

# 基于时空密度聚类的异构无人机集群 覆盖路径规划方法

陈进朝, 王洋, 张营, 尤涛, 卢岩涛, 杜承烈

(西北工业大学计算机学院, 陕西西安 710072)

**摘要:** 覆盖路径规划是无人机集群实现搜索、搜救等全面探测性任务的关键技术之一。当前研究往往只关注单一区域内飞行路径的设计与优化, 而较少能在多区域环境中依据无人机的性能实现区域的合理分配和区域间路径的高效寻优。同时, 现有方法大多采用同构无人机集群来执行覆盖路径规划任务, 忽略了无人机个体的能力差异, 致使集群资源利用率不足且难以适应任务与环境的不确定性变化。本文聚焦于异构无人机集群在多区域上的覆盖路径规划问题。首先, 构建了具有异构特性的无人机模型, 分析了覆盖路径规划问题的路径要求和能耗约束, 并以最小化任务完成时间为目标, 给出了基于混合整数线性规划的精确求解公式, 以获得无人机集群的最佳飞行路径方案。随后, 进一步提出了一种基于时空密度聚类的启发式算法来提高覆盖路径规划问题的求解效率, 依据区域在时间和空间上的密度进行汇聚, 形成各个无人机组待覆盖的区域簇, 并优化簇内区域间的覆盖顺序和区域内的扫描路径, 以保证覆盖任务的高效完成。实验结果表明, 所提出方法可在较短时间内产生有效的飞行路径, 且路径长度可缩短 10.55%、任务完成时间可降低 5.47%。

**关键词:** 覆盖路径规划; 异构无人机集群; 时空密度; 密度聚类; 混合整数线性规划

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.62106202); 陕西省重点研发计划项目(No.2024GX-YBXM-118); 航空科学基金(No.2023M073053003)

**中图分类号:** TP399

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2025)03-0705-11

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20240258

## Coverage Path Planning for Heterogeneous UAVs Based on Temporal-Spatial Density Clustering

CHEN Jin-chao, WANG Yang, ZHANG Ying, YOU Tao, LU Yan-tao, DU Cheng-lie

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

**Abstract:** Coverage path planning is one of the key technologies for unmanned aerial vehicle(UAV) swarms in performing the exploration missions such as search and rescue. However, the current research often focuses on the design and optimization of flight paths in a single region, without taking into account quantitatively the effect of UAV capability on region division and start and end point selection in multi-region environment. Meanwhile, most of the existing methods use homogeneous UAV swarms to perform the coverage path planning task, ignoring the ability differences among the UAVs, resulting in a low utilization ratio of swarm resources and much difficulty in adapting to the uncertain changes of tasks and environments. This paper focuses on the coverage path planning problem of heterogeneous UAVs on multiple regions. First, by modeling the heterogeneous UAVs and analyzing the road and energy constraints of the path planning problem, we propose an exact formulation based on mixed integer linear programming to completely search the solution space and to find the best flight roads for UAVs. Then we present an efficient path planning algorithm based on temporal-spatial density clustering to improve the solving efficiency of the coverage path planning problem. The proposed algorithm groups regions according to their densities in time and space, allocates a reasonable group to each UAV, and optimizes the visiting orders of regions and the scan paths in regions, ensuring that the coverage task would be finished effectively. Experimental results show that the proposed method will provide reasonable flight paths for UAVs, and the total flight length and the task completion time can be reduced by 10.55% and 5.47%, respectively.

**Key words:** coverage path planning; heterogeneous unmanned aerial vehicle swarms; temporal-spatial density; density-based clustering; mixed integer linear programming

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.62106202); Key Research and Development Program of Shaanxi Province (No.2024GX-YBXM-118); Aeronautical Science Foundation of China (No.2023M073053003)

## 1 引言

近年来,随着自主化与智能化程度的不断提升,无人机的应用范围也越来越广泛. 无人机可灵活部署在人类无法生存的恶劣环境中,独立完成灾害探测、搜寻救援、情报搜集及军事作战等工作,并且能根据环境、目标等信息进行自适应调整,在很大程度上提高了任务完成的可靠性与安全性<sup>[1]</sup>. 但是由于有限的传感范围、计算速度和能量供应,单一无人机已经很难满足大规模应用的复杂要求<sup>[2]</sup>.

相较于传统的单体无人机,无人机集群灵活性更高、适应性更强,并且具有良好的任务执行效率和经济效益. 异构无人机集群由多架具有不同功能与能力的自主无人机组成,通过群体合作与协同,能快速适应不同类型的任务需求和目标约束,提升在多变甚至未知环境中执行任务的能力<sup>[3]</sup>. 相较于同构无人机集群,异构无人机集群不仅能显著提高系统性能、降低集成与维护成本,而且具有强大的容错能力,适应动态多变的复杂环境,在军事和民用领域得到了广泛的应用. 在军事领域,携带差异化传感器和探测器的自主无人机集群被用来搜索整个目标区域并实现敌人的高精度定位;在农业领域,多架无人机可在农田和森林中相互协作,高效监测植被的生长状态<sup>[4]</sup>.

虽然无人机集群可显著降低系统构建成本、提高系统灵活性,但随着集群规模的不断增大,无人机集群的路径规划问题也变得更加复杂. 尤其是在执行搜索、搜求等全面探测任务时,无人机集群的覆盖路径规划不仅要为集群中的每架无人机安排合理的飞行路线来扫描全部的区域,还要确保任务的目标和无人机的安全能在最大程度上得到满足. 这一问题已被证明具有 NP-hard 计算复杂度,且很难在有限时间内获得最优的解决方案<sup>[5]</sup>. 此外,无人机集群的覆盖路径规划必须要考虑集群的环境约束、无人机的能力约束和任务的目标约束等诸多因素,并能在合理的时间为每一架无人机提供一条或多条的有效路径,确保任务的高效完成<sup>[6]</sup>. 尽管无人机集群的覆盖路径规划问题得到了广泛的关注,然而由于问题复杂度或关注点等原因,之前的研究往往只关注于单一区域内路径的设计与优化,较少能在多区域环境中依据无人机的性能实现区域的合理分配和区域间路径的高效寻优<sup>[7]</sup>,且缺乏面向异构无人机集群的多区域覆盖路径规划方法,致使原有解决方案在多区域环境中的适应性不足、效率不高.

本文聚焦于全局静态环境下异构无人机集群在多区域上的覆盖路径规划问题,提出一种基于时空密度聚类的启发式算法,为集群中每架无人机提供能完全覆盖所有区域的近似最优飞行路径,保证无人机集群覆盖任务的高效完成. 本文的主要贡献如下:

(1) 构建具有异构特性的无人机模型,分析覆盖路径规划问题的路径要求和能耗约束,提出一个基于混合整数线性规划 (Mixed-Integer Linear Programming, MILP) 的路径规划精确求解公式. 该公式完全搜索解空间,探索是否存在满足所有约束的可行解,进而以最小化任务完成时间为目标,获得无人机集群的最佳路径方案.

