

## 均衡聚类市场拍卖机制的异构无人机集群任务规划方法<sup>\*</sup>

潘 登<sup>1,2</sup>, 高 东<sup>1,2</sup>, 郑建华<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院国家空间科学中心 复杂航天系统电子信息技术重点实验室, 北京 100190;

2. 中国科学院大学, 北京 101407)

**摘 要:** 针对大规模异构无人机集群的全局任务规划问题, 提出一种基于均衡聚类市场拍卖机制的任务规划方法。对无人机群协同完成任务的场景进行分析, 综合任务聚类 and 无人机联盟的优势, 建立了通用性较高的任务规划模型。考虑到对无人机群负载均衡的需求, 融合和改进了 *K-means* 聚类算法和市场拍卖机制, 形成一种综合考虑路程消耗和任务消耗的均衡聚类市场拍卖算法。在拍卖过程中引入平衡参数, 通过计算旅行商问题来修正平衡参数, 保证无人机群在负载均衡的同时整体成本不断降低。仿真结果表明, 使用均衡聚类市场拍卖机制的任务规划方法能够在较短时间内完成异构无人机群的复杂任务规划, 保证无人机群负载均衡的同时, 整体成本和总时间上也有较好表现, 具有一定的实际应用价值。

**关键词:** 无人机集群; 任务规划; 市场拍卖机制; 任务聚类; 无人机联盟

中图分类号: V279 文献标志码: A 文章编号: 1001-2486(2022)06-151-12

## Task planning of heterogeneous UAV swarm based on balanced clustering market auction mechanism

PAN Deng<sup>1,2</sup>, GAO Dong<sup>1,2</sup>, ZHENG Jianhua<sup>1,2</sup>

(1. Key Laboratory of Electronics and Information Technology for Complex Space Systems, National Space Science Center,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101407, China)

**Abstract:** Aiming at the global task planning problem of large-scale heterogeneous UAV (unmanned aerial vehicle) swarm, a task planning method based on balanced clustering market auction mechanism was proposed. Scene of completing tasks by collaborative UAVs was analyzed, and a task planning model with high generality was established by combining the advantages of task clustering and UAV coalition. Considering the demand for load balance of UAVs, a new balanced clustering market auction algorithm which comprehensively considers the travel consumption and task consumption was established by integrating and improving the *K-means* algorithm and market auction mechanism. The balance parameter was introduced into the auction process. By solving the traveling salesman problem to modify the balance parameter, the total cost was continuously reduced while ensuring the load balance. The simulation results show that the task planning method using balanced clustering market auction mechanism can complete the complex task planning of heterogeneous UAV swarm in a short time, ensures the load balance of UAV coalitions, and has good performance in total cost and total time, exhibiting certain practical application value.

**Keywords:** UAV swarm; task planning; market auction mechanism; task clustering; UAV coalition

近十几年, 随着相关技术的突破和发展, 无人机群协同合作完成任务成为无人机领域研究的热点和趋势。在任务环境日益复杂、任务规模日趋扩大、任务内容日渐多样的趋势下, 无人机集群任务规划问题的规模和复杂性也在不断增加<sup>[1]</sup>。若缺乏科学高效的决策和规划, 不仅无法体现出无人机集群的优势, 还会因为无人机之间在任务、时间、空间上的冲突导致资源浪费甚至任务失败。为此, 需要根据任务需求、环境约束和无人机平台

特性等, 进行科学高效的任务规划, 确定各无人机的任务计划和飞行计划, 以提高整体执行任务的效能。这就是研究无人机集群任务规划的意义所在。

无人机集群任务规划问题从属于多机器人任务规划问题 (multi-robot task allocation, MRTA), 根据任务是否全部已知分为静态任务规划 (static MRTA, S-MRTA) 和动态任务规划 (dynamic MRTA, D-MRTA)<sup>[2]</sup>。目前大部分无人机集群静

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2020-11-30

基金项目: 北京市科技计划资助项目 (Z191100004319004)

作者简介: 潘登 (1995—), 女, 湖南长沙人, 博士研究生, E-mail: pan\_d@foxmail.com;

郑建华 (通信作者), 女, 研究员, 博士, 博士生导师, E-mail: zhengjianhua@nssc.ac.cn

态任务规划的研究都是针对特定场景建模,任务类型或无人机种类单一,存在规模较小、通用性不足的问题。部分学者对大规模复杂集群任务规划问题做了研究,文献[3-7]通过聚类的方式,将任务划分成多个任务簇,再将任务簇分配给无人机个体,有效降低了大规模任务规划问题的解算难度;文献[8-11]通过无人机联盟的方式解决异构无人机的任务规划问题。

另外,集群任务规划的研究大多集中在最小化整体成本上,而较少把重点放在提高无人机群的利用率上,即平衡无人机之间的负载。事实上,无人机群在任务中的负载均衡对降低任务总时间和动态任务规划有重要意义。无人机的消耗一方面用于执行任务,一方面用于往返任务地点,两者均对无人机的负载均衡程度有较大影响。一些学者对移动机器人或无人机群任务规划的负载均衡做了研究。文献[3]通过均衡移动机器人个体之间的路程长度,最小化完成任务的总时间,但任务规模较小且不考虑机器人执行任务的消耗。文献[5]先使用  $K$ -means 法进行任务聚类,再将任务簇分配给各机器人,使旅行消耗达到最均衡,但其聚类过程中没有考虑任务时序、任务代价和出发位置的影响,影响了均衡效果,且其解算使用的穷举法不适用于大规模的任务规划问题。文献[7]先通过限制簇内任务数量、缩短簇内任务距离来保证任务簇之间的负载均衡,再将任务簇分配给机器人组成联盟,这种方式在聚类阶段未考虑任务类别以及出发位置对负载均衡的影响。文献[2]通过引入旅行商问题先确定任务时序和路径,然后将路径碎片化再分配给移动机器人个体,从而将任务时序和路程消耗纳入规划中,在负载均衡分配方面有较好表现,但其先规划路径的方式可能会造成较高的旅行成本。以上方法一定程度改善了任务规划中无人机群的负载均衡程度,但在通用性、均衡程度和降低整体成本方面还有更进一步的空間。

本文提出了一种基于均衡聚类市场拍卖机制的任务规划方法(task planning based on balanced clustering market auction mechanism, BCMA),目的是解决无人机领域的全局集群任务规划问题,适用于存在合作型任务、异构无人机群以及多出发位置的复杂任务场景。该方法结合了任务聚类和无人机联盟两种策略的优势,降低了大规模异构无人机集群任务规划问题的解算难度,且在形成任务集合的时候就已规划好任务时序;深度融合  $K$ -means 法的迭代机制与市场拍卖机制,并在市

场拍卖机制中引入自适应平衡参数,将路程代价和任务代价同时纳入考虑,形成一种不只考虑空间距离的聚类方法,保证了无人机群的负载均衡。仿真结果表明,本文的任务规划方法能够快速完成较大规模的异构无人机集群任务规划,且规划结果在总消耗、总时间和负载均衡上都有较好的表现。

## 1 任务规划问题描述

大规模异构无人机集群任务规划的复杂性体现在以下几点:

1) 任务数量多,任务需求复杂,不同任务的需求不同,一个任务可能需要具备不同能力的无人机合作完成。这组相互合作完成同一个任务的无人机称为无人机联盟。

2) 无人机数量多,且无人机挂载资源的种类和能力不同,一架无人机可能参与多个任务。这组任务称为任务集合。

3) 任务地理范围广,存在多个出发位置(地面站),各站点储备的无人机平台资源量不同。对于执行远距离任务的无人机,前往任务地区的路程消耗不可忽视。

任务规划的目的是将所有任务分解并分配给适合的无人机,确定各无人机的任务计划,同时最优化整体效能。引入任务集合和无人机联盟的机制后,任务规划则需要形成合适的任务集合和无人机联盟,并将任务集合分配给无人机联盟,形成任务计划,示意图如图1所示。

