航线, 飞行航线固定。该方法的优势在于能够实现任务区域的全覆盖, 而在无人机故障、火力威胁等突发情况下该方法受限。文献[5]使用笛卡儿栅格描述环境, 赋予每个栅格一个值代表目标分布

的不确定性, 设计了搜索回报函数和禁飞区回避策略。在有先验信息的情况下, 该方法可以实现重点侦察和覆盖搜索。文献[10]在文献[5]的基础上, 考虑通信约束, 分析了不同通信约束对协同搜索效率的影响。在通信距离和角度有约束的情况下, 该方法能够较好地实现协同区域搜索。此类方法依赖先验信息来建立概率地图, 然而在实际应用中, 先验信息的获取和栅格量化是十分困难的。文献[11]设计了基于信息素的网格回访机制, 引导无人机对目标存在概率较大的区域进行回访搜索, 使得无人机能够尽早搜索到更多目标。上述方法^[5, 10-11]均假设无人机在相邻栅格之间运动, 这种“粗粒度”的运动模型虽然简化了协同搜索决策的解空间, 但却在一定程度上降低了决策结果的精细程度。文献[12-14]基于分布式模型预测控制框架, 采用纳什最优和粒子群优化

收稿日期: 2018-04-25; 录用日期: 2018-10-15; 网络出版时间: 2018-10-26 16:33

网络出版地址: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20181025.1141.003.html

基金项目: 国家自然科学基金(61472443, 61703427); 陕西省自然科学基金基础研究计划(2017JQ6035)

* 通信作者: E-mail: afeu_xl@sina.com

引用格式: 侯岳奇, 梁晓龙, 何吕龙, 等. 未知环境下无人机集群协同区域搜索算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(2): 347-356. HOU Y Q, LIANG X L, HE L L, et al. Cooperative area search algorithm for UAV swarm in unknown environment[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(2): 347-356 (in Chinese).

相结合的算法,有效地降低了协同搜索决策问题的求解规模和通信负担。虽然上述研究在一定程度上使多无人机具备了协同搜索的能力,但仍存在区域覆盖率较低的问题。存在这一问题的原因在于:缺少专门的引导机制,来引导无人机向未覆盖区域进行搜索。

在执行区域搜索任务时,无人机故障和环境火力威胁等突发情况的影响是不容忽视的。考虑到传统的离线规划方法难以应对突发情况,本文提出了一种以覆盖率为实时搜索奖励的协同区域搜索算法,以改善一般在线规划搜索方法覆盖率不高的问题。

1 协同搜索问题建模

1.1 问题描述

多无人机协同搜索问题主要分为2类^[15]:第1类是在环境信息已知的条件下,根据先验信息对区域进行搜索,以尽快发现目标,或者对重点区域进行监控;第2类是在环境信息未知的条件下,对区域进行覆盖。本文针对第2类问题展开研究。UAV 集群携带通信设备和照相设备对特定任务区域展开搜索,区域内目标的位置分布未知,如图1所示。

UAV 按照实时规划的航路对任务区域展开搜索,并通过通信组网模块进行实时通信,为实时决策提供信息支撑,通信内容包括 UAV 状态、环境信息和决策信息等。当某架 UAV 出现故障时,传统的离线规划方法难以适应性地完成搜索任务。相比而言,在线规划方法鲁棒性更强,在出现突发情况时,无人机集群能够继续保持协同,自组织地完成搜索任务。因此,本文主要研究如何建立一种高效的区域覆盖在线规划方法,确保 UAV 集群在尽可能短的时间内对区域进行覆盖。

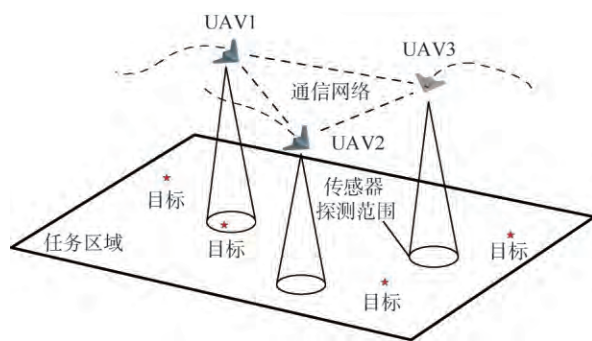


图1 UAV 集群协同搜索示意图

Fig.1 Schematic diagram of UAV swarm cooperative search

1.2 环境模型

设任务区域 Ω 为 $L_x \times L_y$ 的矩形区域,将区域

按照固定间隔 Δd 栅格化为 $M \times N$ 个栅格,如图2所示。

赋予每个栅格一个值 $\mu_{ij}(k)$,用于描述截止到 k 时刻为止栅格 (i, j) 是否已被覆盖。为简化分析,做出如下假设:一旦栅格 (i, j) 处于 UAV 传感器探测范围内,则认为该栅格已被覆盖,且栅格内的目标存在情况完全已知。栅格的状态 $\mu_{ij}(k)$ 表示为

$$\mu_{ij}(k) = \begin{cases} 0 & (i, j) \in \Omega_c(k) \\ 1 & (i, j) \in \Omega_{nc}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\Omega_c(k)$ 为已覆盖的栅格集合; $\Omega_{nc}(k)$ 为未覆盖的栅格集合。任务区域 Ω 为 $\Omega_c(k)$ 和 $\Omega_{nc}(k)$ 的总和。构建覆盖分布地图(Coverage Distribution Map, CDM)来描述任务区域的覆盖分布情况,用矩阵形式来表示覆盖分布地图,定义环境矩阵为 $C(k) = [\mu_{ij}(k)]_{M \times N}$ (2)

在搜索开始前,由于整个区域的环境信息完全未知,且需要对整个区域展开覆盖搜索,因此每个栅格的值 $\mu_{ij}(0) = 1$;随着搜索的进行 $\mu_{ij}(k)$ 实时变化,覆盖分布地图实时更新,并在 UAV 集群内共享,为 UAV 的实时决策提供环境信息。

