

# 一种面向异构无人机群的博弈任务分配算法

张 淳,伍永江,王雪梅

(南京邮电大学 计算机学院、软件学院、网络空间安全学院,南京 210023)

E-mail:zhc1088@njupt.edu.cn

**摘要:**多异构无人机的任务分配是无人机群协同工作中的重要问题,尤其在任务复杂且资源有限的空域环境中,如何快速找到高效、稳定的任务分配方案是一个关键挑战.本文提出了一种基于任务筛选、偏好计算与稳定匹配理论的多无人机任务分配算法.首先,通过任务区域筛选机制,根据任务需求和空域环境筛选出潜在的无人机候选集合,从而有效减少计算复杂度并提高分配效率.随后,利用无人机偏好计算公式,初步分配无人机到各任务区域,并基于 Gale-Shapley 稳定匹配理论确保初始分配的合理性与稳定性.在联盟形成阶段,采用 Shapley 值对联盟收益进行动态优化,通过移除边际贡献较低的无人机提升联盟的整体收益,并对移除的无人机进行二次分配以最大化任务完成率.实验结果表明,与随机算法和拍卖算法相比,本文提出的方法在计算效率、分配收益和分配结构稳定性方面表现出显著优势,适用于较大规模动态任务场景.与边际效益算法相比,该方法不仅减少了联盟迭代次数和算法运行时间,还实现了更高的总收益,达到最佳分配联盟收益的90%以上.在大规模数据量的分配任务中,该方法的表现优于随机边际效益算法和拍卖算法.

**关键词:**异构无人机集群;任务分配;博弈论;无人机联盟;Gale-Shapley 算法

中图分类号: TP399

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2026)04-0793-09

## Game Task Assignment Algorithm for Heterogeneous UAVs

ZHANG Chun, WU Yongjiang, WANG Xuemei

(School of Computer Science, School of Software, School of Cyberspace Security, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** Task allocation of multiple heterogeneous UAVs is an important issue in the collaborative work of UAV swarms. Especially in airspace environments with complex tasks and limited resources, how to quickly find an efficient and stable task allocation solution is a key challenge. This paper proposes a multi-UAV task allocation algorithm based on task screening, preference calculation and stable matching theory. First, through the task area screening mechanism, potential UAV candidate sets are screened according to task requirements and airspace environment, thereby effectively reducing the computational complexity and improving the allocation efficiency. Subsequently, the UAV preference calculation formula is used to preliminarily allocate UAVs to each task area, and the rationality and stability of the initial allocation are ensured based on the Gale-Shapley stable matching theory. In the alliance formation stage, the Shapley value is used to dynamically optimize the alliance revenue, and the overall revenue of the alliance is improved by removing UAVs with low marginal contributions, and the removed UAVs are secondary allocated to maximize the task completion rate. Experimental results show that compared with random algorithms and auction algorithms, the proposed method has significant advantages in computational efficiency, distribution benefits and distribution structure stability. It can efficiently adapt to larger-scale dynamic task scenarios while maintaining a stable alliance structure. Moreover, it reduces the number of alliance iterations and shortens the algorithm's runtime compared to marginal benefit algorithms. The total benefit distribution achieves more than 90% of the optimal alliance benefits. Furthermore, it surpasses random marginal benefit algorithms and outperforms auction algorithms in large-scale data allocation tasks.

**Keywords:** heterogeneous UAV cluster; task assignment; stable matching theory; alliance structure; Gale-Shapley algorithm

## 0 引言

随着人工智能与无人系统技术的飞速发展,无人机以其高机动性、灵活性和低成本等优势,已在环境监测<sup>[1]</sup>、灾害救援、军事侦察<sup>[2]</sup>及物流运输<sup>[3]</sup>等领域展现出广泛应用潜力。

然而,面对日益复杂的实际任务需求,单一无人机系统逐渐暴露出覆盖范围有限、任务冗余高、对环境适应性差等不足.特别是在军事场景中,单机难以胜任高危、多维度的复杂任务,对更高效、更智能的系统需求日益突出.为应对这些挑战,多无人机系统以分布式协同和任务分工能力<sup>[4]</sup>,在提高任务执

行效率和适应动态任务场景方面展现出显著优势. 研究表明, 合理调度多无人机的任务单元可通过动态联盟的方式实现复杂任务的精确分配和高效执行. 这种能力尤其在战场环境中表现突出, 例如当前军事应用中的侦察与攻击任务, 通过群体协同显著提升了作战效能. 集群智能技术的进步推动了多无人机系统向无人机智能集群的演化. 无人机智能集群通过模拟自然界集群行为<sup>[5]</sup> (如鸟群和蜂群的协作模式), 结合人工智能算法实现高度自治和分布式决策<sup>[6]</sup>. 这种系统不仅在任务执行的灵活性上超越传统多无人机编队, 还在协同策略优化<sup>[7]</sup>、动态资源分配等方面表现出卓越性能. 此外, 无人机系统在民用与军事领域的需求重点逐步分化, 在民用领域, 任务需求趋于成熟, 研究重心更多集中于提高路径规划精度、提升多环境适应性等方向.