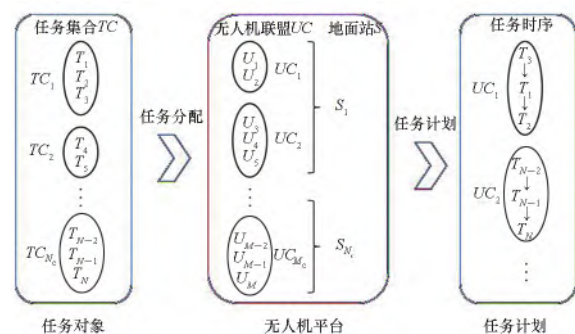


图1 无人机集群任务规划示意图

Fig. 1 Task planning of UAV swarm

### 1.1 任务对象

任务对象由  $N$  个位置不同的任务目标组成,完成任务需要的平台资源共  $m$  类,可分为消耗性资源(例如电量、耗油量、炮弹量)和重用性资源(例如相机、雷达),假设有  $m_1$  种消耗性资源和  $m_2$  种重用性资源。使用重用性资源的同时,一般会额外使用一定量的消耗性资源,例如使用雷达功能需要消耗额外电量。任务总集合

$$T = \{T_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (1)$$

任务属性  $RT$  可由一个二元组来表示:

$$RT\{Position, Cost\} \quad (2)$$

$$RT = \{RT_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (3)$$

$$RT_i = \{PT_i, CT_i\} = \{(xT_i, yT_i, zT_i), (CTs_i, CTr_i)\} \quad (4)$$

式中:  $PT_i(xT_i, yT_i, zT_i)$  为任务  $i$  的位置坐标,  $CT_i$  为执行任务  $i$  的任务代价, 包含所需平台资源种类和数量;  $CTs_i$ 、 $CTr_i$  分别为执行任务  $i$  的消耗性资源和重用性资源。

$$CTs_i(k) = \begin{cases} 0, & \text{未用到资源 } k \\ x, & \text{用到资源 } k, \text{ 用量 } x \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, m_1 \quad (5)$$

$$CTr_i(k) = \begin{cases} 0, & \text{未用到资源 } k \\ x, & \text{用到资源 } k, \text{ 时长 } x \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, m_2 \quad (6)$$

根据任务规划, 所有任务通过聚类形成了  $N_c$  个任务子集合。任务子集合的集合

$$TC = \{TC_i | i = 1, 2, 3, \dots, N_c\} \quad (7)$$

任务子集合属性  $RTC$  可由一个二元组来表示:

$$RTC\{Position, Cost\} \quad (8)$$

$$RTC = \{RTC_i | i = 1, 2, 3, \dots, N_c\} \quad (9)$$

$$RTC_i = \{PT_i, CTC_i, WCTC_i\} \quad (10)$$

式中:  $PT_i$  为任务子集合  $i$  中执行的第一个任务的位置坐标;  $CTC_i(CTCs_i, CTCr_i)$  为无人机执行任务子集合  $i$  中所有任务的任务代价, 包含所需平台资源种类和数量;  $CTCs_i$ 、 $CTCr_i$  分别为执行任务子集合  $i$  的消耗性资源和重用性资源;  $WCTC_i$  为一架无人机按照规划的任务时序完成任务子集合  $i$  的路程代价。

## 1.2 无人机平台

无人机平台由  $N_s$  个地面站和  $M$  架具有不同资源的无人机组成。无人机平台具有的资源共  $m$  类, 与任务所需平台资源的种类对应。地面站集合

$$S = \{S_i | i = 1, 2, 3, \dots, N_s\} \quad (11)$$

式中:  $S_i(xS_i, yS_i, zS_i)$  为地面站的位置坐标。无人机集合

$$U = \{U_j | j = 1, 2, 3, \dots, M\} \quad (12)$$

无人机属性  $RU$  可由一个二元组来表示:

$$RU\{Position, Resource\} \quad (13)$$

$$RU_j = \{PU_j, SU_j\} = \{(xU_j, yU_j, zU_j), (STs_j, STr_j)\} \quad (14)$$

式中:  $PU_j(xU_j, yU_j, zU_j)$  表示无人机  $j$  的位置坐标;  $SU_j$  表示无人机  $j$  具有的资源种类和数量;  $STs_j$ 、 $STr_j$  分别为无人机  $j$  具有的消耗性资源和重

用性资源。可根据实际情况设置重用性资源转化为某消耗性资源的比例系数。

$$STs_j(k) = \begin{cases} 0, & \text{无资源 } k \\ x, & \text{有资源 } k, \text{ 量 } x \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, m_1 \quad (15)$$

$$STr_j(k) = \begin{cases} 0, & \text{无资源 } k \\ 1, & \text{有资源 } k \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, m_2 \quad (16)$$

无人机根据任务规划组成  $M_c$  个无人机联盟, 假设同一联盟中无人机均属于同一个地面站, 任务过程中作为一个整体行动。无人机联盟集合

$$UC = \{UC_j | j = 1, 2, 3, \dots, M_c\} \quad (17)$$

无人机联盟属性  $RUC$  可由一个二元组来表示:

$$RUC\{Position, Resource\} \quad (18)$$

$$RUC = \{RUC_j | j = 1, 2, 3, \dots, M_c\} \quad (19)$$

$$RUC_j = \{PUC_j, SUC_j\} \quad (20)$$

式中:  $PUC_j$  为无人机联盟  $j$  所属地面站的位置坐标;  $SUC_j(SUCs_j, SUCr_j)$  为无人机联盟  $j$  具有的资源种类和数量;  $SUCs_j$ 、 $SUCr_j$  分别为无人机联盟  $j$  内所有无人机的消耗性资源和重用性资源总和。

## 1.3 约束条件

为了保障无人机群在执行任务过程中的协同, 对所建立的模型添加一定的约束条件。定义任务分配决策矩阵  $X^{M_c \times N_c}$ ,  $X_{ji}$  为矩阵第  $j$  行、第  $i$  列的元素, 其意义如下:

$$X_{ji} = \begin{cases} 1, & \text{联盟 } j \text{ 执行任务集合 } i \\ 0, & \text{联盟 } j \text{ 不执行任务集合 } i \end{cases} \quad (j = 1, 2, \dots, M_c; i = 1, 2, \dots, N_c) \quad (21)$$

对于任意一个任务集合, 只能被某个无人机联盟执行一次; 所有的任务都需要被执行, 即

$$\sum_{j=1}^{M_c} X_{ji} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, N_c \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^{N_c} X_{ji} = 1 \quad j = 1, 2, \dots, M_c \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{M_c} X_{ji} = N_c = M_c \quad (24)$$

执行所有任务的代价不得超出无人机群的总资源。无人机是否还具有执行任务的能力通常取决于两方面: 一是续航时间, 也就是消耗性资源中的能量量, 设置为  $STs_j(1)$ ; 二是除能量量以外的消耗性资源, 例如炮弹量。由于初步判断的时候任务时序和路程都未知, 无法得到准确的路程代价, 因此需要保持一定的资源余量, 使用  $\alpha$  表示资源富余的程度, 式(25)表示了总任务代价与无人机群总资源的约束关系。 $\alpha$  实际代表任务过程中, 任务代价占无人机总资源的比例, 可根据无人



机的特性设置。 $\eta_k$  为第  $k$  种重用性资源  $CTr_k$  转化为能源量  $ST_{sj}(1)$  的比例系数。

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N CT_{si}(1) + \sum_{k=1}^{m_2} \sum_{i=1}^N \eta_k \times CTr_i(k) \leq \alpha \sum_{j=1}^M ST_{sj}(1) \\ 0 \leq \alpha \leq 1 \\ \sum_{i=1}^N CT_{si}(k) \leq \sum_{j=2}^M ST_{sj}(k) \quad k = 2, 3, \dots, m_1 \end{cases} \quad (25)$$

例如 图 2 为经纬 M300 不同负载(重用性资源)和空载时的飞行时间<sup>[12]</sup>,最大负载时的续航时间约为空载时的 56%,即表示经纬 M300 约 44% 的能源消耗在任务负载上。根据经纬 M300 及市面上一些无人机的情况,本文中  $\alpha$  设定在 0.5。