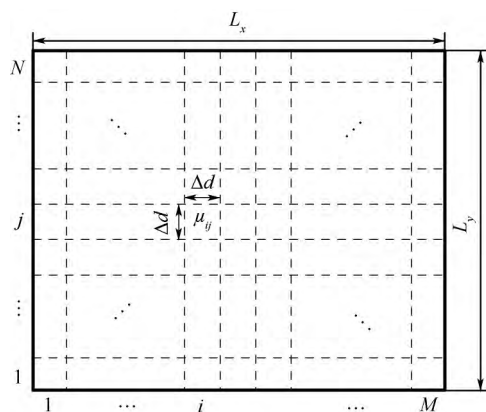


图2 任务区域栅格化

Fig.2 Mission area rasterization

1.3 UAV 模型

为简化分析,假设 UAV 在任务区域上空等高度飞行,并将 UAV 视为二维空间中运动的质点,其运动方程为

$$\begin{bmatrix} x_i(k+1) \\ y_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i(k) \\ y_i(k) \end{bmatrix} + v_0 \Delta t \begin{bmatrix} \cos \varphi_i(k) \\ \sin \varphi_i(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $[x_i(k), y_i(k)]$ 为 UAV 的位置; $\varphi_i(k) = \varphi_i(k-1) + \Delta\varphi_i(k)$, φ_i 为航向角, $\Delta\varphi_i \in [-\varphi_{\max}, \varphi_{\max}]$ 为航向偏转角,为决策输入, φ_{\max} 为受机动性能限制下的最大转弯角; v_0 为平飞速度; Δt 为时间步长。

将 UAV 集群视为一个控制系统,并将每架

UAV 视为一个子系统。 k 时刻,记子系统 UAV i 的状态为 $\mathbf{p}_i(k) = (x_i(k), y_i(k), \varphi_i(k))$ 。状态方程为

$$\mathbf{p}_i(k+1) = f(\mathbf{p}_i(k), \mathbf{u}_i(k)) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{u}_i(k) = \Delta\varphi_i(k)$ 为子系统 UAV i 的输入; $f(\cdot)$ 为状态转移函数,由式(3)确定。

根据式(4),建立子系统 UAV i 的预测模型为

$$\mathbf{p}_i(k+j|k) = f(\mathbf{p}_i(k+j-1|k), \mathbf{u}_i(k+j-1|k)) \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, H$$

式中: n 为 UAV 架数; H 为预测周期; $\mathbf{p}_i(k+j|k)$ 为基于 $k+j-1$ 时刻 UAV i 状态预测的 $k+j$ 时刻的 UAV i 状态,其值取决于状态 $\mathbf{p}_i(k+j-1|k)$ 和控制输入 $\mathbf{u}_i(k+j-1|k)$ 。

从 k 时刻起,给定 H 步预测控制输入后,可以预测出未来 H 步以内 UAV 的航路,如图 3 所示。通过优化预测控制输入,来引导 UAV 尽可能向尚未被覆盖的区域进行搜索,以获得更高的区域覆盖率。

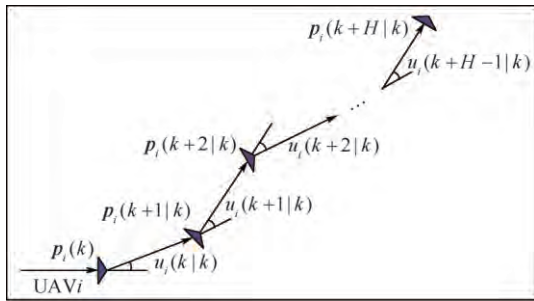


图3 H 步预测航路图

Fig. 3 H step route prediction

2 覆盖分布地图更新方法

覆盖分布地图描述了任务区域的覆盖搜索情况,是 UAV 进行自主决策的重要依据。因此,如何快速更新覆盖分布地图,对在线实时决策具有重要意义。

覆盖分布地图的更新就是将传感器探测范围内覆盖部分的相应栅格置为 0。通过逐一判断邻近栅格到 UAV 之间的距离是否小于传感器探测距离,并对覆盖范围内的栅格进行逐一赋值,可以实现覆盖分布地图的更新,但这种遍历的方法运算量大、算法复杂度高,不利于实时更新。本文利用 Hadamard 积进行覆盖分布地图更新,操作简单且易于实现,避免了遍历判断和逐一赋值,其流程如图 4 所示。

图 4 中探测矩阵和环境子矩阵的定义,以及对其进行 Hadamard 积的运算过程将在 2.1 节和 2.2 节中详细介绍。

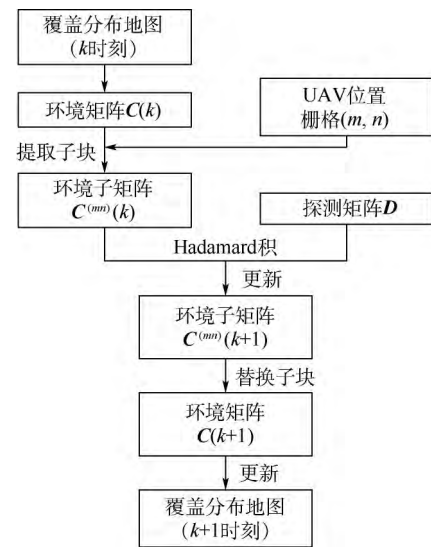


图4 覆盖分布地图更新流程

Fig. 4 Update process of coverage distribution map

2.1 探测矩阵

本文将传感器探测范围简化为: UAV 所处位置为中心,半径为 R_s 的圆形区域。如图 5 所示,正方形区域记为 Ψ ,将区域 Ψ 栅格化为 $Q \times Q$ 个栅格。

$$Q = 2 \left\lceil \frac{R_s}{\Delta d} - \frac{1}{2} \right\rceil + 1 \quad (6)$$