(2) 提出一种基于时空密度聚类的多区域覆盖路径规划算法,依据区域在时间与空间上的密度进行汇聚形成簇,并为每架无人机分配一个合适的簇作为其待覆盖的区域集合,进而在簇内优化区域间的覆盖顺序和区域内的扫描路径,使得覆盖任务的完成时间最短. 该方法依据无人机的飞行能力实现区域的合理分配,并在区域间和区域内部完成飞行路径的优化,具有良好的规划效果和广泛的应用范围.

## 2 覆盖路径规划相关工作

覆盖路径规划是无人机及其集群最常应用的关键基础技术之一,与常规的点到点路径规划不同,其目标为寻求一条或多条安全路径来遍历全部目标区域,并满足飞行总路径最短、转弯次数最少、功耗最小、覆盖率更高等任务要求,被广泛应用于目标搜索、地形测绘、资源勘探和农药喷洒等领域. 根据规划时刻的不同,覆盖路径规划可以分为离线规划、在线规划和协同规划三种. 如果预先知道无人机飞行的全部环境信息,在无人机起飞前进行覆盖路径规划,则为离线规划;如果环境信息未知或部分未知且规划发生在飞行过程中,那么该规划为在线规划;在任务过多或过于复杂情况下,无人机集群采用合作方式共同应对不可预见的环境变化以实现总体目标,则为协同规划. 在这些规划方法中,离线规划因有效性和高效性而被广泛研究和应用,且依据目标区域数目的不同,可分为单区域覆盖路径规划和多区域覆盖路径规划两类.

单区域覆盖路径规划关注于区域形状、区域内部障碍、无人机性能等对覆盖方式、覆盖路径起点选择和覆盖路径生成的影响. 此类方法可有效提高任务执行

的精度与效率,并充分考虑区域的特征和限制条件,从而最大化任务的完成度.此外,还能减少不必要的重叠路径,提升无人机在单个区域内的覆盖效果. Di Franco 等人<sup>[8]</sup>分析了无人机飞行速度与整体能耗的关联关系,建立了非线性的无人机能耗模型,提出了满足最小分辨率和最小能耗约束的覆盖路径生成算法. Li 等人<sup>[9]</sup>关注于覆盖区域面积对路径的影响,将非凸区域划分为多个具有公共边的凸区域,并计算无人机飞行路线的最佳方向、选择最优的连接点来优化无人机的飞行路径. 陈海等人<sup>[10]</sup>将区域覆盖路径规划的问题转化为求解凸多边形的宽度问题,并提出了基于凸多边形宽度的最小匝数计算方法和将凹区域分解为凸区域的凸分解算法. Zhang 等人<sup>[11]</sup>将覆盖路径规划建模为具有非凸约束下非线性优化问题,并利用一系列顺序凸规划来逼近非凸区域. Hawary 等人<sup>[12]</sup>聚焦有障碍环境的覆盖路径生成问题,并将问题分解为无障碍(忽略障碍物存在)路径生成、可行(绕开障碍物)路径生成和目标点被遮挡时路径生成三个子问题,且给出了一种单无人机在有障碍物环境下的航迹生成解决方案. 虽然上述研究都给出了单区域覆盖路径的生成方法,但所考虑的场景中无人机的数目往往只有一架,无法在任务规模较大的实际场景中广泛应用,且在所有子区域中都采用了相同的扫描方向策略,导致路径方案的精确性不够、适应性不强.

多区域覆盖路径规划是为无人机寻求可以完全覆盖所有目标区域且能满足时间和消耗等约束的飞行路径,一般可分为区域分配和覆盖路径生成两个阶段. 此类方法的优点在于能够高效地协调无人机集群的飞行任务,并通过优化覆盖路径减少不必要的往返和重复覆盖,从而节省时间、降低能耗,提升任务执行的效率. Sahingoz<sup>[13]</sup>利用遗传(Genetic Algorithm, GA)算法为无人机集群的中每一架无人机计算一条可覆盖全部兴趣点的飞行路径,然后用 Bezier 曲线进行平滑处理使路径更加自然、高效. Yue 等人<sup>[14]</sup>采用 K-means 算法对无人机巡航目标点进行聚类,进而将汇聚后的目标点分配给最合适的无人机,解决了复杂约束条件下无人机的巡航距离优化和任务调度问题. Sun 等人<sup>[15]</sup>提出一种基于改进蚁群系统的路径规划方法,在目标选择过程中采用双向简化搜索策略,能够提高目标检测的时间消耗并最大限度地减少无人机任务执行的总时间. Chen 等人<sup>[16,17]</sup>采用聚类方法将待扫描区域进行汇聚,并对区域间的覆盖顺序进行优化,提升了任务覆盖的效率,然而却忽视了区域内路径的寻优. 虽然上述研究都在多区域覆盖路径规划问题上给出了可行解,但仍会在执行效率、适应性、计算复杂度和资源消耗等方面面临挑战. 总的来讲,现阶段的区域覆盖路径规划主要专

注于区域内部路径的设计与优化,对多区域的合理划分、区域间路径寻优等研究相对较少,且缺乏面向异构无人机集群的高效规划方法,导致现有解决方案适应性不足且效率不高. 本文考虑无人机的覆盖能力和区域的时空关系对多区域环境中路径规划的影响,利用基于时空密度的聚类算法实现区域的合理分配,并采用遗传算法和来回路径算法调整区域间的覆盖顺序和区域内部的扫描路径,为集群中的每架无人机提供近似最优的飞行航迹,降低覆盖搜索任务的完成时间,提升异构无人机集群完成任务的效率.

### 3 系统模型与精确求解公式

本节构建了异构无人机集群覆盖路径规划问题的系统模型,分析了无人机集群的路径和能量约束,并基于混合整数线性规划,提出了无人机集群覆盖路径规划问题的精确求解公式.

#### 3.1 系统模型

考虑无人机集群  $UAV = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$  在  $m$  个不连通的区域  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$  上执行覆盖搜索任务. 无人机是异构的,且每架无人机可由三元组  $U_i = \langle V_i, T_i, W_i \rangle$  来表示,其中  $V_i$  表示无人机的飞行速度,  $T_i$  表示在无人机能量耗尽前的最长持续飞行时间,  $W_i$  表示无人机搭载的传感器的扫描半径. 通常,无人机的最长持续飞行时间由飞行环境、电池容量、飞行速度和有效载荷重量等诸多因素来决定,为了简化研究,本文假设每架无人机的最长持续飞行时间是预知且固定的.

本文采用  $A_j$  来表示区域  $R_j$  的扫描面积,用  $D_{j,k}$  表示区域  $R_j$  扫描终点到区域  $R_k$  扫描起点之间的距离. 由于无人机是异构的,不同的无人机在同一目标区域也有不同的扫描时间,本文采用  $TS_{i,j}$  表示无人机  $U_i$  在区域  $R_j$  的扫描时间,用  $TF_{i,j,k}$  表示无人机  $U_i$  从区域  $R_j$  到区域  $R_k$  的飞行时间. 那么  $TS_{i,j}$  和  $TF_{i,j,k}$  可以通过如下公式来计算:

$$TS_{i,j} = \frac{A_j}{V_i W_i}, \quad TF_{i,j,k} = \frac{D_{j,k}}{V_i} \quad (1)$$

本文假定所有无人机最初都停放在同一初始基地  $R_0$ , 无人机在执行完覆盖任务后需要返回该基地. 由于无人机不需要扫描该基地,基地  $R_0$  的扫描面积为 0, 即  $A_0 = 0$ .  $D_{0,j}$  和  $D_{j,0}$  ( $j \in [1, m]$ ) 分别表示无人机从基地出发飞至区域  $R_j$  和从区域  $R_j$  出发飞至基地的距离.