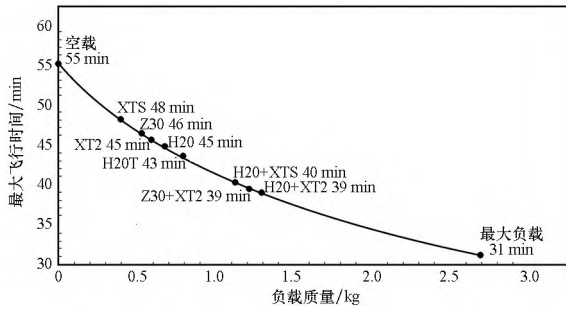


图 2 经纬 M300 飞行时间

Fig. 2 Flight time of Matrice 300

#### 1.4 规划目标

评估任务规划结果优劣的指标包括:①总消耗  $CostAll$ ,包括执行所有任务的消耗和各无人机从出发到返回地面站的路程消耗;②任务完成率  $TAR$ ,虽然初始判断的时候保留了一定资源余量(式(25)),规划完成后,仍可能会出现完成任务子集的总消耗高于对应无人机联盟的总资源,这种情况下会有部分任务无法完成;③总时间  $ET$ ,假设所有无人机同时出发,以耗时最长的无人机联盟回到地面站的时间作为总时间;④无人机群负载均衡程度  $\mu_{ave}$ ,使用各无人机联盟资源利用率的标准差表示  $\mu_{ave}$  越小表示负载均衡程度越好。

任务规划的目标如下:

$$\begin{cases} \min CostAll = \sum_{i=1}^{N_C} (CTC_i + NUC_j \times WCTC_i) \\ \max TAR = \frac{1}{N_C} \sum_{i=1}^{N_C} \frac{NTCF_i}{NTC_i} \\ \min ET = \max\{ET_j | j = 1, 2, 3, \dots, M_C\} \\ \min \mu_{ave} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_C} \left( \frac{CTC_i + NUC_j \times WCTC_i}{SUC_j} - UT_{ave} \right)^2}{N_C - 1}} \end{cases} \quad (26)$$

$$UT_{ave} = \frac{1}{N_C} \sum_{i=1}^{N_C} \frac{CTC_i + NUC_j \times WCTC_i}{SUC_j} \quad (27)$$

其中,  $UT_{ave}$  为无人机联盟的平均资源利用率,  $NUC_j$  为任务子集合  $i$  对应联盟  $j$  的无人机数量,  $NTC_i$  为任务子集合  $i$  的任务个数,  $NTCF_i$  为任务子集合  $i$  能被完成的任务个数,  $ET_j$  为无人机联盟  $j$  完成任务回到地面站的时间。

#### 2 基于均衡聚类市场机制的任务规划算法

无人机集群任务规划本质是解决一个复杂的多目标优化问题<sup>[13]</sup>,常用的任务规划方法有:传统数学规划法、基于市场机制的方法、基于图论的方法和智能优化算法(如蚁群算法、遗传算法、禁忌搜索算法)等。基于市场机制的拍卖算法最早由 Bertsekas 提出<sup>[14]</sup>,模拟人类交互中常见的拍卖行为,通过信息互相共享和传递得到分配方案。市场拍卖算法因其高时效性和分布式结构,被广泛应用于无人机的任务分配问题<sup>[15-18]</sup>。

市场拍卖算法的基本流程<sup>[19]</sup>:拍卖者生成一个商品拍卖轮次方案,按照方案顺序发布合同;竞标者分别计算竞拍商品的收益和代价等信息,作为竞拍依据并反馈给拍卖者;拍卖者根据收到的竞标信息选择中标者,并向中标者发布合同;循环直至拍卖轮次结束,所有商品都被竞拍完毕。

在基于市场拍卖算法的无人机集群任务规划中,被拍卖的商品是无人机执行的任务,竞拍者为无人机。竞拍完成则所有任务被划分为多个任务集合分配给参与竞拍的无人机联盟,从而形成了整体的任务规划方案。然而,单纯的市场拍卖算法一方面受到拍卖顺序的影响,其任务规划结果具有很大的随机性,效果无法得到保证;另一方面,虽然可以通过在竞拍依据里引入任务代价均衡,使得规划结果的任务代价趋向均衡,却没有办法引入路程代价,也就无法真正保证无人机群的总负载均衡。

因此本文提出 BCMA 任务规划方法,将  $K$ -means 法的聚类迭代机制和市场拍卖算法融合,将路程代价和任务代价通过平衡参数引入市场拍卖算法中,使由市场拍卖算法形成的规划结果能够在迭代中逐渐优化。BCMA 任务规划方法的算法流程如图 3 所示,基本思想如下:

1) 根据异构无人机群的分布式结构或资源类型,初始化无人机联盟的数量和组成,使每个联盟的资源总量和比例基本相同。任务所需各类资源的总量决定各类无人机的数量(式(25)),各类资源的比例决定无人机联盟内异构无人机的组成。

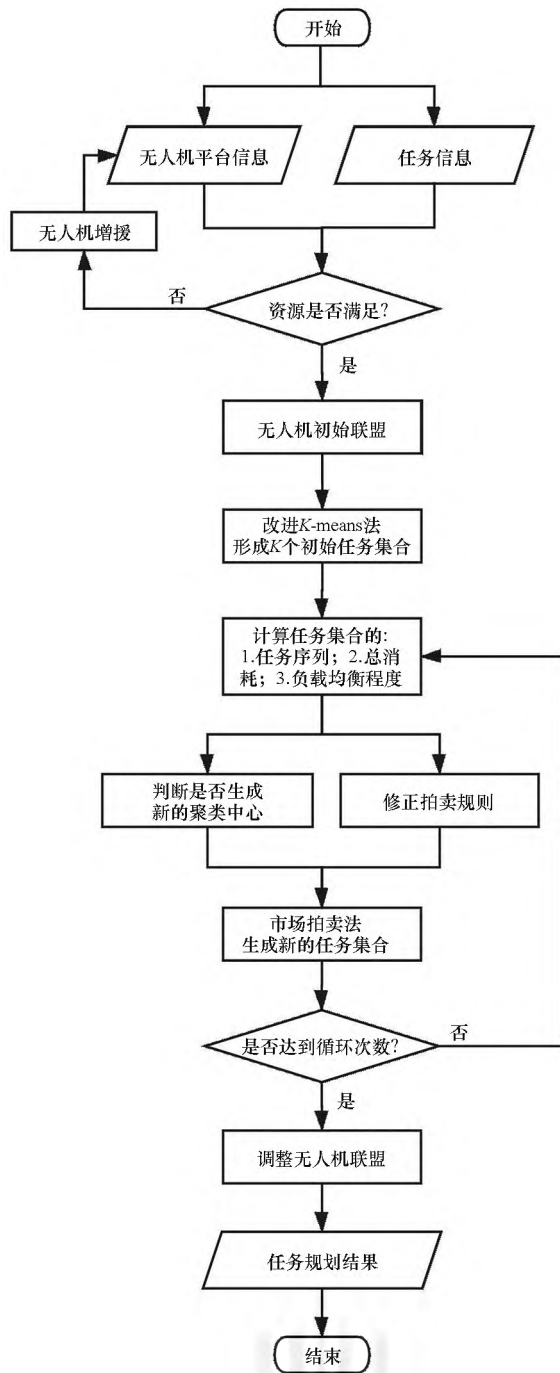


图3 基于均衡聚类市场拍卖机制的任务规划算法流程

Fig. 3 Task planning algorithm flow based on balanced clustering market auction mechanism

比例。初始联盟数量在可选范围内尽可能多,即在保证联盟能力全面的同时,最小化联盟规模。

2) 使用改进 K-means 法生成初始聚类中心,形成初次规划方案。

3) 从第二次迭代起,无人机联盟通过逐一拍卖的方式,将任务聚类形成多个任务集合。

4) 拍卖完毕后,通过评估任务集合的负载均衡程度,修正拍卖依据中的平衡参数并判断是否使用更新聚类中心。如需更新聚类中心,使用 K-

means 法生成新的聚类中心。

5) 重复步骤 3、4 直至迭代结束。得到历史最优的规划方案,根据该方案中联盟的任务完成情况,对无人机联盟进行调整保证任务完成率。例如某无人机联盟的任务完成率不到 100%,表示该联盟具有的资源不足以完成整个任务计划。根据其缺少的资源类型和数量,给该联盟增加具有对应资源的无人机,增加的数量根据资源缺少量来确定。

## 2.1 均衡市场拍卖机制

保证无人机联盟负载均衡的核心在于市场拍卖过程的竞拍依据  $P$  考虑了各无人机联盟之间的资源消耗均衡程度。定义  $P_j$  为联盟  $j$  对当前被拍卖任务的竞拍依据,  $P_j$  由路程增量代价  $D_i$ 、任务均衡代价  $C_j$  以及平衡参数  $\beta$  组成,如式(28)所示。给出最小  $P$  的无人机联盟即为中标者,获得被竞拍任务。

$$P_j = D_i + \beta \times C_j \quad (28)$$

路程增量代价  $D_i$ : 由于拍卖时任务集合还未完全形成,无法获得准确的路程代价增量,故定义当前被拍卖任务到任务集合  $i$  聚类中心的距离为  $D_i$ ,作为衡量路程增量代价的参数。 $D_i$  越大,则  $P_j$  越大,该联盟竞标到任务的可能性就越小。

