

doi: 10.7690/bgzdh.2024.10.016

基于信息地图和改进蚁群算法的多无人机覆盖优化方法

邢顺翔¹, 陈欣¹, 王威振¹, 薛鹏翔²

(1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106; 2. 中国人民解放军 95791 部队, 甘肃 酒泉 735018)

摘要: 为提高多无人机组成的传感器网络在特定任务区域的覆盖效率, 提出一种基于蚁群算法的优化方法。利用信息地图机制实现多架无人机的信息交互从而对区域进行协同搜索覆盖。实验结果表明: 该方法能有效提高多无人机传感器网络的区域覆盖效率, 并防止无人机间的相互碰撞。

关键词: 多无人机; 信息地图; 蚁群算法; 人工势场; 传感器覆盖

中图分类号: V279 **文献标志码:** A

Multi-UAV Coverage Optimization Method Based on Information Map and Improved Ant Colony Algorithm

Xing Shunxiang¹, Chen Xin¹, Wang Weizhen¹, Xue Pengxiang²(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;
2. No. 95791 Unit of PLA, Jiuquan 735018, China)

Abstract: In order to improve the coverage efficiency of sensor networks composed of multiple UAVs in a specific mission area, an optimization method based on ant colony algorithm is proposed. The information map mechanism is used to realize the information interaction of multiple UAVs so as to search and cover the region collaboratively. Experimental results show that the proposed method can effectively improve the regional coverage efficiency of multi-UAV sensor network and prevent UAVs from colliding with each other.

Keywords: multi-UAV; information map; ant colony algorithm; artificial potential field; sensor coverage

0 引言

与有人驾驶的飞机相比, 无人机具有非凡的灵活性和机动性。作为一种典型的高科技综合体^[1-5], 多无人机系统通常由地面控制中心、信息采集系统、通信传输系统和飞行平台系统组成, 可在开放环境下高效执行各种复杂任务^[6-7]。几十年来, 多无人机系统日益成为传感器网络的应用平台。多无人机传感器网络作为一种移动传感器网络, 被广泛应用于战场侦察^[8]、生态监测^[9]、物流运输^[10]、电力检测^[11]和遥感测绘^[12]等军事或民用领域。

学者们在移动传感器区域搜索和覆盖方面取得了许多研究成果。张满等^[13]针对传感器的空间覆盖问题, 通过粒子群算法优化传感器位置及水平偏向角, 从而使得对 3 维空间内的覆盖度最大化。Ivić 等^[14]提出一种基于遍历覆盖算法的多移动节点集中反馈控制方法, 提升了传感器节点网络的覆盖效率。Nguyen 等^[15]提出一种基于压缩感知算法来重建移动节点的感知数据, 可大大提升传感器网络的覆盖效率。此外, Yuan 等^[16]设计一种基于局部通信策略和模式切换机制的分布式自适应群算法, 有效

地解决了移动传感器网络中存在的信息交换效率低、协调性能差的问题。与上述学者关注移动传感器网络的区域覆盖效率和节点之间的通信方式^[13-16]不同, 一些学者也考虑了能耗优化问题^[17-18]。为延长无线传感器网络的生存周期, 吴锋^[17]设计了一种基于贪婪算法的最高能量目标集的选择方法。方丁^[18]针对无线传感器网络栅栏覆盖间隙修复能耗高等问题, 提出基于低能耗的无线传感网络栅栏覆盖方法。同时, 也有学者对传感器节点的部署分配进行了深入研究。曲南江^[19]针对 3 维空间情况下的无线传感器网络, 提出一种 3D 传感器网络节点部署与覆盖优化方法, 保证了目标区域综合覆盖率的基础上实现重点区域重点覆盖。Nemer 等^[20]提出一种博弈论自主决策方法, 将无人机有效部署在多层次、多维度的辅助网络中。此外, Chen 等^[21]提出稠密边界优先覆盖方案, 采用一种区域划分算法, 能够在无人机容量最大的情况下获得单个无人机的最优布局。

笔者结合前人研究, 构建了多无人机运动传感网络, 实现对特定区域的覆盖。为优化无人机的覆盖效率: 1) 设计了基于蚁群信息素的信息地图; 2)

收稿日期: 2024-06-27; 修回日期: 2024-07-29

基金项目: 航空科学基金

第一作者: 邢顺翔(1998—), 男, 浙江人, 硕士。

结合信息地图对蚁群算法进行了改进；3) 考虑到无人机的能量消耗，提出一种基于改进人工势场的返航策略。

1 研究框架

1.1 场景描述

如图 1 所示，多无人机传感器网络用于城市环境场景下的监控任务，很大程度上解决了传统的人工巡逻、固定监控带来的效率低下、资源浪费等问题。

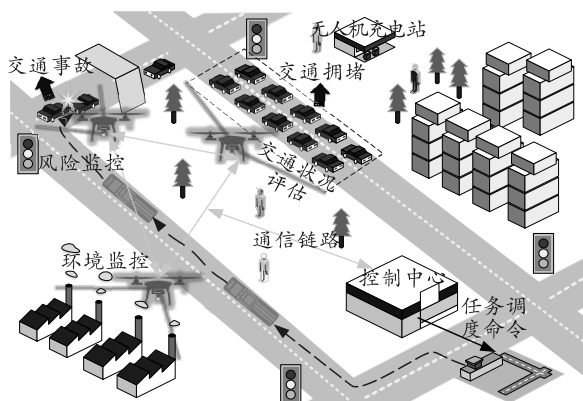


图 1 多无人机传感器网络应用于城市场景

笔者假设多架无人机在固定的空间范围内飞行，其携带的光电传感器能够对地面目标区域进行实时扫描。每个光电传感器的探测范围是一个具有固定顶角的圆锥。无人机飞行过程中遇到的任务目标和困难主要包括：