式中: R_s 为传感器探测半径; $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整函数。

赋予每个栅格一个值 η_{pq} ,用于描述 UAV 传感器能否探测到该栅格。若栅格 (p, q) 处于 UAV 传感器探测范围内,则令 $\eta_{pq} = 0$,反之, $\eta_{pq} = 1$ 。 η_{pq} 表示为

$$\eta_{pq} = \begin{cases} 0 & (p, q) \in \Psi_c \\ 1 & (p, q) \in \Psi_{nc} \end{cases} \quad (7)$$

式中: Ψ_c 为传感器可探测区域; Ψ_{nc} 为不可探测区

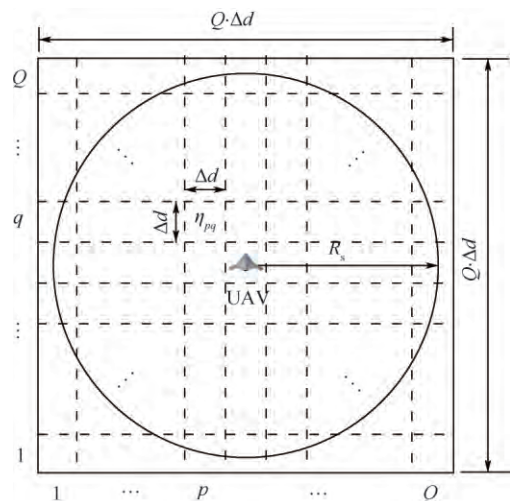


图5 区域 Ψ 栅格化

Fig. 5 Region Ψ rasterization

域。区域 Ψ 为 Ψ_c 和 Ψ_{nc} 的总和。

以 η_{pq} 为元素建立探测矩阵 $D = [\eta_{pq}]_{Q \times Q}$, 表示 UAV 对邻近栅格的覆盖能力。

2.2 覆盖分布地图的更新

定义环境子矩阵 $C^{(mn)}(k)$: 在环境矩阵 $C(k)$ 中, 以 $\mu_{mn}(k)$ 为中心元素, 维度为 $Q \times Q$ 的子块矩阵, 称为环境子矩阵。

$$C^{(mn)}(k) = [\mu_{pq}^{(mn)}(k)]_{Q \times Q} \quad (8)$$

式中: $(m, n) \in \Omega; p, q = 1, 2, \dots, Q$ 。 $\mu_{pq}^{(mn)}(k)$ 与环境矩阵 $C(k)$ 中的元素 $\mu_{ij}(k)$ 对应关系为

$$\begin{cases} \mu_{pq}^{(mn)}(k) = \mu_{ij}(k) \\ i = p + m - (Q + 1) / 2 \\ j = q + n - (Q + 1) / 2 \end{cases} \quad (9)$$

当 UAV 处于栅格 (m, n) 内时, 可近似认为 UAV 处于该栅格的中心。此时, 环境子矩阵 $C^{(mn)}(k)$ 与探测矩阵 D 重合, 且维度相等。对上述 2 个矩阵做 Hadamard 积

$$C^{(mn)}(k+1) = C^{(mn)}(k) \circ D = [\mu_{pq}^{(mn)}(k) \times \eta_{pq}]_{Q \times Q} \quad (10)$$

式中 “ \circ ” 为 Hadamard 积运算; $p, q = 1, 2, \dots, Q$ 。

对 $C^{(mn)}(k)$ 和 D 做 Hadamard 积, 对应元素 $\mu_{pq}^{(mn)}(k)$ 与 η_{pq} 相乘, 即对 $C^{(mn)}(k)$ 中的元素 $\mu_{pq}^{(mn)}(k)$ 进行了更新。将更新后的 $C^{(mn)}(k+1)$ 替换到 $C(k)$ 的对应子块中, 即实现了覆盖分布地图的更新。

假设传感器的探测周期为 T_s , 以 T_s 为时间间隔将 UAV 从 k 到 $k+1$ 时刻的直线运动离散为运动点迹。对每个离散点做上述运算, 即可实现一个步长内覆盖分布地图的更新。

2.3 覆盖分布地图的信息融合

文献[16]提出了一种地图信息融合更新方法, 该方法适用于通信理想的情况, 在通信中断或数据丢包的情况下, 部分地图信息无法融合更新, 对搜索过程造成影响。因此, 本文提出基于 Hadamard 积的地图信息融合方法(见图 6), 能够在一定程度上减小通信中断或数据丢包对搜索过程的影响。

在协同搜索过程中, 各 UAV 在本机进行覆盖分布地图更新, 更新完毕后通过通信网络广播发送实现融合共享。 k 时刻, UAV i 本地的覆盖分布地图对应的环境矩阵记为 $C_i(k)$, 并接收到其他 UAV 的广播消息记为 $C_{j \neq i}(k)$ 。基于 Hadamard 积可实现各 UAV 覆盖分布地图的信息融合:

$$C_i(k) = C_i(k) \circ \prod_{j \neq i}^n C_j(k) \quad (11)$$

与文献[16]方法相比, 基于 Hadamard 积的地图信息融合方法共享的探测信息为环境矩阵 $C_i(k)$, 是地图的全局信息。假如 k 时刻数据丢包或通信中断, 当前时刻的探测信息会丢失, 地图信息无法更新。一旦 $k+x$ 时刻通信恢复正常, 环境矩阵 $C_i(k+x)$ 中已包含了 k 到 $k+x$ 时刻的历史探测信息, 经过基于 Hadamard 积的地图信息融合方法更新后, 丢失的历史探测信息就得以恢复。虽然 k 到 $k+x$ 时刻通信中断会影响当前搜索决策, 但是通信恢复后所有历史信息得到恢复, $k+x$ 时刻之后的搜索过程不会受到影响。