任务均衡代价  $C_j$ : 定义无人机联盟  $j$  当前拍卖到的任务总资源与各联盟平均任务资源的差值为  $C_j$ ,作为任务均衡代价。 $C_j$  越大,则  $P_j$  越大,任务被分到联盟  $j$  对应的任务集合  $i$  的可能性就越小。

由于路程增量代价和任务均衡代价属于不同性质的决策因素,需要通过一定的方式转化到同一衡量体系。1.3 小节中提到,无人机执行任务的能力取决于两方面,一是能量量,二是除能量量以外的消耗性资源。将路程增量代价和任务均衡代价转化到能量量这一体系中。

路程增量代价通过比例系数  $\eta$  直接转化为能量量(见式(29));任务均衡代价中的重用性资源部分,通过比例系数  $\eta_k$  转化为能量量,比例系数根据实际情况而定,不同的重用性资源比例系数不同;任务均衡代价中的除能量量外的消耗性资源按对应任务数量占比  $\lambda_k$  并入能量量中(见式(30))。

$$D_i = \eta \times \sqrt{(x_{\text{new}} - x_i)^2 + (y_{\text{new}} - y_i)^2 + (z_{\text{new}} - z_i)^2} \quad (29)$$

式中  $(x_{\text{new}}, y_{\text{new}}, z_{\text{new}})$  为当前被拍卖任务目标的位置坐标,  $(x_i, y_i, z_i)$  为任务集合  $i$  的聚类中心坐

标  $\eta$  为路程转化成能源量的比例系数。

$$C_j = \Delta SUC_j \times (1 + \sum_{k=2}^{m_1} \lambda_k \times C_j(k)) + \sum_{k=1}^{m_2} \eta_k \times C_j(k) \quad (30)$$

式中,  $\Delta SUC_j$  为联盟  $j$  完成当前已拍卖到的任务所需的能源量与各联盟平均的差值,  $\lambda_k$  为使用第  $k$  种消耗性资源的任务数量占比,  $\eta_k$  为使用第  $k$  种重用性资源转化为能源量的比例系数,  $C_j(k)$  为无人机联盟  $j$  当前已拍卖到的任务所需第  $k$  种重用性资源与各联盟平均的差值。

因为  $D_i$  仅为路程增量的估计值, 没有考虑任务时序和多出发位置的影响, 故引入平衡参数  $\beta$ 。每次迭代中任务拍卖完成后, 分别计算每个任务集合使路程最短的任务时序, 进一步求得无人机联盟之间的负载均衡程度  $\mu_{ave}$ 。如果  $\mu_{ave}$  同比上次迭代增加较多, 说明本次迭代效果不理想, 选择不更新聚类中心, 并适当增大平衡参数  $\beta$ , 使下次迭代中均衡程度的影响变大; 反之, 则更新聚类中心, 并适当减小  $\beta$ , 以增大拍卖算法的探索范围。

$$\beta = \begin{cases} \beta + 0.1 & \mu_{ave} \geq \gamma \mu_{ave\_old} \\ \beta - 0.1 & \mu_{ave} < \gamma \mu_{ave\_old} \end{cases} \quad \beta \geq 0.5 \quad (31)$$

式中  $\beta$  初值设为 0.6, 算法会根据负载均衡程度自动调整  $\beta$ , 在一定范围内  $\beta$  初值对计算结果没有明显影响。 $\mu_{ave\_old}$  为上一次规划结果的负载均衡程度,  $\gamma$  为判断  $\mu_{ave}$  过大的阈值。图 4 所示为不同数值的  $\gamma$  对算法收敛时的迭代次数的影响, 根据该图将  $\gamma$  设为 1.2, 使算法在各种情形下都能较快达到收敛。

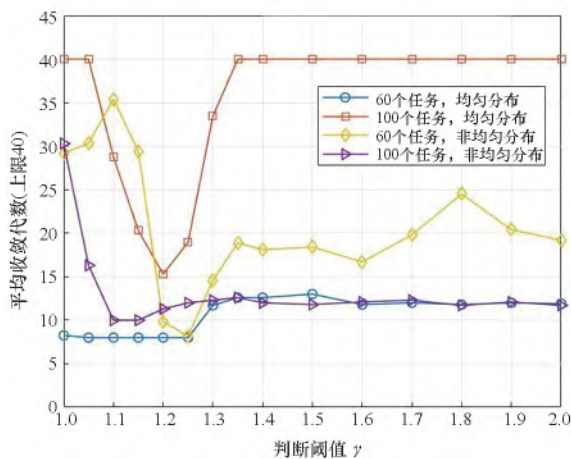


图 4 判断阈值  $\gamma$  对算法收敛的影响

Fig. 4 Influence of judgment threshold  $\gamma$  on algorithm convergence

## 2.2 LKH-2 算法求解旅行商问题

为获得无人机联盟的负载均衡程度  $\mu_{ave}$ , 需要在每次形成任务集合后, 分别计算各个任务集合使

路程最短的任务时序, 这是典型的旅行商问题 (travelling salesman problem, TSP)。BCMA 任务规划方法需要解算较多次数的旅行商问题, 旅行商问题的求解速度是影响算法效率的最大因素。

本文使用 LKH-2 算法对旅行商问题进行求解。LKH-2 算法是一种启发式局部搜索算法, 是目前求解对称旅行商问题的最优或近似最优解最成功的方法之一。Helsgaun 于 1999 年提出 LKH (Lin-Kernighan heuristic) 算法<sup>[20]</sup>, 是当时除穷举法外精确度最高的旅行商问题搜索算法, 且收敛速度较快<sup>[21]</sup>。2009 年, Helsgaun 进一步改进 LKH 形成 LKH-2 算法<sup>[22]</sup>, 使其更适用于求解大规模的旅行商问题。

为了验证 LKH-2 算法适用于求解本文任务规划中的旅行商问题, 使用 TSPLIB<sup>[23]</sup> 中已知最优解 (最短路程) 的部分中小型规模问题作为 LKH-2 算法的检验样本, TSP 编号名称中包含的数字即为城市数量。对每个样本进行 100 次重复试验, 仿真结果见表 1。

表 1 LKH-2 算法检测结果  
Tab. 1 Test result of LKH-2 algorithm

TSP 编号	最优解	成功概率/%	平均时间/s	最大时间/s
ulysses16	6 859	100	0.03	0.03
bays29	2 020	100	0.01	0.01
att48	10 628	100	0.01	0.01
eil51	426	100	0.02	0.02
st70	678	100	0.05	0.07
eil76	538	100	0.03	0.06
gr96	55 209	100	0.08	0.13
eil101	629	100	0.05	0.15
gr120	6 942	100	0.07	0.13
ch130	6 110	100	0.25	0.33
ch150	6 528	100	0.89	1.65
brg180	1 950	100	1.90	3.43
tsp225	3 919	100	0.61	0.99

由表 1 可知, LKH-2 算法随着城市数量的增多, 其解算时间整体呈上升趋势。在解算 100 个城市以内的旅行商问题上, 单次解算速度基本稳定在 0.1 s 以内, 且都能达到最优解。在解算 50 个城市以内的旅行商问题上, 单次解算速度基本稳定在 0.03 s 以内。例如某次任务规划中, 迭代 20 次, 需要形成 5 个任务集合, 每个集合内的任务数量不多于 50 个, 则整个过程需要求解 100 次旅行商问题, 解算时间 1 ~ 4 s。因此, 使用



LKH-2算法求解旅行商问题能够保证本文任务规划方法的时效性。

### 2.3 任务聚类中心的形成和更新

K-means 算法是任务目标聚类最常用的算法<sup>[3-5,13,24]</sup>,通过迭代反复修改聚类中心和聚类来达到最满意的聚类结果,具有计算简单、能快速处理大数据集等优点。传统 K-means 算法的初始聚类中心是从数据对象中随机选取的,但 K-means 算法对初始聚类中心敏感,不同初始中心对应的聚类结果可能有很大的区别<sup>[25]</sup>。为了保证聚类效果,不至于出现某些任务簇内无任务的情况,将初始聚类中心尽可能分散<sup>[7]</sup>。