- 1) 静态覆盖任务。无人机需要在较短的时间内完成对目标区域的初始覆盖，且覆盖率越高越好。
- 2) 动态覆盖任务。无人机的飞行轨迹应当使所有的目标区域在一个较短的时间间隔内至少被扫描 2 次，把这个时间间隔称为窗口时间(Δt)。
- 3) 无人机能量消耗。在保证覆盖效率的同时，还需保证无人机在能量耗尽前能够返回充电桩。
- 4) 无人机避碰。由于是多架无人机的协同覆盖任务，在满足覆盖场景要求的同时，无人机之间需要保持安全距离以避免碰撞。

针对覆盖任务中存在的上述 4 个主要问题，笔者设计一种基于共享信息地图和改进蚁群算法的优化方法。在此基础上，又提出一种改进的人工势场算法来避免多架无人机的碰撞。

1.2 传统蚁群算法

受自然界自然蚁群集体行为的启发，意大利学者于 1991 年提出一种基于蚁群的新型优化算法。蚁

群算法^[22-23]求解优化问题的基本思想是将每只蚂蚁的路径作为待优化问题的可行解；因此，整个蚁群的路径可以构成解空间。蚂蚁走的路越短，它释放的信息素就越多；相反，它释放的信息素越少。随着时间的推移，以及较短路径积累的信息素浓度增加，越来越多的蚂蚁选择这条路径。最后，整个蚁群收敛到最短路径，即得到问题的最优解。蚁群算法模拟的生物过程如图 2 所示。

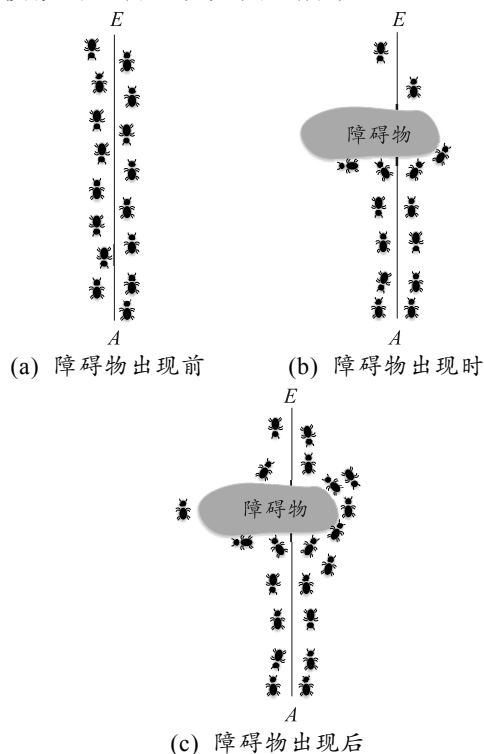


图 2 蚁群算法

1.3 人工势场法

在人工势场^[24-25]算法中，引力由目标点产生，斥力由威胁区域产生。无人机在合力的作用下被引导到目标点。分别由式(1)和(2)求得引力和斥力：

$$F_{att}(X) = -K_{att}|X - X_g|; \quad (1)$$

$$F_{rep}(X) = \begin{cases} K_r \left(\frac{1}{X - X_0} - \frac{1}{R} \right) \frac{1}{(X - X_0)^2} \frac{\partial(X - X_0)}{\partial X}, & |X - X_0| \leq R \\ 0, & |X - X_0| > R \end{cases} \quad (2)$$

式中： K_{att} 为设定的大于 0 的引力常数； $|X - X_g|$ 为无人机与目标之间的欧氏距离； K_r 为排斥常数； $|X - X_0|$ 是无人机与障碍物之间的欧氏距离； R 为障碍物影响距离。

1.4 无人机能耗模型

在笔者假设的任务场景中，无人机以一定速度

进行巡航，高度为 15~20 m。文献[26]对旋翼无人机在匀速飞行阶段的能耗规律进行了探索和总结。设无人机匀速飞行的路径长度为 d ，无人机当前速度 v 的功率为 $P(v)$ 。那么以 v 的速度飞行 d 距离所消耗的能量可由式(3)计算：

$$E_0(v, d) = \int_0^{d/v} P(v) dt = P(v) d/v. \quad (3)$$

式中： E_0 为匀速飞行下单位时间的能耗，J； $P(v)$ 为功率，W； v 为无人机的巡航速度，m/s； d 为飞行距离，m。

2 主要成果

针对上述任务场景和存在的问题，笔者设计一种基于多无人机的共享信息地图。其可以用于改进蚁群算法，使多无人机网络覆盖具有良好的静态和动态特性；同时，根据无人机匀速运动的特点，设计能量检测机构。当无人机能量低于阈值时，采用人工势场法进行返回。

2.1 共享信息地图

为获得信息地图，将任务中无人机的任务区域进行栅格化，如图 3 所示。其中 δ 为单位网格的长度，每个微区域的中心点为信息点，用来记录网格区域最后一次被扫描的时间以及该区域当前的信息素浓度。