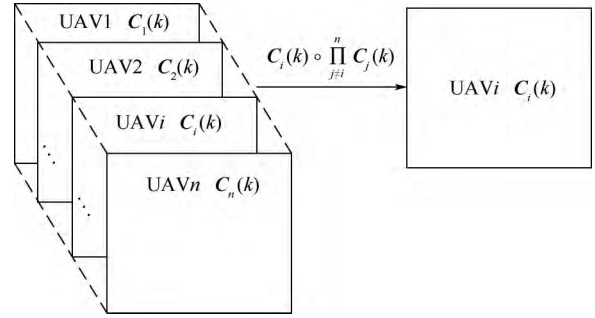


图 6 基于 Hadamard 积的地图信息融合示意图

Fig. 6 Schematic diagram of map information fusion based on Hadamard product

3 奖励函数与搜索算法

3.1 搜索奖励函数

协同搜索的关键在于设计一个搜索奖励函数, 对每条预测航路进行评估^[5]。奖励的设定主要是一个步长内覆盖率增量的大小, 并依据边界条件和转弯角度设计惩罚函数。在搜索过程中, UAV 基于当前状态和覆盖分布地图, 利用搜索奖励函数对预测航路进行评估, 并自主地选择奖励值最大的航路作为决策输入。每架 UAV 使用搜索奖励函数 J 选择它的搜索航路:

$$J(p_i(k), \mu_i(k)) = \omega_1 \gamma J_C(k) + \omega_2 J_T(k) + \omega_3 J_B(k) \quad (12)$$

式中: J_C 为覆盖率增量; J_T 和 J_B 分别为转弯角度和边界距离的惩罚函数; ω_1 、 ω_2 和 ω_3 为相应权重; γ 为重要性因子, 覆盖率的重要性通过调整 γ 来体现, $\gamma \geq 1$ 。

k 时刻的区域覆盖率 $O(k)$ 是已搜索区域 $\Omega_c(k)$ 占任务区域 Ω 的面积比, 即已搜索栅格数量与总栅格数量的比值:

$$O(k) = \frac{MN - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \mu_{ij}(k)}{MN} \quad (13)$$

k 到 $k+1$ 时刻的覆盖率增量是指 $O(k+1)$ 与 $O(k)$ 的差值。实际意义为: k 时刻, 未搜索区域 $\Omega_{nc}(k)$ 中, 在 k 到 $k+1$ 时刻内被搜索到的区域占任务区域 Ω 的面积比。覆盖率奖励函数为

$$J_C(k) = O(k+1) - O(k) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (\mu_{ij}(k) - \mu_{ij}(k+1))}{MN} \quad (14)$$

在执行任务过程中, 若转弯角度过大, 导致耗油增大, 影响续航时间。因此, 设计一个惩罚函数, 尽可能减少 UAV 转弯角度过大引起的耗油代价。转弯角度的惩罚函数 J_T 可以表示为

$$J_T(k) = -\frac{|u_i(k)|}{\varphi_{\max}} \quad (15)$$

在搜索过程中, 距离边界越近, 传感器覆盖的有效区域越少, 效率越低。借鉴虚拟势函数的思想, 设计一个惩罚函数, 靠近边界的 UAV 会受到边界的虚拟“斥力”, 距离边界越近则“斥力”越大。因此, 边界距离的惩罚函数 J_B 可以表示为

$$J_B(k) = -\left[\left(\frac{1}{x_i(k)} + \frac{1}{L_x - x_i(k)}\right) + \left(\frac{1}{y_i(k)} + \frac{1}{L_y - y_i(k)}\right)\right] \quad (16)$$

给定 UAV i 的控制输入 $u_i(k)$, 则 UAV i 状态从 $p_i(k)$ 转移到 $p_i(k+1)$, 覆盖分布地图由 $C_i(k)$ 更新为 $C_i(k+1)$, 从而可以计算出奖励函数 J 的值, 优化求解使奖励函数 J 最大, 即解得 k 时刻 UAV i 的最优控制输入 $u_i^*(k)$ 。上述方法也可以推广到 H 步预测的情况, 给定 UAV i 的 H 步控制输入 $U_i(k) = (u_i(k), \mu_i(k+1), \dots, \mu_i(k+H-1))^T$, 则 UAV i 状态由转移 $p_i(k)$ 到 $p_i(k+H)$, 覆盖分布地图由 $C_i(k)$ 更新为 $C_i(k+H)$, 将每一步的奖励函数 J 累加, 得到 H 步累积奖励函数 $J^{(H)}$ 为

$$J^{(H)} = \sum_{j=0}^{H-1} \alpha^j J(p_i(k+j), \mu_i(k+j)) \quad (17)$$

式中: α 为折扣因子 $0 < \alpha < 1$, 表示当前搜索奖励与长期搜索奖励之间的重要性程度。利用优化算法求解使累积奖励函数 $J^{(H)}$ 最大, 即可解得 UAV i 的 H 步最优控制输入 $U_i^*(k)$ 。

3.2 基于 DMPC 和 DE 的协同搜索算法

模型预测控制 (Model Predictive Control, MPC) 是一种利用控制系统模型和优化技术设计预测周期内系统最优控制输入的方法, 核心思想是滚动优化求解^[17]。集中式 MPC 方法依赖中央节点进行决策, 限制了系统规模的扩展和决策速

度, 在实际应用中有一定局限性^[14,18]。考虑到 UAV 子系统之间不存在耦合性, 即不同 UAV 的控制是相对独立的, 它们在系统的动态特性上并没有关联。为提高整个系统的抗毁性和决策速度, 其控制结构可以采用分布式模型预测控制 (Distributed Model Predictive Control, DMPC) 方式^[19], 如图 7 所示。

图 7 中 $\tilde{U}_i(k) = (\tilde{u}_i(k), \tilde{\mu}_i(k+1), \dots, \tilde{\mu}_i(k+H-1))^T$ 由 MPC i 求解得到, 为 UAV i 的 H 步预测控制输入, $\tilde{U}_{-i}(k)$ 为其他 UAV 的 H 步预测控制输入。在 DMPC 框架下, UAV 集群不依赖任何中央节点进行决策, 而是每架 UAV 采用局部的模型预测控制器分别进行决策。局部 MPC i 通过通信网络可以获得其他 UAV 的状态信息 $p_{-i}(k)$ 和局部 MPC 的解信息 $\tilde{U}_{-i}(k)$ 。因此, 第 i 个子系统的局部优化问题只与本地状态 $p_i(k)$ 和本机控制输入 $U_i(k)$ 相关, 优化问题的规模大大降低, 求解该优化问题就可以得到 UAV i 的最优预测控制输入 $U_i^*(k)$ ^[14]。对应于图 7 中 UAV i 的本地模型预测控制器 MPC i , 其决策流程如图 8 所示。