已知任务目标集合  $T$ , 定义任务聚类中心集合  $CL$  需要生成的聚类中心数量  $N_{Tc}$ , 任务目标  $T_i$  和  $T_j$  之间的欧氏距离为  $DT(i, j)$ ;  $k$  为  $CL$  中已有聚类中心的个数, 初值为 0;  $SD(j)$  为  $T$  中第  $j$  个任务到  $CL$  中所有聚类中心的距离之和, 则有

$$DT(p_1, p_2) = \max DT(i, j) \quad i \in [1, N] \quad j \in [1, N] \quad (32)$$

$$SD(j) = \sum_{i=1}^k DT(p_i, j) \quad j \in [1, N-k] \quad (33)$$

$$SD(p_{k+1}) = \max SD(j) \quad j \in [1, N-k] \quad (34)$$

如果  $N_{Tc} = 2$ , 选择  $T_{p_1}$  和  $T_{p_2}$  作为初始聚类中心; 如果  $N_{Tc} > 2$ , 先将  $T_{p_1}$  和  $T_{p_2}$  任务从  $T$  中抽出放入  $CL$  中, 然后在  $T$  中抽取使  $SD$  最大的任务  $T_{p_{k+1}}$  作为新选取的聚类中心放入  $CL$  中。重复该抽取过程直至  $CL$  中的聚类中心个数  $k$  等于  $N_{Tc}$ , 至此完成初始聚类中心的计算。

根据各地面站具有的无人机联盟数量比例, 将聚类中心按该比例和到各地面站距离分配给合适的地面站。表 2 所示为一次聚类中心分配的示例, 计算得到的 6 个聚类中心  $CL_1 \sim CL_6$  需要分配到 3 个地面站  $S_1 \sim S_3$ , 三个地面站的无人机联盟数量比例为 3:1:2, 即表示三个地面站分别匹配 3、1、2 个聚类中心。按照聚类中心编号顺序, 分配该聚类中心到距离最近的地面站, 如该地面站已经满员, 则按照距离从近到远往后顺延。这种分配方式不一定能达到最优解, 但过程简单, 能够满足初次分配的需求。

聚类中心的更新机制与 K-means 算法一致, 即新的聚类中心为该任务簇中所有任务目标坐标的均值。通过这种更新机制, 能够完成对数据空间比较全面的快速搜索。

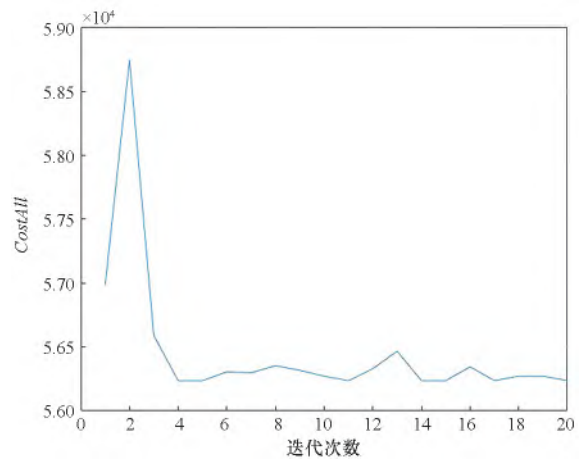
图 5 为一次基于均衡市场拍卖机制的任务规划中, 总消耗  $CostAll$  和负载均衡程度  $\mu_{ave}$  随迭代次数的变化。可以看出, 本文的 BCMA 法在迭代

中, 能有效抑制  $\mu_{ave}$  的突增, 同时使  $CostAll$  整体呈下降趋势。

表 2 聚类中心分配示例

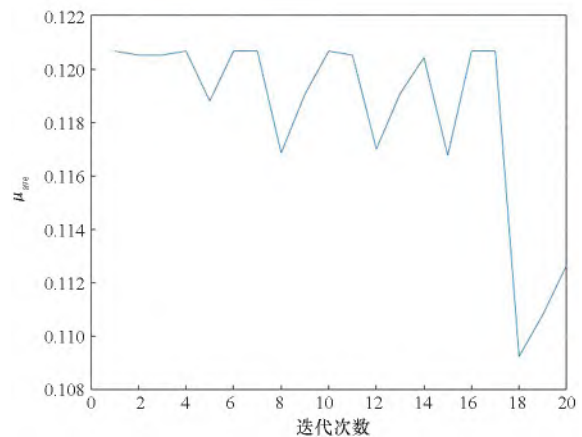
Tab. 2 Example of cluster center allocation

聚类中心	与地面站距离	分配结果
$CL_1$	$S_1 < S_2 < S_3$	$S_1$
$CL_2$	$S_2 < S_3 < S_1$	$S_2$
$CL_3$	$S_1 < S_3 < S_2$	$S_1$
$CL_4$	$S_3 < S_1 < S_2$	$S_3$
$CL_5$	$S_2 < S_1 < S_3$	$S_1$
$CL_6$	$S_3 < S_2 < S_1$	$S_3$



(a) 总消耗随迭代的变化

(a) Total cost with iteration



(b) 负载均衡程度随迭代的变化

(b) Load balance degree with iteration

图 5 总消耗和负载均衡程度随迭代的变化

Fig. 5 Total cost and load balance degree with iteration

### 3 仿真实验

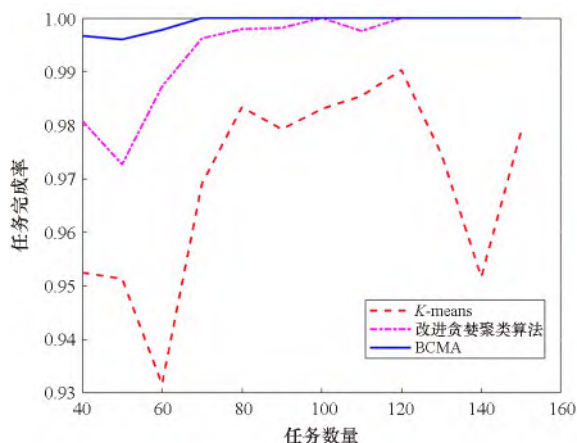
设置任务目标范围  $1\,000 \times 1\,000$ , 有两个位置不同的地面站  $S_1(300, 300)$  和  $S_2(700, 700)$ 。平台资源的种类有四种, 其中一种为消耗性资源  $CT_{S_i}$ , 假设为电量; 三种为重用性资源  $CT_{R_i}(i=1,$

2) 3) 假设分别为可见光传感器、红外传感器、激光探测仪。任务数量  $N$  取 40 ~ 150, 位置在规定范围内随机生成, 所需无人机到达任务目标位置即完成任务。完成某个任务需要 1 ~ 3 种重用性资源, 即可能需要多架异构无人机合作完成。无人机数量  $M$  为 12 ~ 45, 单架无人机的初始  $CTs_1 = 10\ 000$ , 具有重用性资源中的一种, 每使用该种功能完成一个任务需消耗 200 的电量, 即  $\eta_k = 200$ 。路程转化成消耗性资源的比例系数  $\eta = 1$ 。  $S_1$  和  $S_2$  两个地面站的无人机数量比例为 1 : 2, 具有三种重用性资源的无人机比例为 1 : 1 : 1。

以文献 [7] 中 GCABTD 算法的簇内相互距离和为聚类依据的改进贪婪聚类算法, 在负载均衡方面有很好的表现。使用本文 BCMA 算法、 $K$ -means 算法和改进贪婪聚类算法对不同规模和特点的异构无人机集群任务规划进行对比仿真实验。为使无人机联盟功能全面, 初始联盟由 3 架具有不同资源的无人机组成。仿真结果为调整无人机联盟之前的规划结果, 故可能存在任务完成率小于 100% 的情况。这种情况下需要根据资源缺少情况调整无人机联盟, 以保证所有任务完成。