本文研究的问题可定义如下:给定  $n$  架异构无人机集群  $UAV = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$  和  $m$  个不连通的区域  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$ , 为集群中每架无人机寻找最优的飞行

路径,在满足无人机能耗约束的同时,最大程度地减少所有任务的完成时间.由于无人机集群的覆盖路径规划问题具有 NP-hard 计算复杂度,很难直接获得解决方案.本文首先分析该问题的路径与能耗约束,提出一种基于混合整数线性规划的精确求解公式,全面搜索解空间并产生最优的路径方案;接着,提出一个基于时空密度聚类的、高效的启发式算法来提高覆盖路径规划问题的求解效率.

### 3.2 精确求解公式

本节首先分析了无人机集群覆盖路径规划问题的路径与能耗约束,然后以最小化任务完成时间为目标,建立了基于混合整数线性规划(MILP)的精确求解公式,以获得无人机的最佳飞行路径.

采用三维矩阵  $\mathbf{X} = \{x_{i,j,k} | i \in [1, n], j, k \in [0, m]\}$  来表示无人机的飞行路径.矩阵中的每一个元素  $x_{i,j,k}$  都是一个布尔变量,表示无人机  $U_i$  是否从区域  $R_j$  飞到区域  $R_k$ .如果无人机  $U_i$  从  $R_j$  飞至区域  $R_k$ ,则  $x_{i,j,k} = 1$ , 否则  $x_{i,j,k} = 0$ , 即

$$x_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{if } U_i \text{ flies from } R_j \text{ to } R_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

接下来利用飞行路径矩阵  $\mathbf{X}$ , 分析覆盖路径规划问题的约束条件和目标函数.当无人机执行覆盖搜索任务时,应当满足如下路径和能耗约束:

(C1) 每一个执行覆盖任务的无人机必须从初始基地起飞.该约束条件表明,对于任意一架无人机,要么一直停留在初始基地,要么从该基地出发执行覆盖任务.由于变量  $x_{i,0,j}$  表示无人机  $U_i$  是否从初始基地飞至区域  $R_j$ , 则该约束可表示为

$$\forall i \in [1, n], \sum_{j=1}^m x_{i,0,j} \leq 1 \quad (3)$$

(C2) 无人机一旦从初始基地起飞,则必须在完成所有覆盖任务后才能返回基地.该约束表明对于每一架无人机而言,其从基地起飞的次数和降落基地的次数是一致的,且不多于1次.该约束可以表示为

$$\forall i \in [1, n], \sum_{j=1}^m x_{i,0,j} = \sum_{j=1}^m x_{i,j,0} \leq 1 \quad (4)$$

(C3) 为了确保区域不被重复扫描,假定每个区域有且仅有一架无人机来扫描.因此对于每一个区域,飞至和离开该区域的无人机的数量为1.该约束可表示为

$$\forall j \in [1, m], \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^m x_{i,j,k} = 1, \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^m x_{i,k,j} = 1 \quad (5)$$

(C4) 无人机要么不飞往一个区域,要么在该区域完成扫描任务之后离开.即对于每一架无人机而言,如果该无人机没有飞至指定的区域  $R_j$ , 那么它就不能从  $R_j$  飞到任何其他区域;相应的,当该无人机飞到区域  $R_j$  时,也必须从该区域飞向其他区域.该约束可表示为

$$\forall i \in [1, n], \forall j \in [1, m], \sum_{k=0}^m x_{i,k,j} = \sum_{l=0}^m x_{i,j,l} \quad (6)$$

(C5) 无人机在执行覆盖任务时,应对分配到的区域进行依次扫描.采用二维矩阵  $\mathbf{S} = \{s_{i,j} | 1 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m\}$  来记录每个区域的覆盖顺序.其中  $s_{i,j}$  是一个整数变量,代表区域  $R_j$  被无人机  $U_i$  访问的次序.由于每架无人机都必须从初始基地起飞,因此  $R_0$  的覆盖顺序为1, 即  $\forall i \in [1, n], s_{i,0} = 1$ . 如果无人机从区域  $R_j$  飞到另一个区域  $R_k$ , 则区域  $R_k$  的覆盖顺序比区域  $R_j$  的覆盖顺序多1. 即

$$\forall i \in [1, n], \forall j \in [0, m], \forall k \in [1, m], \quad (7)$$

$$x_{i,j,k} = 1 \Rightarrow s_{i,k} = s_{i,j} + 1$$

由于每架无人机所访问的区域个数不能大于区域的总数  $m$ , 因此任何区域的覆盖顺序都不能大于  $m$ , 该约束可以表示为

$$\forall i \in [1, n], \forall j \in [0, m], s_{i,j} \leq m \quad (8)$$

(C6) 每架被选择执行覆盖任务的无人机,应在电池耗尽之前完成任务并返回初始基地.由于  $TS_{i,j}$  表示无人机  $U_i$  在区域  $R_j$  的扫描时间,  $TF_{i,j,k}$  表示该无人机从区域  $R_j$  飞至区域  $R_k$  的飞行时间, 则约束可以表示为

$$\forall i \in [1, n], \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^m x_{i,j,k} (TS_{i,j} + TF_{i,j,k}) \leq T_i \quad (9)$$

采用  $T(U_i)$  和  $T(U, R)$  来分别表示无人机  $U_i$  的任务完成时间和整个无人机集群的任务完成时间, 则  $T(U_i)$  和  $T(U, R)$  可采用如下公式计算:

$$T(U_i) = \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^m x_{i,j,k} (TS_{i,j} + TF_{i,j,k}) \quad (10)$$

$$T(U, R) = \max_{1 \leq i \leq n} T(U_i) \quad (11)$$

在本文中,覆盖路径规划问题可表示为寻找最优飞行路径矩阵  $\mathbf{X}$ , 使得整个无人机集群覆盖任务的完成时间最小, 即

$$\min T(U, R),$$

$$\text{s.t. (C1), (C2), (C3), (C4), (C5), (C6).}$$

鉴于上述规划公式中的未知变量均为整数和实数, 该规划为混合整数线性规划. 在无求解时间限制时, 该规划通过完全搜索解空间来为无人机集群产生最佳的飞行路径方案, 可应用于环境固定且具有充足筹划时间的覆盖任务中. 然而该规划需要花费大量时间来对比全部可能解的优劣, 随着无人机和区域数目的增大, 该方法的求解时间将呈爆炸式增长, 这在实际工程应用中往往是不可接受的. 为了提高求解效率, 本文后续章节提出了一种基于时空密度聚类的、高效的启发式算法来解决异构无人机集群的覆盖路径规划问题.