MPC i 决策流程分为 3 步。

步骤 1 预测

在预测阶段, 每架 UAV 基于本地覆盖地图和

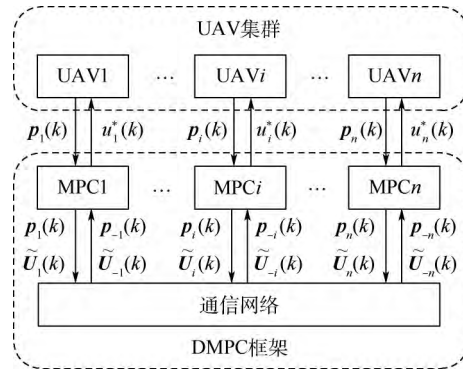


图 7 DMPC 框架示意图

Fig. 7 Schematic diagram of DMPC framework

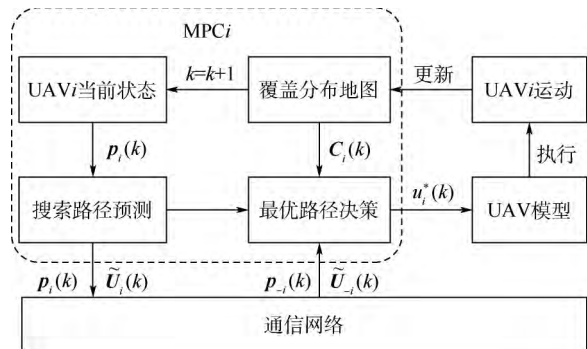


图 8 MPC i 决策流程

Fig. 8 Decision-making process of MPC i

自身状态进行优化求解,而不考虑其他 UAV 的运动,即 UAV 之间不进行协同。根据式(17),求解 UAV i 的 H 步预测控制输入的优化模型可以描述为

$$\tilde{U}_i(k) = \arg \max_{U_i(k)} J^{(H)} \quad (18)$$

利用差分进化(Differential Evolution, DE)算法对上述优化模型进行求解,即解得 UAV i 的 H 步预测控制输入 $\tilde{U}_i(k)$ 。

步骤2 通信

在通信网络理想的情况下, UAV i 将自身状态 $p_i(k)$ 和 H 步预测控制输入 $\tilde{U}_i(k)$ 广播发送,并通过通信网络接收其他 UAV 的状态 $p_{-i}(k)$ 和 H 步预测控制输入 $\tilde{U}_{-i}(k)$ 。

步骤3 决策

在预测阶段,每架 UAV 都不考虑其他 UAV 的运动,以“贪婪”的获得最大搜索奖励。在通信阶段,每架 UAV 通过通信网络获取到其他 UAV 的状态 $p_{-i}(k)$ 和 H 步预测控制输入 $\tilde{U}_{-i}(k)$,进行 UAV 之间的搜索“意图”交互,进而“协同”获得最大搜索奖励,使整个系统获得更高的搜索奖励。

通信完毕后,利用 $p_{-i}(k)$ 和 $\tilde{U}_{-i}(k)$ 将覆盖分布地图 $C_i(k)$ 更新为 $\tilde{C}_i(k)$, $\tilde{C}_i(k)$ 中包含了其他 UAV 的搜索“意图”,是 UAV i 与集群内其他 UAV 进行协同的依据。在决策阶段,只需基于 $\tilde{C}_i(k)$ 对 $U_i(k)$ 进行优化即可。根据式(17),求解 UAV i 的 H 步最优控制输入的优化模型可以描述为

$$U_i^*(k) = \arg \max_{U_i(k)} J^{(H)} \quad (19)$$

利用 DE 算法对上述优化模型进行优化求解,解得 UAV i 的 H 步最优控制输入 $U_i^*(k)$ 。将 $U_i^*(k)$ 的第 1 项 $u_i^*(k|k)$ 作为 k 时刻 UAV i 的控制输入,即 $u_i^*(k) = u_i^*(k|k)$ 。根据 UAV i 的控制输入 $u_i^*(k)$,将其本地覆盖分布地图 $C_i(k)$ 更新为 $C_i(k+1)$,并计算覆盖率。若覆盖率达到设定阈值,算法停止,否则 UAV 集群基于当前的覆盖分布地图和系统状态,重复上述优化过程,返回步骤 1。

搜索决策过程的算法伪代码如下:

- 1 初始化任务参数
- 2 for $k = 1$ to k_{\max}
- 3 预测: $\tilde{U}_i(k) = \arg \max_{U_i(k)} J^{(H)}$
- 4 发送 $p_i(k)$ $\tilde{U}_i(k)$
- 5 接收 $p_{-i}(k)$ $\tilde{U}_{-i}(k)$

- 6 将 $C_i(k)$ 更新为 $\tilde{C}_i(k)$
- 7 $U_i^*(k) = \arg \max_{U_i(k)} J^{(H)}$ (基于 $\tilde{C}_i(k)$)
- 8 最优控制输入: $u_i^*(k) = u_i^*(k|k)$
- 9 将 $C_i(k)$ 更新为 $C_i(k+1)$
- 10 if $O(k+1) \geq$ 设定阈值
- 11 break
- 12 end if
- 13 end for

控制输入 $U_i(k)$ 中包含 H 个未知变量,此优化问题是一个非线性优化问题。考虑到 DE 算法在求解优化问题,尤其是非线性优化问题中的优势^[20],采用 DE 算法进行子系统本地优化求解,算法细节不再赘述。