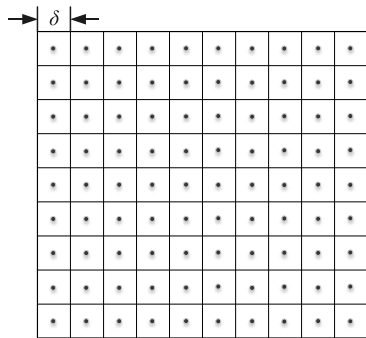


图 3 目标区域栅格化

无人机的扫描模型如图 4 所示。

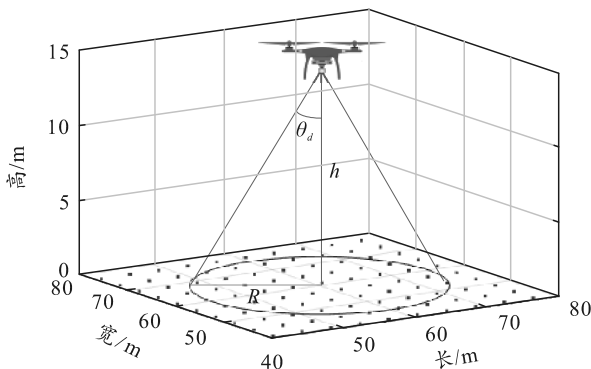


图 4 单无人机扫描覆盖

传感器垂直向下，形成一个检测锥。 h 为无人机当前高度， θ_d 为探测锥顶角的一半， R 为无人机当前覆盖区域的半径。显然， R 与无人机高度和探测锥顶角有关：

$$R = h \tan \theta_d. \quad (4)$$

对于所有栅格化区域，当栅格区域对应的信息点位于覆盖圆(即 $\|X_{u,2d} - X_{pi}\| < R$) 内时，认为该栅格区域被扫描。其中 $\|\bullet\|$ 表示两点之间的欧氏距离， X_{pi} 为信息点 i 的坐标， $X_{u,2d}$ 为无人机在信息点 i 所在平面上的投影点。当无人机移动时，传感器覆盖地面的区域会发生变化。无人机在前一个采样时刻和当前采样时刻的位置都会影响覆盖结果。

1) 当无人机位置在 2 个采样时刻的高度差为 0 时(如图 5 所示)，则认为无人机在空间中水平移动，其中 $L=vT$ 为无人机的单位步长， v 为巡航速度， T 为无人机的采样时间。相邻采样时，无人机覆盖圆的 2 维扫描如图 6 所示。

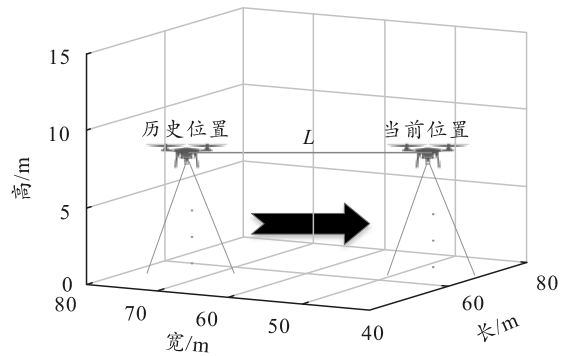


图 5 无人机的平移运动

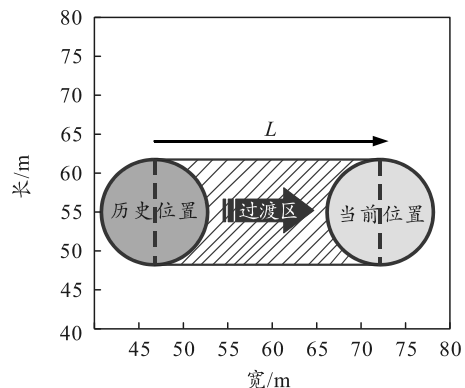


图 6 平移运动所覆盖的区域

运动所涉及的区域可分为历史扫描区域 A 、过渡区域 B (图 6 中的矩形区域)和当前扫描区域 C 3 类。那么相邻采样时间传感器覆盖的总面积 Γ 为：

$$\Gamma = A \cup B \cup C - A \cap B - B \cap C - A \cap C + A \cap B \cap C. \quad (5)$$

由于在历史扫描区 A 中的信息点意味着在上一

采样时刻也被覆盖，因此在当前采样时刻无需重复积累信息素。那么在当前采样时刻结束时需要增加信息素的区域 γ 为：

$$\gamma = \Gamma - A. \quad (6)$$

2) 若 2 个采样时刻无人机的相对高度差不为 0，则说明无人机在运动过程中爬升或者下降，其空间运动如图 7 所示。

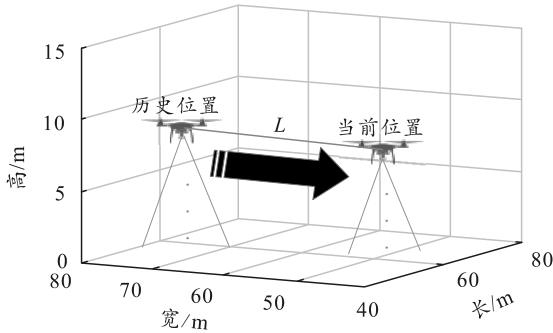


图 7 无人机的非平移运动

由式(4)可知，当无人机的高度发生变化时，其在信息点平面的覆盖圆半径也会发生改变，设覆盖圆半径的改变量为 ΔR ，则根据几何关系有：

$$\Delta R = (h' - h) \tan \theta_d. \quad (7)$$

式中： h' 为无人机当前采样时刻的高度； h 为无人机上一采样时刻的高度。显然当 $\Delta R < 0$ 时，代表无人机高度下降，反之则代表无人机爬升。

从图 8 中不难看出，当无人机的垂直高度发生变化时，过渡区的形状由矩形变成了梯形，而无人机在相邻采样时刻覆盖的区域 Γ 与在当前采样时刻所需累计信息素的区域 γ 分别可由式(5)和(6)求出。