#### 4 基于时空密度聚类的覆盖路径规划算法

无人机集群在多区域上的覆盖路径规划往往可分为两个步骤<sup>[18]</sup>: (1) 区域分配, 根据无人机的覆盖能力与覆盖区域的差异性, 为每架无人机分配多个待扫描的目标区域; (2) 路径优化, 对每架无人机的飞行路径进行调优, 使无人机的飞行路径最短或任务完成时间最短. 受密度聚类<sup>[19]</sup>的启发, 本节提出一种基于时空密度聚类的覆盖路径规划算法. 在区域分配阶段, 计算各个区域在时间和空间上的密度, 并依据密度将区域汇聚成簇, 进而根据无人机的能力为每架无人机分配一个合适的簇作为该无人机的待扫描区域集合, 以实现区域的合理分配; 然后, 在路径优化阶段, 分别采用遗传(GA)算法<sup>[20]</sup>和来回路径(BFP)算法<sup>[21]</sup>来调整簇内区域间的覆盖顺序和区域内的扫描路线, 从而实现区域间和区域内飞行路径的高效寻优. 与传统的多区域覆盖路径规划算法相比, 本文考虑无人机的扫描能力和区域的时空关系对路径规划的影响, 利用基于时空密度的聚类算法使区域的分配更加合理, 并采用遗传算法和来回路径算法来优化无人机在区域间和区域内的航路, 可为无人机集群产生更为平滑、紧凑的飞行路径, 提高无人机集群覆盖任务的完成效率.

本文提出的覆盖路径规划算法主要分为三个阶段: 聚类中心选择阶段、区域分配阶段以及路径优化阶段. 在聚类中心选择阶段, 计算每个区域的时空密度, 并依据无人机的能力, 依次为每架无人机选择当前密度最大的区域作为聚类中心; 区域分配阶段, 围绕已选择的聚类中心, 将距离相近的区域汇聚到同一个簇内, 减少无人机在簇内扫描时的飞行时间; 路径优化阶段, 采用遗传算法和来回路径算法来优化区域间和区域内的飞行路径, 减少无人机集群的任务完成时间.

##### 4.1 聚类中心选择

聚类中心选择是覆盖路径规划中区域分配的关键, 本节依据区域的时空密度完成聚类中心的选择. 在该方法中, 区域的密度综合考虑了无人机在该区域空间邻域内和时间邻域内完成任务所需的时间代价.

(1) 空间密度. 由区域的空间位置决定, 在给定空间距离范围内, 区域与其邻近区域覆盖任务所需的时间代价越大, 则其空间密度越高.

(2) 时间密度. 由无人机在区域间的飞行时间决定, 在给定飞行时间范围内, 无人机在区域与其邻域内执行扫描任务所花费的时间越多, 则该区域的时间密度越高.

聚类中心通常具有以下两个特点: 局部密度最大,

且被不超过自身密度的邻居包围; 距离其他局部密度更高的区域较远. 对任意一个区域 $R_j$ , 都有局部密度 $\rho_j$ 和相对距离 $\delta_j$ 两个关键参数. 其中, 局部密度 $\rho_j$ 表示区域 $R_j$ 的时间与空间密度, 即时间与空间截断距离内所有区域覆盖任务的平均完成时间:

$$\rho_j = \sum_{k=1}^m \chi(D_{j,k} - d_c, \overline{\text{TF}}_{j,k} - t_c) (\overline{\text{TF}}_{j,k} + \overline{\text{TS}}_k) + \overline{\text{TS}}_j \quad (12)$$

其中,  $d_c$ 和 $t_c$ 分别表示区域间的空间截断距离和时间截断距离,  $\overline{\text{TS}}_j$ 是区域 $R_j$ 的平均扫描时间,  $\overline{\text{TF}}_{j,k}$ 是区域 $R_j$ 到区域 $R_k$ 的平均飞行时间. 函数 $\chi(x, y)$ 为布尔函数, 当 $x$ 和 $y$ 不大于0时, 其值为1, 否则为0, 即

$$\chi(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \leq 0 \text{ and } y \leq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

从上述定义公式可知, 截断距离影响区域局部密度的计算, 并且在很大程度上决定了聚类中心的选择. 受统计学中非参数密度估计方法的启发, 本文利用核密度估计来自适应地确定截断距离 $d_c$ 和 $t_c$ 的值. 以空间截断距离 $d_c$ 为例, 其计算方法如下:

$$d_c = 1.06\sigma m^{-\frac{1}{5}} \quad (14)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m (D_{j,k} - D_{\text{ave}})^2} \quad (15)$$

其中,  $m$ 为区域的个数,  $\sigma$ 为区域间距离的标准差,  $D_{\text{ave}}$ 为区域间距离的平均值. 区域相对距离 $\delta_j$ 则表示区域 $R_j$ 到其他局部密度更大的区域的最小距离. 对于局部密度最大的区域, 将该区域的相对距离设置为到其任意区域的最大距离. 因此, 相对距离 $\delta_j$ 的计算公式如下:

$$\delta_j = \begin{cases} \min_{k: \rho_k > \rho_j} D_{j,k}, & \text{if } \rho_j \neq \max_{1 \leq k \leq m} \rho_k \\ \max_{1 \leq k \leq m} D_{j,k}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

聚类中心是局部密度和相对距离都较大的区域. 为了快速找出聚类中心, 引入变量 $\gamma$ 来综合考虑局部密度和相对距离对聚类中心选择的影响, 变量定义如下:

$$\forall j \in [1, m], \quad \gamma_j = \rho_j \delta_j \quad (17)$$

$\gamma$ 是选择聚类中心的重要指标,  $\gamma$ 值较大的区域更有可能被确定为覆盖区域的聚类中心. 将区域按照其 $\gamma$ 值进行降序排列, 选取前 $n$ 个区域作为每架无人机待扫描区域的聚类中心.

##### 4.2 区域分配

聚类中心选择完毕之后, 剩余的区域将逐次划分至最合适的簇中. 用 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 来表示当前已汇聚成的簇, 用队列 $Q_i = \{Q_i^1, Q_i^2, \dots, Q_i^p\}$ 来表示簇 $C_i$ 中将要被无人机 $U_i$ 依次扫描的区域的编号. 对于任意簇 $C_i$ , 聚类中心 $R_{O_i}$ 是该簇添加的第一个区域, 因此簇的区

域队列可初始化如下:

$$\forall i \in [1, n], Q_i = \{O_i\} \quad (18)$$

用  $C_{\text{avail}}$  和  $R_{\text{avail}}$  来分别表示当前可用的簇的集合和未分配区域的集合,则

$$C_{\text{avail}} = C, R_{\text{avail}} = R \setminus \bigcup_{i \in [1, n]} R_{O_i} \quad (19)$$

为了平衡簇的任务完成时间,首先从可用的簇的集合中选出时间需求最小的簇,并考虑向该簇添加未分配的区域.用  $C_s$  来表示选定的簇,则

$$C_s = \min_{C_i \in C_{\text{avail}}} \text{TD}(C_i) \quad (20)$$

其中,  $\text{TD}(C_i)$  是簇  $C_i$  的时间需求,即簇  $C_i$  中所有区域被依次覆盖的时间代价:

$$\text{TD}(C_i) = \text{TF}_{i,0,Q_i} + \sum_{j=1}^{p-1} \text{TF}_{i,Q_j,Q_{j+1}} + \sum_{j=1}^p \text{TS}_{i,Q_j} + \text{TF}_{i,Q_p,0} \quad (21)$$