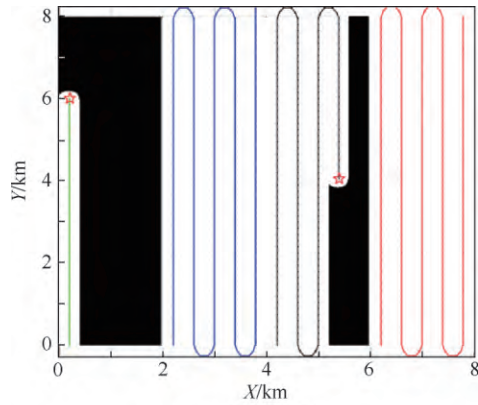
4 仿真分析

为验证本文方法的有效性,本节对其进行仿真验证。仿真环境为 I7-4960,主频 2.60 GHz,16 GB 内存,基于 MATLAB 2014a 为平台进行仿真实验。

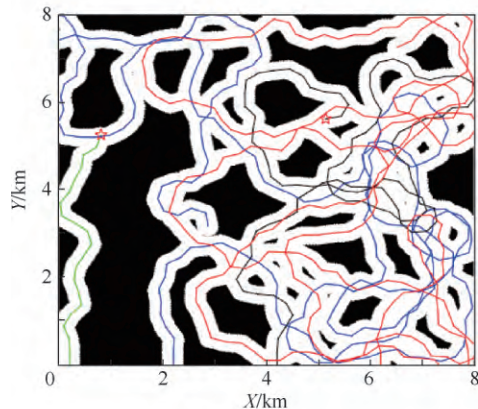
4.1 实验 1

设任务区域为 $8 \text{ km} \times 8 \text{ km}$ 的矩形区域,每个栅格大小为 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$ 。执行搜索任务的 4 架 UAV 从不同位置进入搜索区域,其进入点坐标分别为 $(200, 0) \text{ m}$, $(2200, 0) \text{ m}$, $(4200, 0) \text{ m}$, $(6200, 0) \text{ m}$ 。UAV 之间的通信均为理想条件。UAV 平飞速度 $v_0 = 30 \text{ m/s}$,传感器探测半径 $R_s = 200 \text{ m}$,最大转弯角 $\varphi_{\max} = 60^\circ$,仿真步长 $\Delta t = 10 \text{ s}$,预测步长 $H = 3$, $\omega_1 = 0.9$, $\omega_2 = 0.05$, $\omega_3 = 0.05$, $\gamma = 200$ 。设定仿真环境条件:任务环境为无遮挡的平地区域,任务区域中存在分布未知的火力威胁,有一定几率造成 UAV 设备故障。在仿真中加入突发情况来模拟这一环境条件:运行至 20 步长时,假定 UAV1 设备故障,停止执行任务;运行至 100 步长时,假定 UAV3 设备故障,停止执行任务。为体现本文算法的优势,分别运用平行搜索、随机搜索和本文算法进行对比仿真。仿真结果如图 9 所示(图中黑色区域为 UAV 传感器未覆盖的区域)。

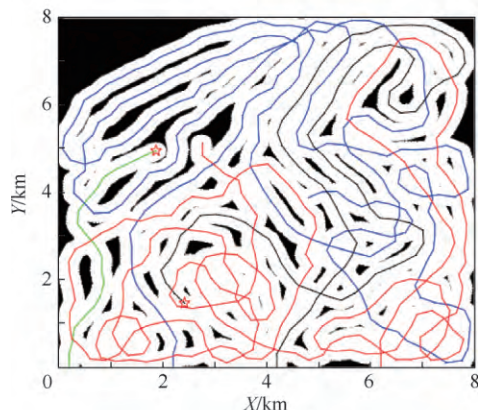
如图 9(a) 所示,在 2 架友机相继发生故障的情况下, UAV2 和 UAV4 只完成了各自预先分配的搜索任务,故障 UAV 未完成的搜索任务得不到继续执行。如图 9(b) 所示,随机搜索方法作为一种无引导机制的在线规划方法,在任务过程中多处存在 UAV 航迹交叉重叠的情况,搜索效率较低。如图 9(c) 所示,在搜索初始阶段,各 UAV 之间保持传感器探测范围尽可能不重叠,实现较高的覆盖率增长。在 2 架友机相继故障的情况下,



(a) 平行搜索



(b) 随机搜索



(c) 本文算法

— 已搜索区域 — UAV2 — UAV4
— UAV1 — UAV3 * 故障点

图9 3种搜索方法的仿真结果

Fig. 9 Simulation results of three search methods

UAV2 和 UAV4 通过实时协同,保持原有的搜索策略,充分发挥各自的搜索能力,继续完成搜索任务。总的来看,本文算法各 UAV 探测区域之间重叠部分较少,在出现突发情况时,能够继续完成搜索任务,体现了无人机集群在线协同的优势。

为消除随机因素的影响,在相同仿真条件下,针对本文算法和随机搜索方法使用蒙特卡罗方法进行 500 次仿真,得到平均覆盖率随时间变化曲线如图 10 所示。

如图 10 所示,平行搜索方法和本文算法覆盖

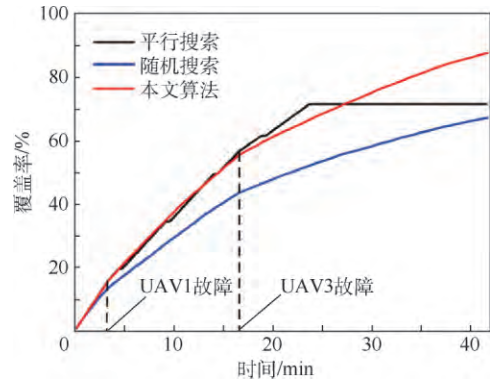


图10 3种搜索方法的覆盖率变化曲线

Fig. 10 Coverage rate changing curve of three search methods

率高于随机搜索方法。平行搜索方法的覆盖率变化曲线呈折线状:当某架 UAV 发生故障时,覆盖率曲线的斜率随之降低;当 UAV 到达边界时,执行转弯程序,覆盖率斜率为零。在搜索初期,本文算法与平行搜索方法覆盖率曲线斜率基本一致,体现了较高的搜索效率。当 UAV2 和 UAV4 完成各自的搜索任务后,平行搜索方法的覆盖率保持不变。相比之下,本文算法在 UAV1 和 UAV3 发生故障后,仍能保持覆盖率的稳定增长,最终任务结束时的覆盖率远高于平行搜索方法。