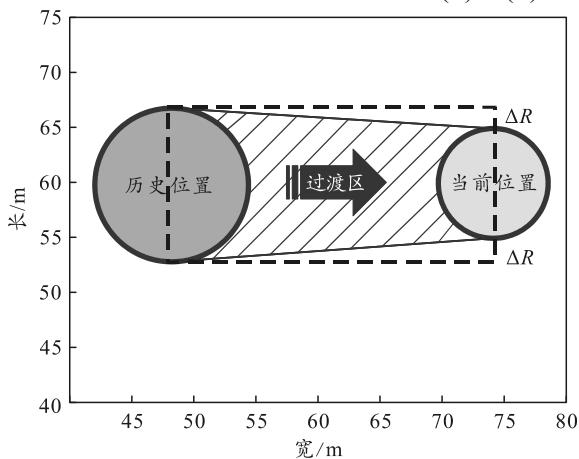


图 8 非平移运动所覆盖的区域

由于场景中不只存在一架无人机，因此在多架无人机执行任务时，尤其是覆盖任务开始的初期，不同无人机在同一时刻的覆盖区域 Γ_i 和所需累计信息素的区域 γ_i 可能会有重合，如图 9 所示。

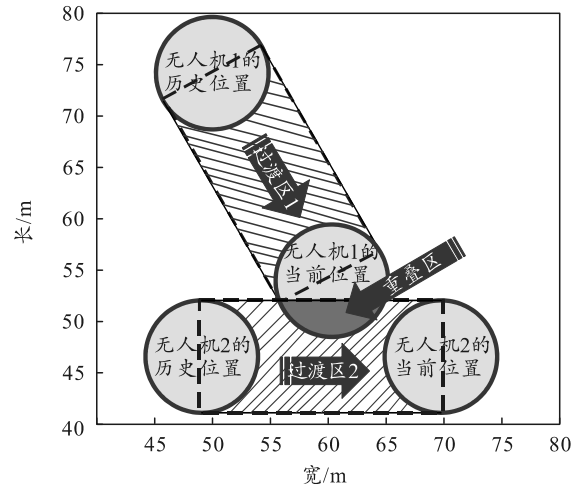


图 9 重叠区域

当地图上某个区域被多架无人机重复覆盖时的情况如图 9 所示。定义在当前时刻 t ，对于探测范围内任意一个信息点 P_i ，其增加的信息素 $\Delta \Psi_{i, \text{increase}}$ 为：

$$\Delta \Psi_{i, \text{increase}}(t) = \alpha \sum_{j=0}^{\mu} j. \quad (8)$$

式中： α 为常数，称作信息素累计系数； μ 为信息点 P_i 在同一时刻被覆盖的次数，如图 9 中处于深色区域中的信息点，其 $\mu=2$ 。

为提升覆盖效率，还要引入信息素衰减系数 λ ($0 \sim 1$)。由前文所述，各个信息点会记录被覆盖时的时刻 t ，当某个信息点在 t_1 时刻被扫描到，而直至当前 t 时刻仍未被扫描，则 $\Delta t = t - t_1$ 表示该点已经有 Δt 个单位时间未被重新覆盖。同一个信息点被 2 次覆盖的时间差称作窗口时间 Δt ，它可以更直观地体现某信息点被覆盖的频率。同时，每一个信息点在当前时刻的信息素衰减系数 $\lambda_i(t)$ 与其自身的窗口时间 Δt 有关：

$$\lambda_i(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq \Delta t < k_1 \tau \\ 0.95, & k_1 \tau \leq \Delta t < k_2 \tau \\ 0.90, & k_2 \tau \leq \Delta t < k_3 \tau \\ 0.85, & k_3 \tau \leq \Delta t < \tau \\ 0.80, & \Delta t \geq \tau \end{cases} \quad (9)$$

式中 $0 < k_1 < k_2 < k_3 < 1$ ，通过改变 3 个系数的值，会改变不同挥发区间的长度，从而影响信息素的挥发效率，信息素挥发过快会导致算法陷入局部最优，信息素挥发过慢则会影响算法后期的动态覆盖能力； $\tau > 30$ ，称作期望窗口时间，代表扫描任务在执行一段时间之后，期望区域内所有信息点的窗口时间都能满足 $\Delta t_i \leq \tau$ 。所以，探测范围内任意一

个信息点 P_i ，在当前时刻 t 所携带的信息素总量 $\Psi_i(t)$ 为：

$$\Psi_i(t) = \Psi_i(t-1)\lambda(t) + \Delta\Psi_{i,\text{increase}}(t)。 \quad (10)$$

2.2 基于共享信息地图的蚁群算法

对传统的蚁群算法进行修改与优化，结合上一节所提出的共享信息地图，修改后的蚁群算法可很好地应用于多无人机的覆盖搜索任务。假设无人机的速度固定，采样时间固定；因此，无人机的运动步长在每个时刻视作一致。每架无人机在 3 维空间内，下一采样时刻可能前往的区域近似简化为图 10—12 所示。