为了确保飞行的安全性,新区域加入后,簇的时间需求不能大于该无人机的最长持续飞行时间.因此,应选择距离簇  $C_i$  最近且满足无人机能耗要求的未分配区域加入  $C_i$ .用  $R_{\text{best}}$  表示最合适的区域,则有

$$R_{\text{best}} = \min_{R_j \in R_{\text{avail}}, \text{TD}(C_i) \leq T_i} D(A_{\text{aver}}, R_j) \quad (22)$$

其中,  $D(A_{\text{aver}}, R_j)$  表示簇中所有区域的均值中心点  $A_{\text{aver}}$  与区域  $R_j$  的距离.如果依据上述公式没有找到可添加的区域,那么认为簇  $C_s$  是满负荷的,不能再添加更多的区域了.此时,  $C_s$  应该从可用的聚类集合  $C_{\text{avail}}$  中删除.相反,如果找到了一个可用区域  $R_{\text{best}}$ ,则应把该区域从未分配区域集合  $R_{\text{avail}}$  中移除,并添加到簇  $C_s$  中.当所有区域都被分配后,即当  $R_{\text{avail}} = \emptyset$  时,区域分配阶段结束.

### 4.3 路径优化

在区域分配阶段结束后,每架无人机获得了一个由待扫描区域组成的簇,且簇的区域队列代表着无人机覆盖这些区域的顺序.然而,在大部分情况下,此时的区域覆盖顺序是不够好的,需要进一步优化来降低任务的完成时间.本节采用遗传算法实现区域覆盖顺序的优化,其解空间为簇内区域间所有可能的飞行路径,其适应度函数定义为无人机的飞行长度.遗传算法利用随机产生的区域间飞行路径作为初始种群,通过迭代应用选择、交叉、变异等操作来提高种群的适应度.虽然基于遗传算法的覆盖顺序优化策略需要花费更多的时间,但它可以大大提高路径规划方法的准确性和鲁棒性.

在得到合理的覆盖顺序以后,无人机按照此顺序依次对簇内区域进行扫描.在本文的研究中,将每个区域近似抽象为凸多边形,然后利用来回路径算法对区域内的覆盖路径进行优化.无人机沿着垂直于区域的最小跨度的方向飞行,以减少无人机在单区域内的转

弯次数,使无人机的飞行路径更加平滑,并降低覆盖任务的完成时间.当所有区域被全部扫描后,无人机集群的任务完成时间是所有簇中的最大的时间成本,即

$$T(U, R) = \max_{C_i \in C} \text{TD}(C_i) \quad (23)$$

基于时空密度聚类的无人机集群覆盖路径规划算法(DCPP)的伪代码如算法1.

#### 算法1 基于时空密度聚类的无人机集群覆盖路径规划算法

输入: 无人机集合  $U$  和区域集合  $R$

输出: 每个无人机的飞行路径、无人机集群的任务完成时间

1. 根据式(14)和式(15)计算截断距离
2. 根据式(12)、式(16)和式(17)计算每个区域的局部密度  $\rho$ 、相对距离  $\delta$  和  $\gamma$
3. 按照  $\gamma$  值由大到小对区域进行排序,前  $n$  个区域  $O_{i(i=1)}$  作为聚类中心
4. 根据式(18)和式(19)初始化簇的区域队列、可用簇集合和未分配区域集合
5. WHILE 存在未分配的区域 DO
6.     根据式(20)选择出时间需求最小的可用簇  $C_i$
7.     根据式(22)选择出距离簇  $C_i$  且满足能耗约束的未分配区域  $R_{\text{best}}$
8.     IF  $R_{\text{best}}$  不存在 THEN
9.         从可用簇集合  $C_{\text{avail}}$  中删除  $C_i$
10.     ELSE
11.         将区域  $R_{\text{best}}$  添加进簇  $C_i$  且从  $R_{\text{avail}}$  中删除  $R_{\text{best}}$
12.     END IF
13. END WHILE
14. 用遗传算法和BFP算法对访问顺序和扫描路径进行优化
15. 根据式(23)获得无人机集群的任务完成时间

## 5 实验结果分析

本节使用随机生成的区域数据集进行仿真实验,并从任务完成时间、飞行路径长度、算法运行时间等三个方面评估所提出的无人机集群覆盖路径规划算法的性能.与之对比的算法分别是最近端优先时空聚类算法(STCA\_NE)<sup>[4]</sup>、遗传改进的最近端优先时空聚类算法(STCA\_NE\_GA)<sup>[4]</sup>和基于蚁群系统路径规划算法(APPA)<sup>[22]</sup>.所有实验均在 Intel (R) Core (TM) i5-8300H CPU、8 G 内存及 Windows 10 操作系统上进行.其中,最近端优先时空聚类算法、遗传改进的最近端优先时空聚类算法和基于蚁群系统路径规划算法的参数设置均与原文献保持一致.

### 5.1 区域的随机生成

实验中的区域数据集依据以下四个参数随机生成:区域个数( $m$ )、异构无人机个数( $n$ )、区域利用率( $u$ )、阻力因子( $d$ ).区域利用率  $u$  决定着所产生区域扫描面

积的大小,被定义为所有区域总的扫描面积与无人机集群探测范围面积的比值,即  $u = \sum_{1 \leq j \leq m} A_j / A_{total}$ , 其中,  $A_j$  为区域  $R_j$  的扫描面积,  $A_{total}$  为无人机集群探测范围面积. 阻力因子  $d$  是无人机在扫描区域时的平均阻力系数, 定义为无人机扫描速度与无人机最大飞行速度的平均比值, 即  $d = \frac{1}{mn} \sum_{1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m} V_{i,j} / V_i^{max}$ .

区域的生成步骤如下: 首先采用 UUnifast-Discard 算法为每个区域  $R_j$  产生一个随机利用率  $u_j$ ,  $R_j$  的扫描面积构造为  $A_j = A_{total} u_j$ ; 然后为每个区域  $R_j$  从集合  $[0, a]$  中随机选择两个数  $x_j$  和  $y_j$  ( $a$  代表无人机集群探测范围的边长),  $(x_j, y_j)$  被设定为区域  $R_j$  的中心点坐标; 最后从区间  $[d - \delta, d + \delta]$  中均匀选择  $n$  个阻力因子  $d_{i,j}$  ( $1 \leq i \leq n$ ), 其中  $\delta = \min(1 - d, d)$  来保证  $d_{i,j}$  的值在区间  $[0, 1]$  内, 无人机  $U_i$  在区域  $R_j$  上的扫描速度可计算为  $V_{i,j} = d_{i,j} V_i^{max}$ .