4.2 实验2

针对本文算法在集群规模较大时的有效性进行验证,采用 10 架无人机组成的无人机集群进行仿真。设任务区域为 $15\text{ km} \times 15\text{ km}$ 的矩形区域,执行搜索任务的 10 架 UAV 的初始位置和航向由程序随机产生,UAV 故障随机指定:设定 UAV2、UAV3、UAV8、UAV9 和 UAV10 分别于仿真步数为 185、120、175、170 和 165 时发生故障,其他仿真条件同实验 1。用本文算法进行仿真,仿真步数 step 为 100 和 230 时的仿真结果如图 11 所示。

由图 11(a) 可以看出,在搜索初期,10 架 UAV 保持传感器探测范围尽可能不重叠,以获得较高的覆盖率增长。由图 11(b) 可以看出,在搜索后期,由于未搜索区域被分割成多个不规则的形状,UAV 航路出现了部分交叉,但本文算法还是能够引导 UAV 尽可能向未搜索区域移动。搜索过程中覆盖率变化曲线如图 12 所示。

如图 12 所示,在搜索前期,覆盖率增长速度较快,覆盖率随时间变化曲线的斜率保持稳定。到搜索后期,由于出现重复搜索的情况,覆盖率增长放缓,斜率逐渐降低。当搜索时间到达 38.33 min 时,覆盖率达到 90.13%,有效地对区域进行了覆盖。仿真结果表明,在集群规模达

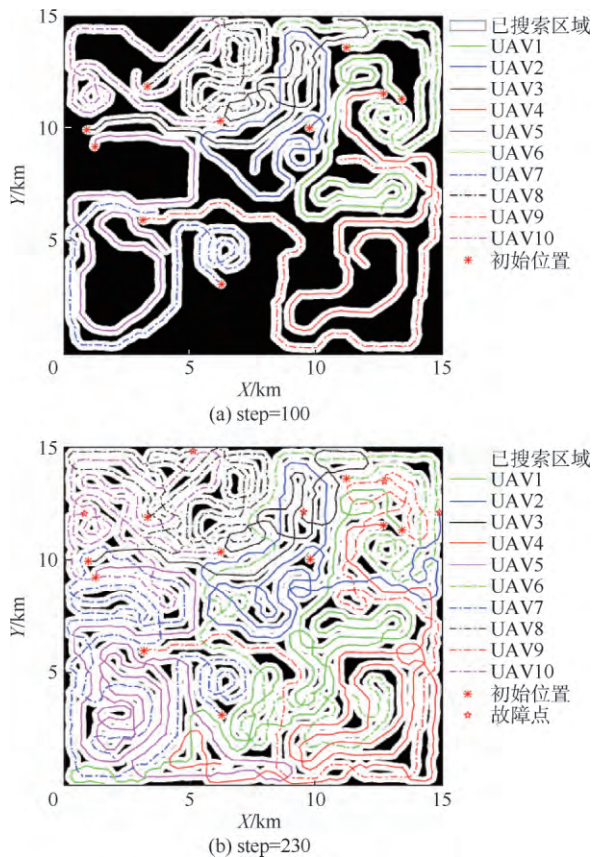


图 11 本文算法仿真结果

Fig. 11 Simulation result of proposed algorithm

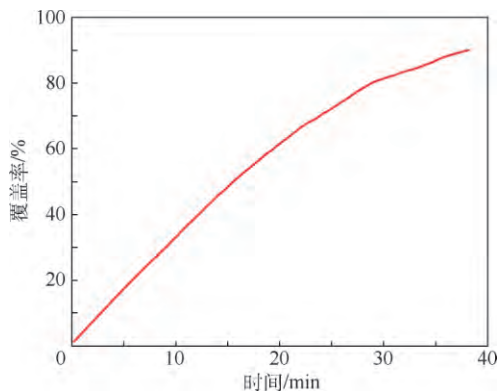


图 12 本文算法覆盖率变化曲线

Fig. 12 Coverage rate changing curve of proposed algorithm

到 10 架的情况下,本文算法能够较好地完成任务。

5 结 论

1) 本文算法在实验仿真条件下能实现较高的区域覆盖率,尤其是在出现突发情况时,覆盖率远高于平行搜索方法,体现了无人机集群在线协同的优势。

2) 以覆盖率作为实时搜索奖励的引导机制,有利于引导 UAV 向未搜索区域运动,并协同各

UAV 之间探测区域重叠部分尽可能少,以实现更高的覆盖率。

3) 利用 Hadamard 积可实现覆盖分布地图的快速更新,避免了遍历判断和逐一赋值,且操作简单、运算速度快,为地图信息实时更新提供了便捷。

4) 采用 DMPC 框架进行滚动优化求解,将长期的搜索奖励考虑在内,并且可以提高系统的抗毁性和决策速度。

本文算法在通信理想的条件下实现了对任务区域的有效覆盖搜索,但针对通信距离和角度约束的情况,尚需进行更加深入的后续研究。

参考文献 (References)