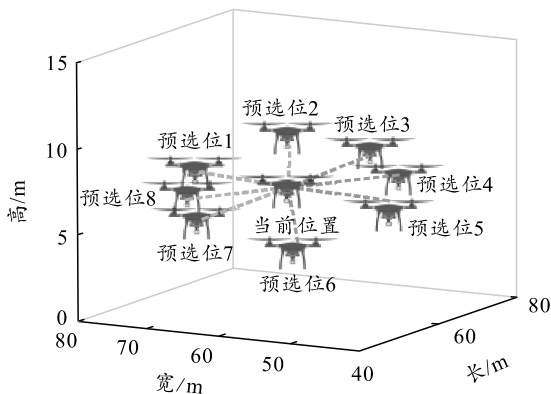


图 10 无人机下一时刻的预选位 1

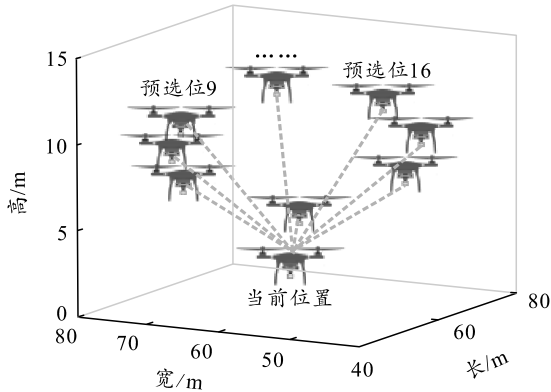


图 11 无人机下一时刻的预选位 2

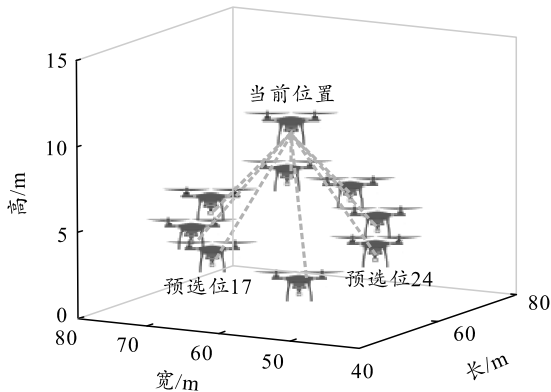


图 12 无人机下一时刻的预选位 3

图 10 所示的情况为无人机 i 在下一时刻的运动方向创建一个备选动作集 $\Omega_i(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{24})$ ，其中 ω_j 代表无人机以固定步长向第 j 个方向运动。而无人机如何在备选动作集中选择下一时刻的运动，将由笔者设计优化的蚁群算法来决定，具体步骤如下：

1) 初始化信息地图，由式(5)、(6)和(10)得出初始时刻各信息点的信息素值。

2) 对动作集 $\Omega_i(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{24})$ 中每个动作在被扫描区域的平面都可以形成投影面，以图 10 为例，各个备选动作在扫描区域的投影情况如图 13 所示。由式(5)和(6)求出各个备选动作的假设覆盖区域 $Y_{i,1}, Y_{i,2}, \dots, Y_{i,24}$ 。则对于任意一个假设覆盖区域 $Y_{i,j}$ ，当前时刻的平均信息素浓度为 $\Phi_{i,j}(t)$ ：

$$\Phi_{i,j}(t) = \sum_{n=1}^{k_{i,j}} \Psi_n(t) / k_{i,j}。 \quad (10)$$

式中 $k_{i,j}$ 为处于假设覆盖区域 $Y_{i,j}$ 中的信息点总个数。

3) 无人机选择备选动作 $\omega_{i,j}$ 的概率 $P_{i,j}$ 为：

$$P_{i,j} = \frac{1/\Phi_{i,j}(t)}{\sum_{n=1}^{24} \frac{1}{\Phi_{i,n}(t)}}。 \quad (11)$$

在传统的蚁群算法中，最终解往往朝着信息素浓度高的区域收敛。在本文中的场景中，要求无人机扫描的重合面积要尽可能小，所以对区域的信息素浓度取倒数以进行选择概率的计算。由此，信息素越稀薄的区域表示该区域的窗口时间较长且重叠率小，传感器下一次选择该区域的可能性就越大。

由于无人机选择下一步动作是通过概率决定，因此在所有无人机都选择好下一个动作时，将进行碰撞检测。若检测到无人机将运动到可能发生碰撞的危险距离以内，则对这些无人机进行动作重选，防止发生碰撞。而事实上，由于无人机的信息地图是共享的，当 2 架无人机相互接近时，由于信息素的作用，无人机往往会在几个采样时刻内互相远离。

2.3 基于人工势场的返航

无人机所携带的能量有限，在保证覆盖任务进行的同时，也需要防止发生能量不足而坠机的情况。在信息地图中，保存着若干个充电桩的位置坐标，当无人机检测到自身能量低于 25% 时，将以当前距离最近的充电桩为目标点，采用人工势场法进行避碰以及路径规划。为简化路径规划的过程，视作无

人机飞行到充电桩正上方时开始缓缓下降；因此，若某架电量不足的无人机坐标为 (x_i, y_i, z_i) ，距离其最近的充电桩坐标为 $(x_c, 0, z_c)$ ，那么无人机只需规划其路径至目标点 (x_c, y_i, z_c) ，在此基础上再实现飞行时的避碰功能。无人机在人工势场中所受的引力可以由式(2)得出。无人机预选动作集如图 13 所示。