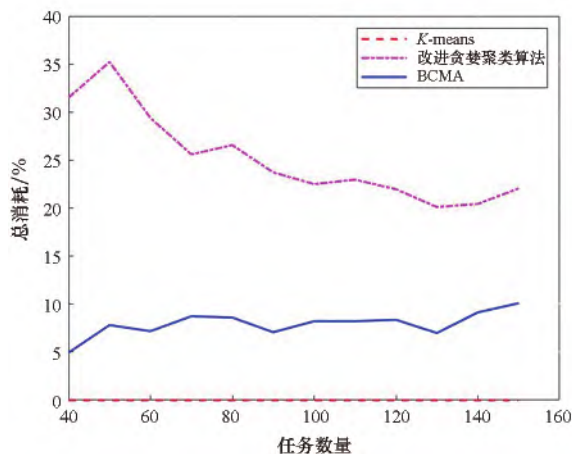
### 3.1 任务目标均匀分布

任务目标数量  $N$  取 40 ~ 150, 以 10 为间隔, 位置在全地图随机生成, 每个任务所需资源种类随机生成, 控制需求每种资源的任务数量占总任务数量的 2/3。对应无人机数量  $M$  取 12 ~ 45, 间隔为 3。重复试验 100 次, 并计算平均的任务完成率  $TAR$ 、总消耗  $Cost_{All}$ 、总时间  $ET$  和负载均衡程度  $\mu_{ave}$ 。总时间  $ET$  由最长路程的长度表示, 不考虑执行任务所需时间。仿真结果如图 6 所示, 其中总消耗、总时间和负载均衡程度的显示以  $K$ -means 法为基准(优于/劣于  $K$ -means 法的百分比)。



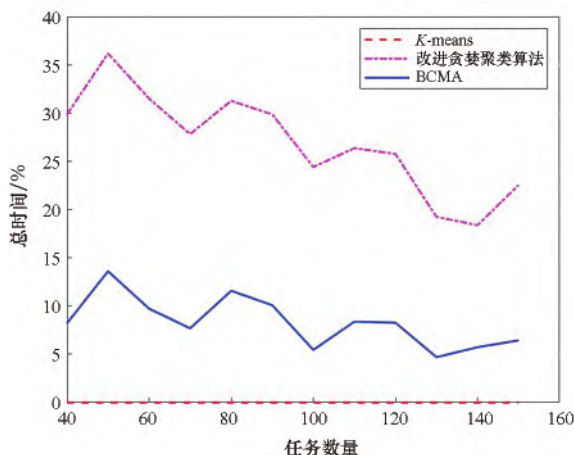
(a) 任务完成率

(a) Task accomplishment ratio



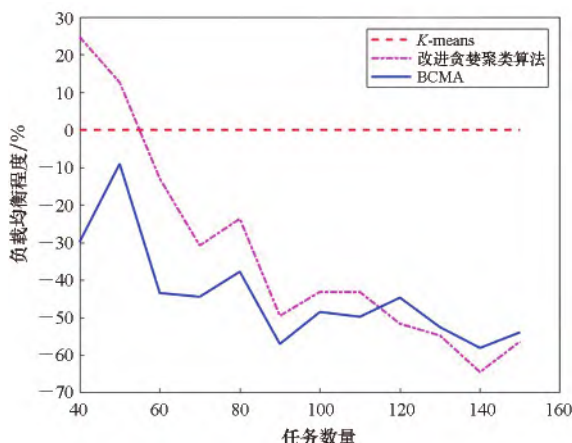
(b) 总消耗(以  $K$ -means 法为基准)

(b) Total cost( with  $K$ -means as a benchmark)



(c) 总时间(以  $K$ -means 法为基准)

(c) Execution time( with  $K$ -means as a benchmark)



(d) 负载均衡程度(以  $K$ -means 法为基准)

(d) Load balance degree( with  $K$ -means as a benchmark)

图6 任务均匀分布时的任务规划结果评估

Fig. 6 Evaluation of task planning results under uniform distribution of tasks

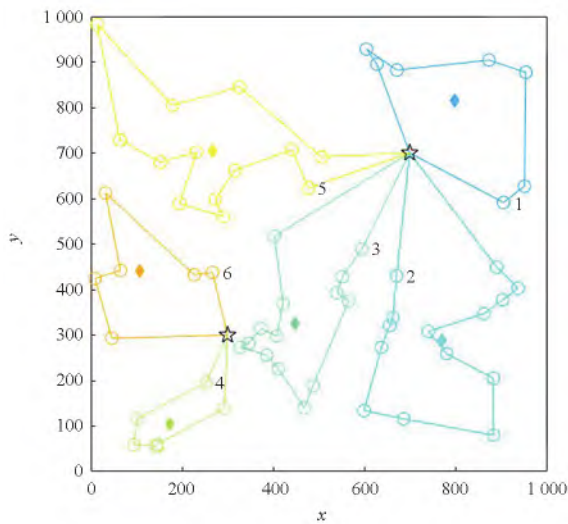
在任务均匀分布的情况下, 本文的 BCMA 法在任务完成率上优于  $K$ -means 法和改进贪婪聚类法, 且随着任务规模的增大而趋于 100%。在总



消耗和总时间上,BCMA法相较改进贪婪聚类法更有优势。改进贪婪聚类法随着任务规模的增大,负载均衡程度逐渐改善,规模较大时与BCMA法效果近似甚至略优于BCMA法。 $K$ -means法在任务均匀分布的情况下,总消耗和总时间表现较好,但负载均衡程度明显较差,且其任务完成率也低于其他两种方法。

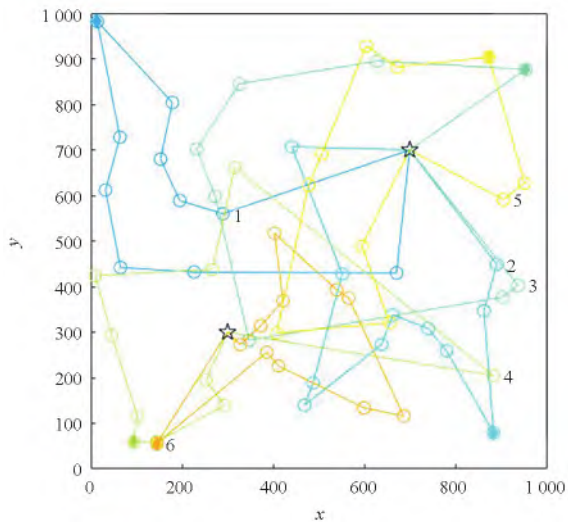
图7所示为任务数量 $N=60$ ,无人机数量 $M=18$ ,分为6个任务集合、任务均匀分布的情况下, $K$ -means法、改进贪婪聚类法和本文BCMA法的一次任务规划结果。五星代表地面站位置,圆点代表任务位置,菱形代表聚类中心/聚类起点,回环代表无人机联盟完成任务的路线。

从图7可以看出,在任务均匀分布的情况下, $K$ -means法和BCMA法的聚类中心比较分散,集



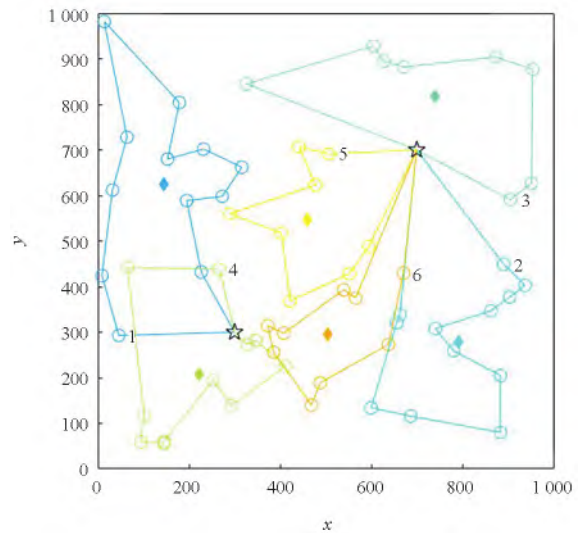
(a)  $K$ -means 法任务规划结果

(a) Task planning results of  $K$ -means



(b) 改进贪婪聚类法任务规划结果

(b) Task planning results of improved greedy clustering algorithm



(c) BCMA 法任务规划结果

(c) Task planning results of BCMA

图7 任务均匀分布下的任务规划结果对比

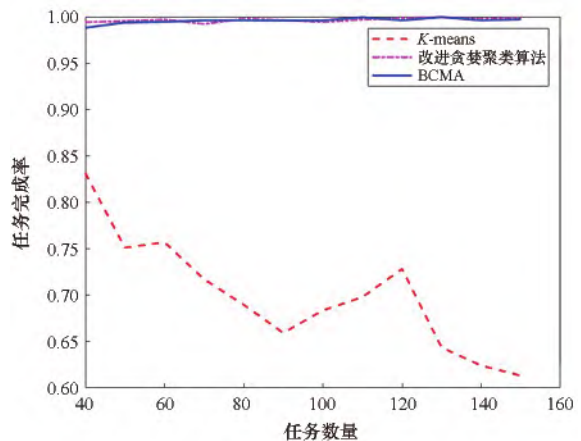
Fig.7 Comparison of task planning under uniform distribution of tasks