- [1] HU J W, XU J, XIE L H. Cooperative search and exploration in robotic networks [J]. Unmanned Systems, 2013, 1(1): 121-142.
- [2] HU J W, XU J, XIE L H. Vision-based multi-agent cooperative target search [C] // International Conference on Control, Automation, Robotics & Vision. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 895-900.
- [3] 梁晓龙, 孙强, 尹忠海, 等. 大规模无人系统集群智能控制方法综述[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(1): 11-16.
LIANG X L, SUN Q, YIN Z H, et al. Review on large-scale unmanned system swarm intelligence control method [J]. Application Research of Computers, 2015, 32(1): 11-16 (in Chinese).
- [4] 梁晓龙, 张佳强, 祝捷, 等. 基于 CPS 的空中交通系统架构及能力涌现方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(1): 1-7.
LIANG X L, ZHANG J Q, ZHU J, et al. Air traffic control system architecture and ability emergence method based on cyber-physical system [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2016, 17(1): 1-7 (in Chinese).
- [5] 吴文超, 黄长强, 宋磊, 等. 不确定环境下的多无人机协同搜索航路规划[J]. 兵工学报, 2011, 32(11): 1337-1342.
WU W C, HUANG C Q, SONG L, et al. Cooperative search and path planning of multi-unmanned air vehicles in uncertain environment [J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(11): 1337-1342 (in Chinese).
- [6] ZHAO Z Y, LU G S. Receding horizon control for cooperative search of multi-UAVs based on differential evolution [J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2012, 5(1): 145-158.
- [7] 于昕男, 周锐, 夏洁, 等. 多无人机协同搜索区域分割与覆盖[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(1): 167-173.
YU S N, ZHOU R, XIA J, et al. Decomposition and coverage of multi-UAV cooperative search area [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(1): 167-173 (in Chinese).
- [8] JONES P, VACHTSEVANOS G. Multi-unmanned aerial vehicle coverage planner for area surveillance missions [C] // AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Re-

- ston: AIAA 2007: 1-12.
- [9] 陈海,王新民,焦裕松,等.一种凸多边形区域的无人机覆盖航迹规划算法[J].航空学报,2010,31(9):1802-1808.
CHEN H, WANG X M, JIAO Y S, et al. An algorithm of coverage flight path planning for UAVs in convex polygon areas[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(9): 1802-1808(in Chinese).
- [10] 符小卫,魏广伟,高晓光.不确定环境下多无人机协同区域搜索算法[J].系统工程与电子技术,2016,38(4):821-827.
FU X W, WEI G W, GAO X G. Cooperative area search algorithm for multi-UAVs in uncertainty environment [J]. System Engineering and Electronics, 2016, 38(4): 821-827(in Chinese).
- [11] KHAN A, YANMAZ E, RINNER B. Information exchange and decision making in micro aerial vehicle networks for cooperative search[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2015, 2(4): 335-347.
- [12] 杜继永,张凤鸣,毛红保,等.多 UAV 协同搜索的博弈论模型及快速求解方法[J].上海交通大学学报,2013,47(4):667-678.
DU J Y, ZHANG F M, MAO H B, et al. Game theory based multi-UAV cooperative searching model and fast solution approach[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2013, 47(4): 667-678(in Chinese).
- [13] TRODDEN P, RICHARDS A. Multi-vehicle cooperative search using distributed model predictive control [C] // Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Reston: AIAA, 2008: 1-11.
- [14] 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[J].航空学报,2010,31(3):593-601.
PENG H, SHEN L C, ZHU H Y. Multiple UAV cooperative area search based on distributed model predictive control [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(3): 593-601(in Chinese).
- [15] 郑宏捷.无人机区域侦察航路规划研究[D].长沙:国防科学技术大学,2011:5-8.
- ZHENG H J. Investigation on the UAV path planning problem of area reconnaissance [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011: 5-8(in Chinese).
- [16] 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[J].系统工程与电子技术,2017,39(9):1998-2011.
LIU C, GAO X G, FU X W. Multi-UAVs distributed cooperative target search algorithm with controllable revisit mechanism based on digital pheromone [J]. System Engineering and Electronics, 2017, 39(9): 1998-2011(in Chinese).
- [17] MAYNE D Q. Model predictive control: Recent developments and future promise [J]. Automatica, 2014, 50(12): 2967-2986.
- [18] KAYACAN E, PESCHEL J M, KAYACAN E. Centralized, decentralized and distributed nonlinear model predictive control of a tractor-trailer system: A comparative study [C] // 2016 American Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016: 4403-4408.
- [19] MANSOURI S S, NIKOLAKOPOULOS G, GUSTAFSSON T. Distributed model predictive control for unmanned aerial vehicles [C] // 2015 Workshop on Research, Education and Development of Unmanned Aerial Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2015: 152-161.
- [20] DAS S, MULLICK S S, SUGANTHAN P N. Recent advances in differential evolution—An updated survey [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2016, 27: 1-29.

作者简介:

侯岳奇 男,硕士研究生。主要研究方向:航空集群智能决策。

梁晓龙 男,博士,教授,硕士生导师。主要研究方向:航空集群指挥与控制、智能系统、空管智能化。

何吕龙 男,博士研究生。主要研究方向:航空集群编队控制。

刘流 男,硕士研究生。主要研究方向:航空集群编队控制。

Cooperative area search algorithm for UAV swarm in unknown environment

HOU Yueqi^{1,2}, LIANG Xiaolong^{1,2,*}, HE Lyulong^{1,2}, LIU Liu^{1,2}

(1. National Key Laboratory of Air Traffic Collision Prevention, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Shaanxi Province Lab. of Meta-synthesis for Electronic & Information System, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Aimed at the problem of cooperative search for UAV swarm in an unknown environment without prior information, a cooperative area search algorithm for UAV swarm with coverage rate as real-time search rewards is proposed. First, coverage distribution map (CDM) is established to describe the mission area, and the rapid update of CDM is realized by using Hadamard product. Then, the coverage rate is calculated based on CDM to describe the search results quantitatively. Considering UAV swarm as a control system, a predictive model of the system is established based on the distributed model predictive control theory, and the maximum increment of coverage rate in the predictive period is determined as a reward function. The optimal solution, as the optimal input of system, is obtained by differential evolution algorithm. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm can complete the coverage and search of region effectively. In the event of emergencies, its area coverage rate is much higher than that of the parallel search method.

Keywords: unknown environment; UAV swarm; cooperative search; Hadamard product; coverage rate; distributed model predictive control

Received: 2018-04-25; **Accepted:** 2018-10-15; **Published online:** 2018-10-26 16:33

URL: kns.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20181025.1141.003.html

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (61472443, 61703427); Natural Science Basic Research Plan in Shaanxi Province of China (2017JQ6035)

* **Corresponding author.** E-mail: afeu_lxl@sina.com