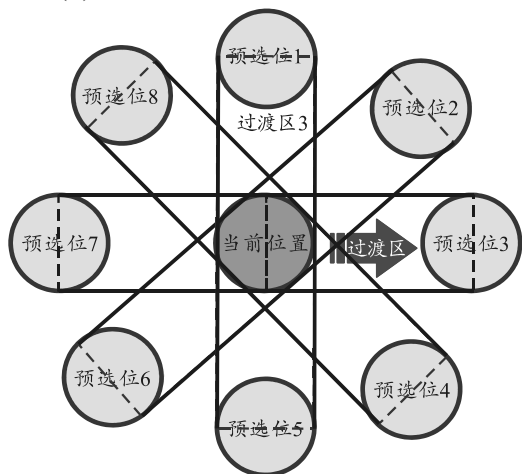


图 13 无人机预选动作集

3 仿真与分析

为验证笔者所设计算法的有效性，进行模拟建模仿真实验。建立 $265\text{ m} \times 20\text{ m} \times 265\text{ m}$ 的理想仿真场景，不考虑障碍物的遮挡以实现对地面目标区域的覆盖扫描任务。设置各算法参数如表 1 所示。

表 1 参数设定

栅格化长度/m	传感器探测角/(°)	采样时间/s	飞行速度/(m/s)	信息素累计常数	窗口时间/s
3	45	1.0	8	2	60

再取 $k_1=0.3, k_2=0.7, k_3=0.9$ 。

3.1 无人机避障效果以及返航策略的实现

在地图 4 个顶点 $(10, 0, 10)$ ， $(10, 0, 265)$ ， $(265, 0, 10)$ ， $(265, 0, 265)$ 各设置了一个充电装置，并且在 $(10, 0, 265)$ 与 $(265, 0, 10)$ 处的充电装置增设了 2 架候选无人机，如图 14 所示。

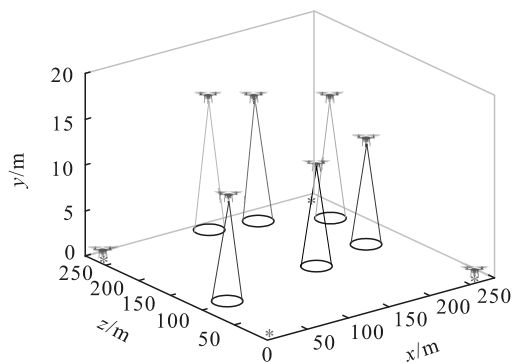
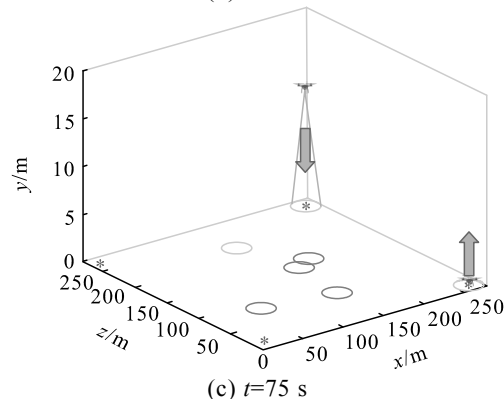
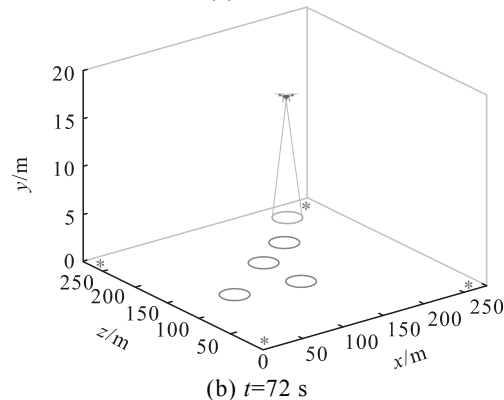
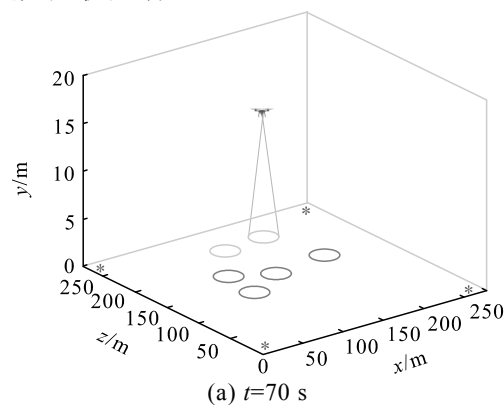


图 14 多架无人机的仿真飞行场景

初始化阶段，所有无人机依据 1.4 节中的能量模型产生能量消耗，每架无人机所携带的初始能量不同，但至少可以使无人机持续工作 $60 \sim 100\text{ s}$ 。执行任务时，各无人机不断检测自身的剩余能量，当某架无人机剩余能量少于满能量的 25% 时，启动基于人工势场法的返航程序，以距离其最近的充电装置为引力源，其余无人机作为斥力源。当该无人机到达充电装置上方后，停止航迹规划并缓缓降落。同时，候选无人机之中电量最高的一架会优先被启动，填补刚刚返航的无人机工作位置以保证覆盖效率。而返航的无人机成为一架候选无人机，在充电装置处等待下一次被启动。如图 15 所示，某架无人机电量达到最低限，开始选择最近的充电装置返航，到达充电区域正上方后缓缓降落，此同时电量最高的候选无人机启动。