通过对常见覆盖任务特征的提取, 并考虑实验的规模, 本文中上述 4 个参数的取值范围如下:

- SET( $m$ ) = {20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, 120, 130, 140, 150, 160, 170, 180, 190, 200}
- SET( $n$ ) = {3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10}
- SET( $u$ ) = {0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.025, 0.03, 0.035, 0.04, 0.045, 0.05}
- SET( $d$ ) = {0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9}

### 5.2 任务完成时间评估

本节首先来评估不同规划算法下的任务完成时间, 即无人机集群在不同算法的控制下完成一次覆盖任务所需的时间代价. 任务完成时间是评价路径规划方法有效性和准确性的一个关键标志, 越准确、高效的规划算法得到的任务完成时间越小. 图 1 展示了不同规划算法下任务完成时间随区域数目的变化. 其中, “DCPP” 表示本文提出的基于时空密度聚类的覆盖路径规划算法, 而 “STCA\_NA” “STCA\_NA\_GA” 和 “APPA” 依次代表最近端优先时空聚类算法、遗传改进的最近端优先时空聚类算法和基于蚁群系统路径规划算法. 在本次实验中, 无人机的数目  $n = 10$ , 区域利用率  $u = 0.025$ , 阻力因子  $d = 0.5$ , 区域的数目从 20 逐渐增加至 200.

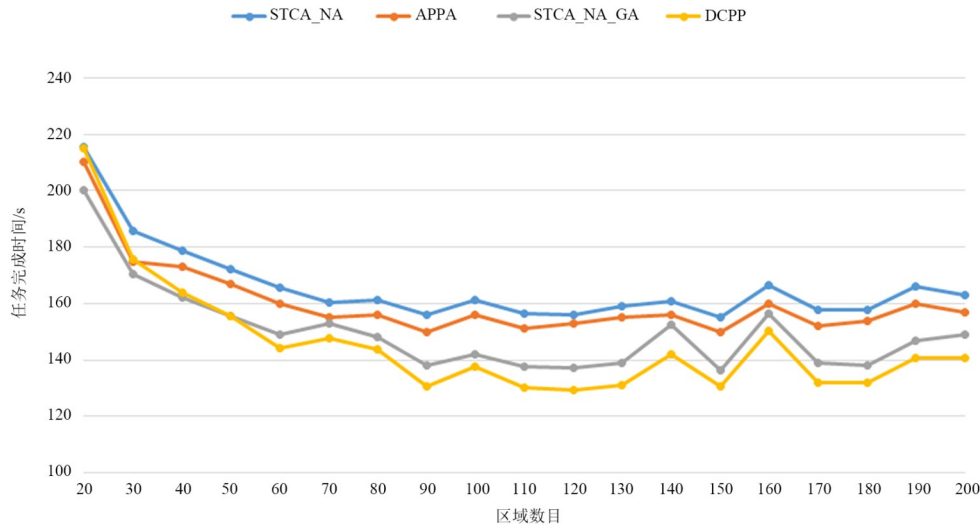


图 1 不同区域数目下不同路径规划算法所获得的任务完成时间

从图 1 中可以发现, 当区域数目增大时, 4 种方法所获得的任务完成时间并没有等比例地增加. 这是因为集群的任务完成时间是所有无人机任务完成时间的最大值, 虽然区域数目增加了, 但是总扫描面积保持不变且区域间的飞行时间可通过遗传、蚁群算法等进行优化, 因此集群任务完成时间的变化趋势并不明显. 然而, 当区域数目固定时, 本文所提出的算法 DCPP 具有最小的任务完成时间, 且平均任务完成时间比 APPA 算法降低了 9.4%, 表明本文算法在任务完成时间方面有显著的优势.

图 2 展示了 4 种算法在不同阻力因子下的任务完成时间. 在该实验中, 无人机数目  $n = 10$ 、区域数目  $m = 100$ 、区域利用率  $u = 0.0025$ . 从图中可以看出, 任务完成时间随着阻力因子增大而减小. 这是因为阻力因子越大, 无人机在区域上的平均扫描速度就越快, 因此集群的任务完成时间就越短. 与图 1 结果类似, 在相同阻力因子下, 本文提出的 DCPP 算法具有最短的任务完成时间, 能够提供更为准确的飞行路径来提高无人机集群的覆盖效率.

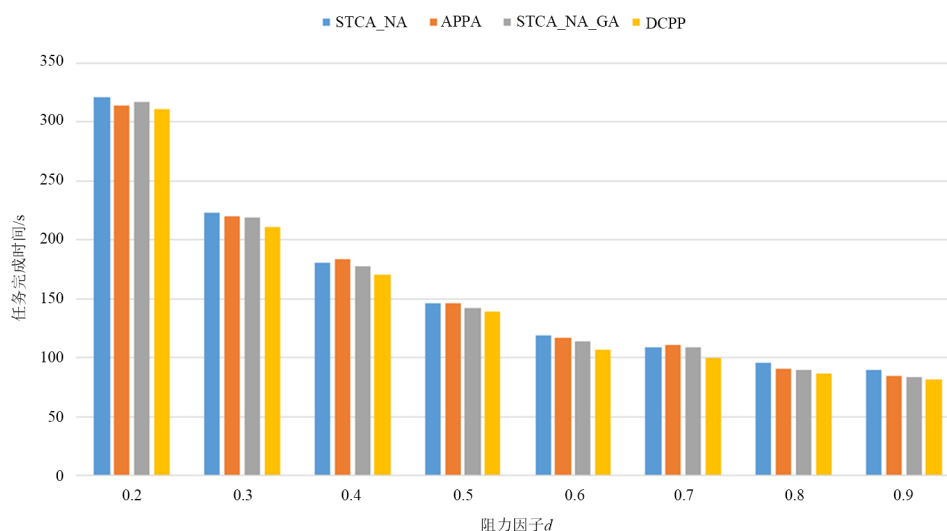


图2 不同阻力因子下四种算法的任务完成时间

### 5.3 飞行路径长度评估

本节对无人机集群在不同规划算法下的飞行路径长度进行分析和对比. 飞行路径长度被定义为无人机集群在不同控制算法下完成覆盖任务时飞行路径的总长度, 是评价覆盖路径规划算法可靠性与准确性的显著标志之一, 具有更短飞行路径长度的规划算法被认为是更准确和有效的.

通过改变区域的数目, 图3展示了上述4种算法得到的无人机集群的飞行路径长度. 其中, 区域的产生参数如下: 无人机数目  $n=10$ , 区域利用率  $u=0.025$ , 阻力因子  $d=0.5$ . 从图中可以看出, 无人机集群的飞行路径长度都有相似的变化趋势, 它们都随区域数目的增加

而增大. 这是因为大的区域数目导致区域间的总距离增大, 无人机的飞行距离也要相应地增加. 然而, 当区域数目固定时, 本文提出的DCPP算法具有最小的飞行路径长度, 这说明基于遗传算法的顺序优化策略在提高路径规划问题的求解精度方面具有积极的作用. 当区域数目为120时, DCPP算法的飞行路径长度为69 004 m, 比APPA算法降低了10.55%, 表明其具有更好的准确性和有效性.