合内的任务也相对集中,因此路程长度较短,路程消耗和总时间都较少。而改进贪婪聚类法的任务集合重叠较多,路程较长,所以在总消耗和总时间上表现较差。 $K$ -means法各任务集合中的任务数量差别较大,因此负载均衡程度表现较差。

### 3.2 任务目标位置非均匀分布

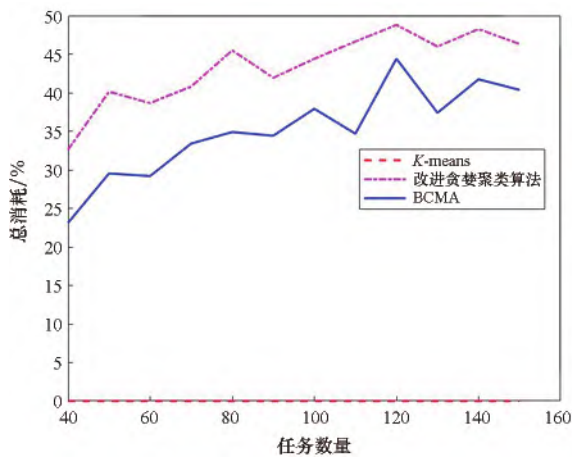
对任务的分布区域进行限定,其他设置与3.1小节同。图8为任务分布在地图右半区域时的仿真结果。

仿真结果表明,对于任务位置非均匀分布的情况,本文的BCMA法和改进贪婪聚类法的规划效果比较相近,在任务完成率都接近100%的情况下,BCMA法在总消耗和总时间上更有优势,但在均衡负载程度上稍差于改进贪婪聚类法。而



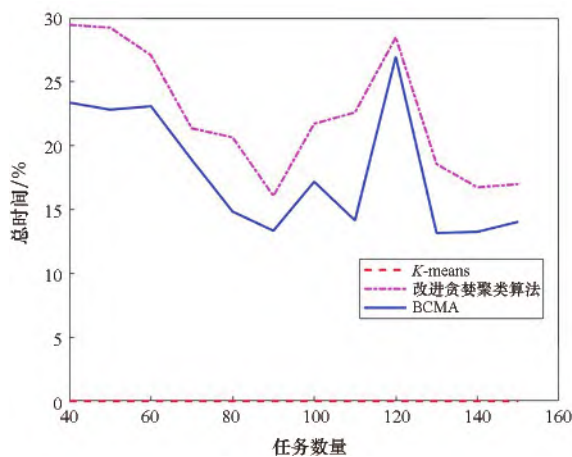
(a) 任务完成率

(a) Task accomplishment ratio



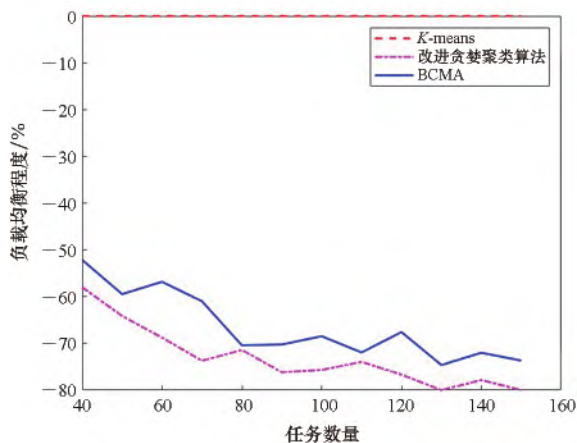
(b) 总消耗(以 K-means 法为基准)

(b) Total cost( with K-means as a benchmark)



(c) 总时间(以 K-means 法为基准)

(c) Execution time( with K-means as a benchmark)



(d) 负载均衡程度(以 K-means 法为基准)

(d) Load balance degree( with K-means as a benchmark)

图8 任务分布在右半区域时的任务规划结果评估

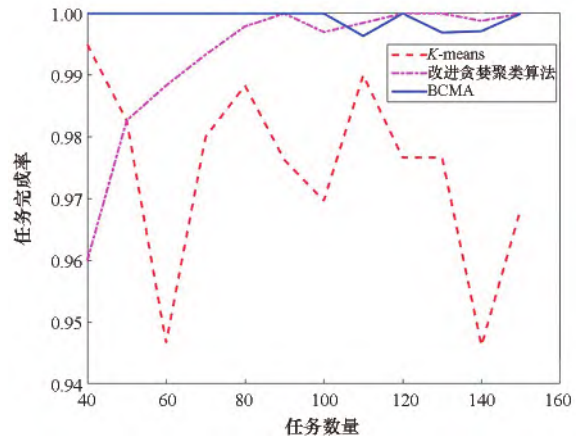
Fig.8 Evaluation of task planning results when tasks are distributed in the right half area

K-means 法由于路程短 路程消耗少 总消耗和总时间是三种方法中最小的,但 K-means 法的负载均衡程度很差,任务负载较多的无人机联盟无法

完成所有任务,且随着任务规模的增大任务完成率进一步降低,不能满足任务规划的需求。

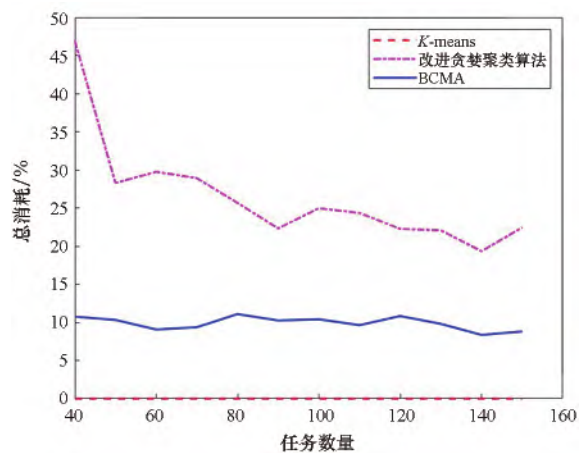
### 3.3 任务目标类型非均匀分布

任务位置在全地图随机生成,但对任务类型的分布区域进行限定,其他设置与 3.1 小节同。图 9 所示为任务位置随机分布,但需求重用性资源  $CTr_3$  的任务限定在地图左右各 1/3 区域时的仿真结果。



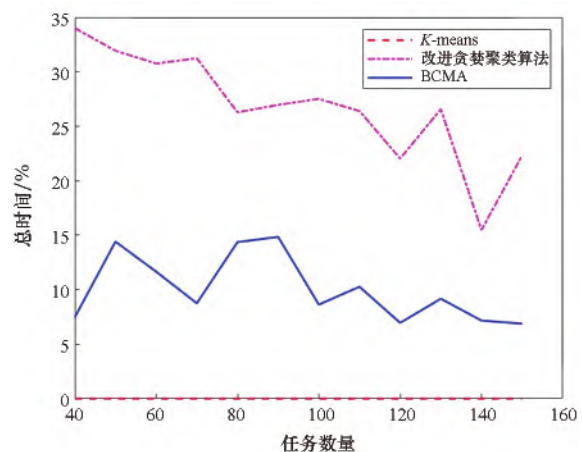
(a) 任务完成率

(a) Task accomplishment ratio



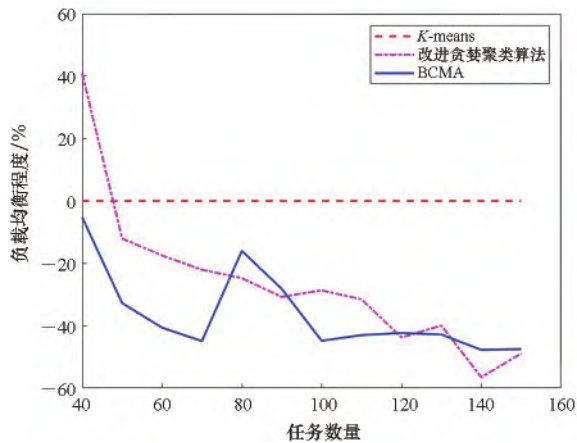
(b) 总消耗(以 K-means 法为基准)