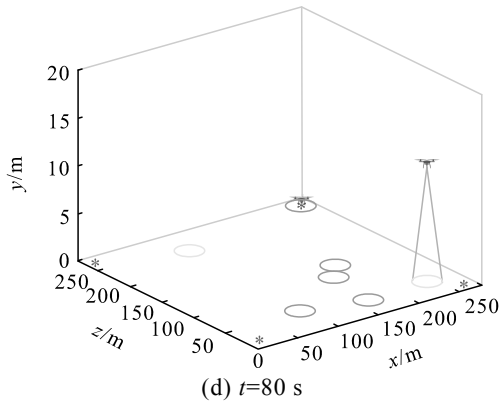


图 15 无人机返航过程

为验证无人机在探索阶段和返航阶段的避障效果，设置了 4 组威胁距离值，分别为 45、30、15、8 m，仿真运行 300 s。当某架无人机与其他无人机的间距小于设定的威胁值时，记录次数结果如图 16 所示。从图中可以看出，笔者所设计的算法也很好地满足了无人机工作时的避碰需求。

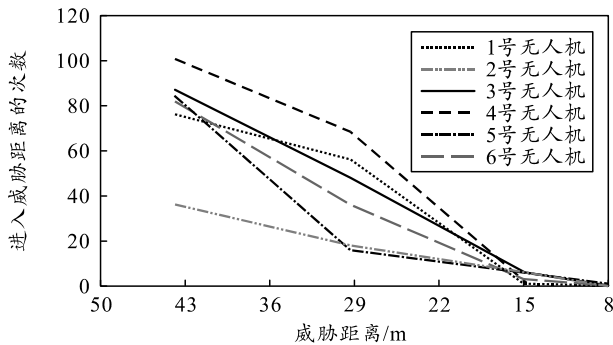


图 16 各架无人机进入威胁距离的次数

3.2 静态覆盖结果

在无人机执行任务的初期，瞬时静态覆盖率是检验覆盖算法的一个重要指标。即要求无人机需要在尽可能短的时间内将目标区域内的所有点都扫描一遍。图 17 中的曲线分别展示了相同场景下，仿真时间在 0~180 s 内，配置不同数量无人机时的瞬时静态覆盖率的对比结果。从图中不难得出，随着无人机数量的增加，同样场景下的目标区域静态覆盖效果也随之变好。如 $t=50\text{ s}$ 时，3、4、5、6、7、8 架无人机的静态覆盖率分别为 42.89%、54.61%、64.49%、74.70%、80.37%、84.82%； $t=80\text{ s}$ 时，静态覆盖率分别为 61.98%、74.93%、84.42%、94.69%、96.21%。不难看出，在无人机架次为 3~6 架时，静态覆盖率的增长率较大；而无人机架次为 6~8 架时，静态覆盖率的增长区域平缓。这说明当无人机的架次在 6 架及以上时，对于同一个空间的搜索效率已经达到饱和。为节约能源，减少无人机

之间的碰撞风险，对于本文中的目标区域，采用 6 架无人机进行覆盖搜索。

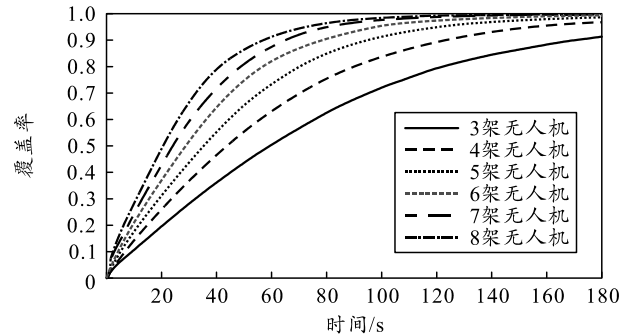
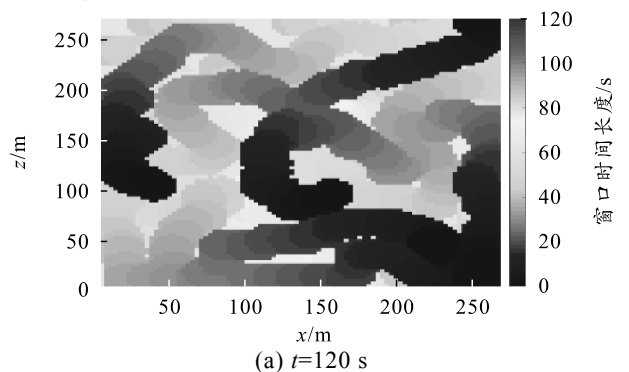


图 17 不同无人机数量的静态覆盖比较

3.3 动态覆盖结果

当 6 架无人机对地面目标区域所有的信息点完成首次覆盖探索之后，仍然要持续工作，即继续利用共享信息地图机制对目标区域进行持续探测扫描，保证所有信息点的窗口时间都尽可能处于期望窗口时间内。共享信息地图中，在当前时刻无人机经过累计信息素，将最近一次被扫描的时间更改为当前时刻，更新被覆盖区域内所有信息点的窗口时间。对于处于未被覆盖区域的其他信息点，则根据其自身的窗口时间长度来进行信息素的挥发操作。由前文所述，在无人机电量充足时将采用基于共享信息地图的蚁群算法从动作集中执行操作，使无人机趋向于探索信息素较为匮乏的区域。信息地图中信息素的挥发情况又与各信息点的窗口时间息息相关，窗口时间越长的点，其信息素挥发速度就越快，信息素就越稀薄。

如图 18 所示，仿真结果展示了有 6 架无人机执行任务的信息地图在第 120、180、240 和 300 s 的情况。随着时间的推移，窗口时间越长的区域对应的信息素浓度也越低，因此无人机也会更倾向于朝这些区域飞行。在 4 个不同的时刻，处于期望窗口时间内信息点的比例分别为 70.32%、78.32%、82.85%和 85.67%。