图4通过改变区域利用率来评估4种规划算法所获得的无人机集群的飞行路径长度. 其中, 无人机个数  $n=10$ 、区域个数  $m=100$ 、阻力因子  $d=0.9$ . 从图4可以发现, 4种规划算法所获得的飞行路径长度随着区域利用

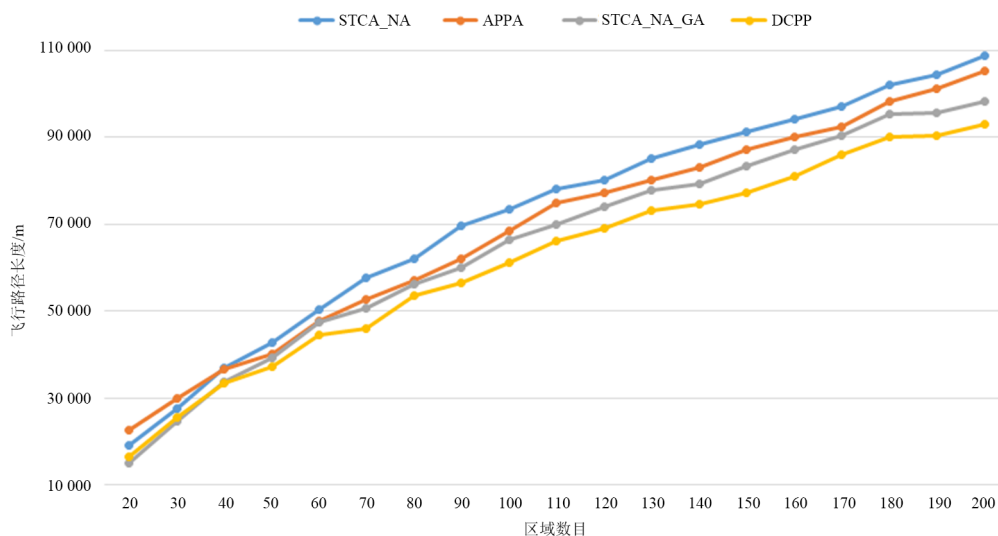


图3 不同区域数目下四种算法得到的飞行路径长度

率的增加而增大. 这是因为大的区域利用率将产生扫描面积更大的区域, 无人机在集群内部来回搜索的路径长度随之增加. 同样当区域利用固定时, 本文所提出的 DCPD算法可以获得最小的飞行路径长度, 表明 DCCP 算法可以为无人机集群获得更加优化的飞行路径.

### 5.4 算法运行时间评估

本节将对比 4 种规划算法在运行时间方面的性能. 算法的运行时间代表着每种算法产生覆盖路径规划问题可行解的时间成本, 是衡量覆盖路径规划方法执行效率的一个重要手段. 一个具有较小运行时间的规划方法能在更短时间内为无人机集群提供可行的飞行路径.

在图 5 中, 通过将区域数从 20 增加到 200 来测试 4 种规划算法的平均运行时间. 为了使结果更加直观, 本文对运行时间  $t$  取对数作为对比图的纵坐标  $y$ , 即  $y = \log_{10} t$ . 可以发现, 4 种规划算法的时间消耗都会随着区域数量的增加而增大, 且除了 STCA\_NA 算法, 其余算法的时间消耗均比较大. 这是因为遗传和蚁群系统的时间复杂度较高, 利用这 2 种策略对路径优化时需要额外的时间花费. 但即便是区域数目最大时, DCPD 算法的运行时间也不超过 3 s, 在可以接受范围内. 这表明本文提出的 DCPD 算法在解决无人机集群覆盖路径规划问题是可行且高效的.

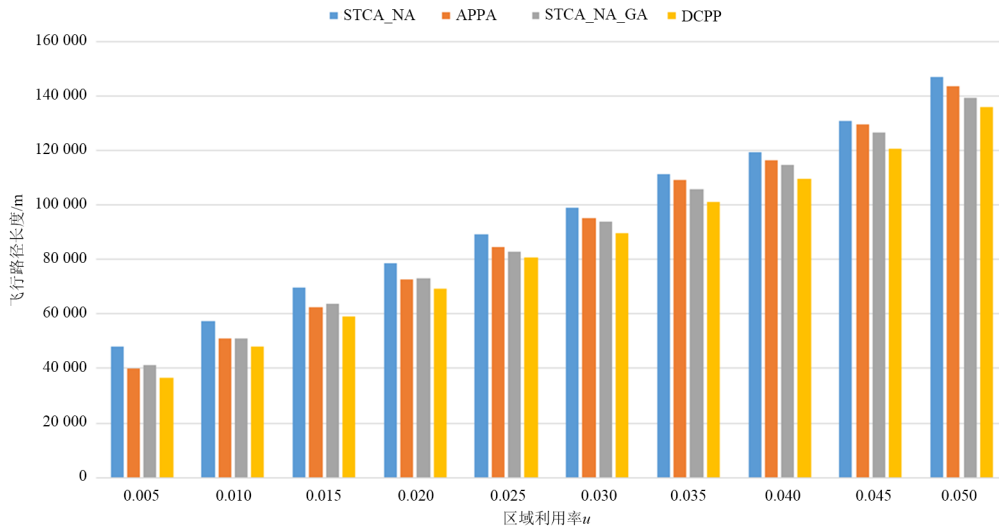


图 4 不同区域利用率下四种算法所获得的飞行路径长度

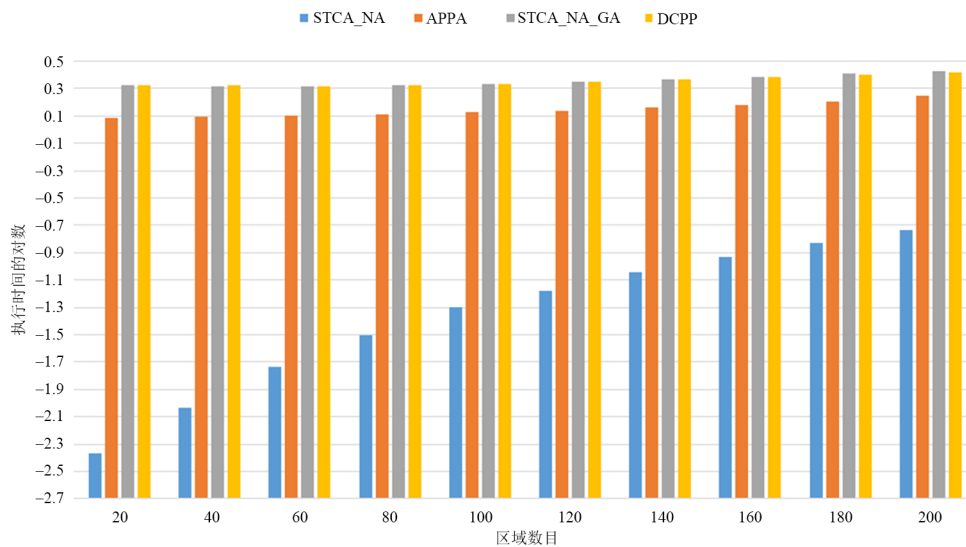


图 5 不同区域数目下四种规划算法的运行时间

## 6 总结与展望

本文研究了异构无人机集群的区域覆盖路径规划问题,分析了该问题约束条件和目标函数,提出了一个基于混合整数线性规划的精确求解公式和一种基于时空密度聚类的启发式算法.精确求解公式完全搜索解空间,探索是否存在满足所有约束的最优解,在无求解时间限制时,可获得无人机集群最佳的路径方案,然而其时间复杂度过高,在大规模实际应用中往往很难发挥作用.基于时空密度聚类的启发式算法将区域按照时间与空间上的密度进行聚类形成簇,依据无人机的覆盖能力为每架无人机分配合适的簇作为其目标区域集,并以最小化任务完成时间为目标,优化无人机在区域间和区域内的飞行路径,提供多区域覆盖路径规划问题的近似解决方案.