(b) Total cost( with K-means as a benchmark)



(c) 总时间(以 K-means 法为基准)

(c) Execution time( with K-means as a benchmark)



(d) 负载均衡程度(以 K-means 法为基准)

(d) Load balance degree( with K-means as a benchmark)

图9 任务类型非均匀分布时的任务规划结果评估

Fig. 9 Evaluation of task planning results under non-uniform distribution of task types

由图9可知,在任务类型非均匀分布的情况下,BCMA法和改进贪婪聚类法在任务完成率和负载均衡程度上整体优于K-means法。而在总消耗和总时间方面,从小到大分别为K-means法、BCMA法和改进贪婪聚类法。

### 3.4 实验结果分析

通过以上仿真实验可知,本文的BCMA任务规划方法适用于不同规模、不同任务分布的全局任务规划。尤其是在任务非均匀分布的情况下,依旧能保持高任务完成率,并在总时间、总消耗和负载均衡上均获得较好的效果。

从仿真结果上看,K-means法的总消耗和总时间表现最佳。然而K-means法总消耗较少,一方面是因为路程短,另一方面是因为其任务完成率较低,部分任务未被执行;其总时间较短,一方面是因为旅行时间短,另一方面则是因为实验没有设置执行任务的时间,未体现任务代价不均衡对总时间的影响。实际上执行任务的时间越长,K-means法负载不均衡对总时间的影响会更容易得到凸显。

另外,BCMA法的任务完成率存在达不到100%的情况,尤其是在任务数量较少的时候。原因在于规划初始,预估的任务代价占比为固定值(式(25)中 $\alpha$ )。而当任务数量较少且分布分散时,任务代价占比低于该定值且偏离较多,导致对资源总量的预估低于实际需求,少量任务无法完成。

## 4 结论

1) 本文针对较大规模的异构无人机集群任务规划问题,提出一种基于均衡聚类市场拍卖机制的任务规划方法BCMA,结合了K-means法的迭代机制和市场拍卖机制,在均衡无人机负载的同时保证了总消耗的迭代优化。

2) 建立了无人机集群合作型任务规划问题的通用模型,引入了任务集合和无人机联盟双重策略,更适应于无人机集群发展的实际需求。在此基础上进行了任务规划对比试验,验证了本文BCMA任务规划方法的有效性。

3) 要指出的是,本文中的任务规划方法虽然应用于全局的静态集群任务规划,但其基于市场拍卖的机制和分布式的系统结构也适用于局部的动态集群任务规划。由于线上动态规划需要考虑到集群通信等问题,具体规划方法有待进一步的研究。

## 参考文献(References)

- [1] 沈林成,陈璟,王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报,2014,35(3): 593-606.  
SHEN L C, CHEN J, WANG N. Overview of air vehicle mission planning techniques [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 593-606. (in Chinese)
- [2] GAUTAM A, THAKUR A, DHANANIA G, et al. A distributed algorithm for balanced multi-robot task allocation [C]// Proceedings of 2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), 2016: 622-627.
- [3] 姜来浩. 基于组合拍卖的多移动机器人任务分配研究[D]. 齐齐哈尔: 齐齐哈尔大学, 2015: 20-25.  
JIANG L H. Research on task assignment for multiple mobile robots systems based on combinatorial auction [D]. Qiqihar: Qiqihar University, 2015: 20-25. (in Chinese)
- [4] ZHOU L W, SHI Y Y, WANG J L, et al. A balanced heuristic mechanism for multirobot task allocation of intelligent warehouses [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014: 380480.
- [5] ELANGO M, NACHIAPPAN S, TIWARI M K. Balancing task allocation in multi-robot systems using K-means clustering and auction based mechanisms [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 6486-6491.
- [6] HU J, YANG J C. Application of distributed auction to multi-UAV task assignment in agriculture [J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2018, 1(1): 44-50.
- [7] JIAO Z Q, YAO P Y, ZHANG J Y, et al. MAV/UAV task coalition phased-formation method [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2019, 30(2): 402-414.
- [8] 于大海. 弱通信条件下的多水下机器人任务分配方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.  
YU D H. Research on task allocation of multiple underwater vehicles with limited communication [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013. (in Chinese)



- [9] 许波,彭志平,余建平,等. 基于量子多目标进化算法的多任务 Agent 联盟生成[J]. 系统工程理论与实践, 2012, 32(10): 2253–2261.  
XU B, PENG Z P, YU J P, et al. Multi-tasking Agent coalition formation based on quantum multi-objective evolutionary algorithm[J]. Systems Engineering—Theory & Practice, 2012, 32(10): 2253–2261. (in Chinese)
- [10] MOURADIAN C, SAHOO J, GLITHO R H, et al. A coalition formation algorithm for multi-robot task allocation in large-scale natural disasters[C]//Proceedings of 2017 13th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference, 2017: 1909–1914.
- [11] MOUSAVI S, AFGHAH F, ASHDOWN J D, et al. Use of a quantum genetic algorithm for coalition formation in large-scale UAV networks[J]. Ad Hoc Networks, 2019, 87: 26–36.
- [12] DJI. Matrice-300 [EB/OL]. (2020-08-24) [2020-11-08]. <https://www.dji.com/cn/matrice-300>.
- [13] 杨晨,张少卿,孟光磊. 多无人机协同任务规划研究[J]. 指挥与控制学报, 2018, 4(3): 234–248.  
YANG C, ZHANG S Q, MENG G L. Multi-UAV cooperative mission planning[J]. Journal of Command and Control, 2018, 4(3): 234–248. (in Chinese)
- [14] BERTSEKAS D P. Auction algorithms for network flow problems: a tutorial introduction[J]. Computational Optimization and Applications, 1992, 1(1): 7–66.
- [15] 王然然,魏文领,杨铭超,等. 考虑协同航路规划的多无人机任务分配[J]. 航空学报, 2020, 41(增刊2): 24–35.  
WANG R R, WEI W L, YANG M C, et al. Task allocation of multiple UAVs considering cooperative route planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(Suppl 2): 24–35. (in Chinese)
- [16] 姚芝凤. 室内环境下多机器人协调探索算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018: 36–51.  
YAO Z F. Research on multiple robots coordination exploration algorithm in indoor environment[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018: 36–51. (in Chinese)
- [17] OTTE M, KUHLMAN M J, SOFGE D. Auctions for multi-robot task allocation in communication limited environments[J]. Autonomous Robots, 2020, 44(6): 547–584.
- [18] NUNES E, GINI M. Multi-robot auctions for allocation of tasks with temporal constraints[C]//Proceedings of the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2015: 2110–2216.
- [19] 丁臻极. 城市环境下多无人机应急救援任务分配技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016: 54–64.  
DING Z J. Task allocation technology of unmanned aerial vehicles for emergency relief in an urban terrain[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016: 54–64. (in Chinese)
- [20] HELSGAUN K. An effective implementation of the Lin-Kernighan traveling salesman heuristic[J]. European Journal of Operational Research, 2000, 126(1): 106–130.
- [21] 李悦乔. 求解动态多目标 TSP 问题的一种基于 LKH 的算法研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2007: 10–11.  
LI Y Q. A DMOLKH algorithm for dynamic multi-object traveling salesman problem[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2007: 10–11. (in Chinese)
- [22] HELSGAUN K. General  $k$ -opt submoves for the Lin-Kernighan TSP heuristic[J]. Mathematical Programming Computation, 2009, 1(2/3): 119–163.
- [23] GERHARD R. TSPLIB[DB/OL]. (2013-01-01) [2020-11-08]. <http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/tsp/>.
- [24] 赵敏. 分布式多类型无人机协同任务分配研究及仿真[D]. 南京: 南京理工大学, 2009: 8–15.  
ZHAO M. Research and simulation of coordinated task allocation for distributed heterogeneous UAVs[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2009: 8–15. (in Chinese)
- [25] 袁方,周志勇,宋鑫. 初始聚类中心优化的  $K$ -means 算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(3): 65–66.  
YUAN F, ZHOU Z Y, SONG X.  $K$ -means clustering algorithm with meliorated initial center[J]. Computer Engineering, 2007, 33(3): 65–66. (in Chinese)