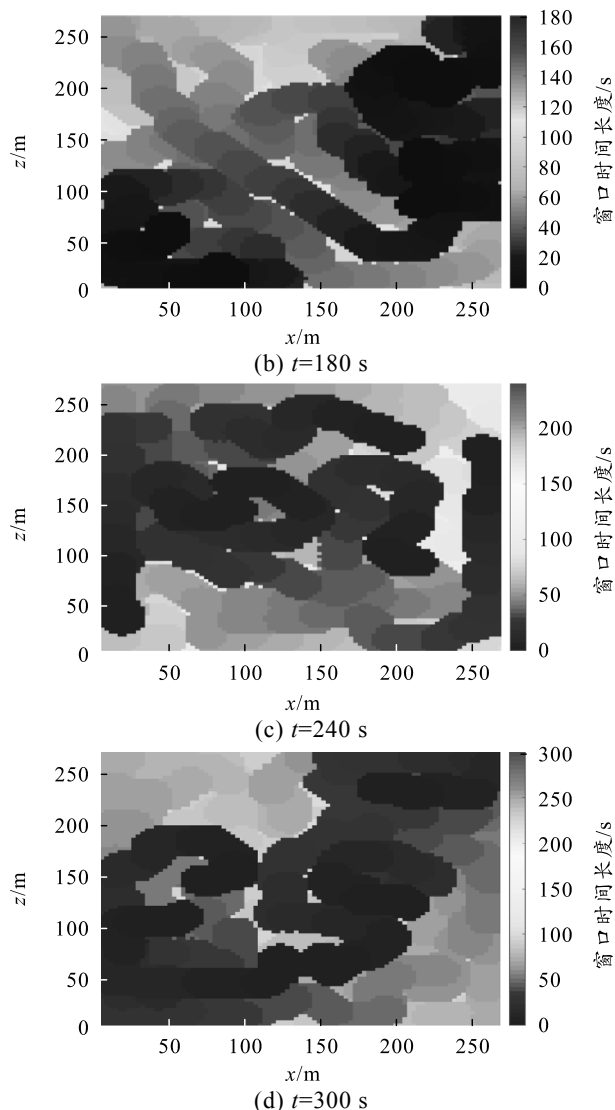


图 18 120、180、240 和 300 s 时刻动态覆盖结果

4 结论

笔者为多无人机传感器网络覆盖任务设计一种基于共享信息地图的改进蚁群算法。每架无人机通过实时通信更新自身的信息地图，并由自身的信息地图进行下一时刻的动作决策。仿真结果表明：该算法使无人机群具有良好的静态和动态覆盖效率，且可以实现低电量时的返航路径规划。在未来工作中，将进一步优化方法，针对无人机的运动设计控制律，使无人机的运动选择不局限于固定的运动集。

参考文献：

[1] GUPTA L, JAIN R, VASZKUN G. Survey of important issues in UAV communication networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 18(2): 1123–1152.
 [2] XU X, FAN L, LI Z, et al. Estimating leaf nitrogen content in corn based on information fusion of

multiple-sensor imagery from UAV[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 340.
 [3] 潘礼规, 尹佳琪, 徐春光. 一种无人机集群相对定位新方法及其编队队形影响分析[J]. 兵工自动化, 2023, 42(10): 84–91.
 [4] ZHAN C, ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 7(3): 328–331.
 [5] KAKALETSIS E, SYMEONIDIS C, TZELEPI M, et al. Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety: An Overview and a Vision-based Safe Landing Pipeline Example[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2021, 54(9): 1–37.
 [6] ZHANG J, JIAHAO X. Cooperative task assignment of multi-UAV system[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(11): 2825–2827.
 [7] 李安醒, 武丁杰, 李诚龙. 低空无人机自主避障算法综述[J]. 电光与控制, 2021, 28(8): 59–64.
 [8] 孙健, 邓方, 陈杰. 陆用运动体控制系统发展现状与趋势[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1985–1999.
 [9] MANGEWA L J, NDAKIDEMI P A, MUNISHI L K. Integrating UAV technology in an ecological monitoring system for community wildlife management areas in Tanzania[J]. Sustainability, 2019, 11(21): 6116.
 [10] 王巍, 彭力, 赵继军. 基于旋翼无人机近地面空间应急物联网节点动态协同部署[J]. 自动化学报, 2021, 47(8): 2002–2015.
 [11] YANG L, FAN J, LIU Y. A review on state-of-the-art power line inspection techniques[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9350–9365.
 [12] 赵兴科, 李明磊, 张弓. 基于显著图融合的无人机载热红外图像目标检测方法[J]. 自动化学报, 2021, 47(9): 2120–2131.
 [13] 张满, 贾云璐, 林杰. 基于粒子群的传感器空间覆盖优化方法[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(8): 204–208.
 [14] IVIĆ S, CRNKOVIĆ B, MEZIĆ I. Ergodicity-based cooperative multi-agent area coverage via a potential field[J]. IEEE transactions on cybernetics, 2016, 47(8): 1983–1993.
 [15] NGUYEN M T, TEAGUE K A. Compressive and cooperative sensing in distributed mobile sensor networks[J]. IEEE, 2015(10): 1033–1038.
 [16] YUAN W, GANGANATH N, CHENG C T. Semi-flocking-controlled mobile sensor networks for dynamic area coverage and multiple target tracking[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(21): 8883–8892.
 [17] 吴锋. 一种高效的无线传感器网络目标覆盖算法[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(8): 195–204.
 [18] 方丁. 基于低能耗的无线传感器网络栅栏覆盖方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2020.