虽然本文所提出的基于时空密度聚类的启发式算法可以有效解决异构无人机集群的覆盖路径规划问题,然而该方法简化了任务的执行环境和无人机的扫描模型.在实际应用场景中,无人机的飞行环境、障碍物等信息往往是动态改变甚至是未知的,无人机集群需动态、高效地感知环境信息,确保飞行的安全性;同时,无人机集群在执行任务过程中,可能会因为碰撞、坠落等一系列故障导致任务的无法继续,任务和路径的重规划也是后续研究的一个重点.

### 参考文献

- [1] 谈玲,许海,刘玉凤,等.基于多无人机的空中计算网络资源分配算法[J].电子学报,2023,51(11):3070-3078.  
TAN L, XU H, LIU Y F, et al. Resource allocation algorithm of AirComp network based on multiple UAVs[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(11): 3070-3078. (in Chinese)
- [2] 任双,周洁,高嵩,等.基于注意力机制的无人机集群协同分群控制算法[J].电子学报,2023,51(7):1898-1905.  
REN S, ZHOU J, GAO S, et al. Cooperative fission control algorithm of UAV swarm based on attention mechanism[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(7): 1898-1905. (in Chinese)
- [3] YU H L, MEIER K, ARGYLE M, et al. Cooperative path planning for target tracking in urban environments using unmanned air and ground vehicles[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(2): 541-552.
- [4] CHEN J C, DU C L, ZHANG Y, et al. A clustering-based coverage path planning method for autonomous heterogeneous UAVs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25546-25556.
- [5] CHEN X C, CHEN J C, DU C L, et al. Region coverage path planning of multiple disconnected convex polygons based on simulated annealing algorithm[C]//Proceedings of 2021 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Engineering Technology (CCET). Piscataway: IEEE, 2021: 238-242.
- [6] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LABONTE G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132-141.
- [7] 许凯波,鲁海燕,黄洋,等.基于双层蚁群算法和动态环境的机器人路径规划方法[J].电子学报,2019,47(10):2166-2176.  
XU K B, LU H Y, HUANG Y, et al. Robot path planning based on double-layer ant colony optimization algorithm and dynamic environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(10): 2166-2176. (in Chinese)
- [8] DI FRANCO C, BUTTAZZO G. Coverage path planning for UAVs photogrammetry with energy and resolution constraints[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2016, 83(3): 445-462.
- [9] LI Y, CHEN H, JOO ER M, et al. Coverage path planning for UAVs based on enhanced exact cellular decomposition method[J]. Mechatronics, 2011, 21(5): 876-885.
- [10] 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)
- [11] ZHANG Z, LI J X, WANG J. Sequential convex programming for nonlinear optimal control problem in UAV path planning[C]//Proceedings of 2017 American Control Conference (ACC). Piscataway: IEEE, 2017: 1966-1971.
- [12] HAWARY A F, CHIPPERFIELD A J. Routing strategy for coverage path planning in agricultural monitoring activity using UAV[C]//Proceedings of 2016 International Congress on Recent Development in Engineering and Technology (RDET). Kuala: EARET, 2016: 68-74.
- [13] SAHINGOZ O K. Flyable path planning for a multi-UAV system with Genetic Algorithms and Bezier curves[C]//Proceedings of 2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Piscataway: IEEE, 2013: 41-48.
- [14] YUE X, ZHANG W. UAV path planning based on K-means algorithm and simulated annealing algorithm[C]//Proceedings of 2018 37th Chinese Control Conference (CCC). Piscataway: IEEE, 2018: 2290-2295.

- [15] SUN Y, CHEN J C, DU C L. Path planning of UAVs based on improved ant colony system[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC). Piscataway: IEEE, 2020: 396-400.
- [16] CHEN J C, ZHANG Y, WU L W, et al. An adaptive clustering-based algorithm for automatic path planning of heterogeneous UAVs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 16842-16853.
- [17] SUN Y, CHEN J C, DU C L, et al. Path planning of UAVs based on improved clustering algorithm and ant colony system algorithm[C]//Proceedings of 2020 IEEE 5th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC). Piscataway: IEEE, 2020: 1097-1101.
- [18] CHEN J C, DU C L, LU X, et al. Multi-region coverage path planning for heterogeneous unmanned aerial vehicles systems[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering (SOSE). Piscataway: IEEE, 2019: 356-3565.
- [19] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [20] CHEN X Y, DAI Y H. Research on an improved ant colony algorithm fusion with genetic algorithm for route planning[C]//Proceedings of 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). IEEE, 2020: 1273-1278.
- [21] ANTUNES J R, BRISOLARA L, FERREIRA P R. UAVs as data collectors in the WSNs: Investigating the effects of back-and-forth and spiral coverage paths in the network lifetime[C]//2020 X Brazilian Symposium on Computing Systems Engineering (SBESC). Piscataway: IEEE, 2020: 1-8.
- [22] CHEN J C, LING F Y, ZHANG Y, et al. Coverage path planning of heterogeneous unmanned aerial vehicles based on ant colony system[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2022, 69: 101005.

### 作者简介



**陈进朝** 男,1987年6月出生于河南省许昌市。现为西北工业大学计算机学院副研究员。主要研究方向为无人机及其集群系统、嵌入式与实时系统、机器学习、群体决策与智能控制。  
E-mail: cjc@nwpu.edu.cn



**尤涛** 男,1983年1月出生于河南省三门峡市。现为西北工业大学计算机学院副教授。主要研究方向为实时与嵌入式系统、自主决策与控制、故障诊断与处理、无人机系统智能控制。  
E-mail: youtao@nwpu.edu.cn



**王洋** 男,2000年2月出生于贵州省毕节市。现为西北工业大学计算机学院硕士研究生。主要研究方向为深度强化学习和无人机集群的智能控制。  
E-mail: m14728684922@163.com



**卢岩涛** 男,1991年5月出生于陕西省西安市。现为西北工业大学计算机学院副教授。主要研究方向为无人驾驶、无人机集群动态感知、对抗性样本及鲁棒性强化、无人机集群协同决策。  
E-mail: yantaolu@nwpu.edu.cn



**张营** 男,1989年4月出生于河南省南阳市。现为西北工业大学计算机学院副教授。主要研究方向为信息感知与系统认知、人机融合与增强智能、无人驾驶、自主决策与节能控制。  
E-mail: ying\_zhang@nwpu.edu.cn



**杜承烈** 男,1970年10月出生于陕西省西安市。现为西北工业大学计算机学院教授。主要研究方向为实时分布式计算系统、信息物理融合系统、智能交通、分布式系统的建模、仿真和验证。  
E-mail: ducl@nwpu.edu.cn