多无人机系统中的联盟合作研究主要关注如何通过任务分解与资源分配, 形成最优的无人机任务分组或联盟, 以提升系统的整体任务完成效率和资源利用率. 动态场景中的联盟合作, 文献[8]采用动态贝叶斯博弈模型, 解决了随机任务场景下的无人机协作问题. 该方法通过动态更新博弈模型的策略和任务状态, 有效应对任务环境的不确定性和无人机的动态调度需求. 文献[9]进一步提出了基于任务驱动的联盟形成机制, 从任务需求与无人机资源匹配的角度, 构建了资源分配与任务联盟的耦合优化框架. 该机制显著提升了无人机协作效率, 在复杂任务环境下表现尤为优异. 文献[10]中探讨了一种用于群体智能系统的策略, 通过“遗忘”强化的阈值来实现群体的重新专业化基于联盟博弈的框架. 在联盟博弈框架的研究中, 文献[11]开发了基于序列重叠的联盟形成游戏框架. 该框架通过引入任务驱动的序列建模方法, 提升了异构无人机资源的综合利用率, 并在异构环境中展现了良好的鲁棒性. 研究者们还基于博弈论提出了一系列模型与方法, 例如联盟形成博弈(CFG)<sup>[12]</sup> 和合作博弈, 以解决动态任务场景中的资源调度问题. 文献[13]在此基础上, 提出了一种多目标联盟形成博弈方法, 针对无人机与基站协作的场景, 优化了联盟形成与任务分配的动态性. 该方法为提升联盟的稳定性和任务执行效率, 提出了基于公平性与稳定性兼顾的分配机制, 提出了一种新的效用分配函数, 通过引入动态公平性因子, 解决了联盟内部成员间的利益冲突问题.

多目标任务优化中的联盟合作、多目标任务优化是无人机联盟合作的重要研究方向之一. 文献[14]探索了多追捕者与多逃逸者的差分博弈模型, 通过非线性规划优化实现了联盟内多目标任务的分配. 文献[15]则提出了基于组合曼塔鱼觅食优化的多无人机协同侦查方法, 该方法通过仿生优化技术, 在动态环境中实现了无人机的高效任务协作. 上述研究均表明, 多目标任务优化方法能够在复杂任务场景中提升无人机系统的协作效率与鲁棒性. 在联盟合作模型中, 效用分配是关键挑战之一. 现有研究多采用平均分配和比例分配等方法, 但这些方法通常未能充分考虑无人机异质性和任务需求多样性.

本文研究了多无人机协同任务分配联盟的合作问题, 提出了一种改进偏好计算和 Gale-shapley 结合的联盟合作分配算法. 主要工作内容如下:

1) 提出了一种基于任务需求和空域环境的任务区域筛

选机制, 有效减少了任务分配中的计算复杂度, 提高了分配效率. 这种机制能够筛选出与任务需求匹配的无人机候选集合, 优化了初始分配阶段的计算资源利用.

2) 通过无人机偏好计算公式初步分配任务, 随后利用 Gale-Shapley 稳定匹配算法, 确保任务分配的合理性与稳定性. 该理论的引入增强了分配结果在动态场景中的适应能力.

3) 采取二次分配策略, 对被移除的无人机进行二次分配, 最大化任务完成率, 体现了对资源的充分利用和分配灵活性的提升.

通过实验验证, 与传统的随机边际效益算法和拍卖算法相比, 所提方法在计算效率、分配收益和分配结构稳定性方面具有优势, 展现了在大规模动态任务场景下的适应能力.

## 1 多无人机任务分配模型

本文主要研究三维环境下异构无人机在任务分配中的联盟协作问题. 研究场景设定为一个无人机执行任务的空域, 该空域包含一定数量的无人机用于执行相关任务, 以及若干任务区域. 根据无人机的执行状态, 可分为3种情况: 等待状态、就绪状态和执行状态. 在任务空域中, 当新增任务需要进行分配时, 如何选择适当的无人机加入这些新任务的联盟是研究的关键问题. 为此, 本文从两个方面进行了分析: 一方面, 考虑无人机在航行能力、执行效率和环境适应能力等方面的性能差异; 另一方面, 基于空域的历史信息、地形特征和空气环境条件等因素, 定义了不同位置空域的环境恶劣程度和任务执行难度. 这些因素的差异直接影响任务分配策略以及任务联盟调整后的总体收益结果. 假设存在无人机工作的一个空域空间, 定义空域为:

$$\xi = \{ (x, y, z) \mid x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, z_{\min} \leq z \leq z_{\max} \}, \xi \subseteq R^3 \quad (1)$$

其中: 定义空域中无人机  $U = \{ u_1, u_2, \dots, u_n \}$  和任务数量集合  $R = \{ R_1, R_2, \dots, R_m \}$ , 无人机数量多余任务数量. 每个任务空间  $R_i$  定义为地面上一个球形区域, 包含任务中心和任务半径:

$$R_i = \{ (x, y, z) \mid \| (x, y, z) - (x_i, y_i, z_i) \| \leq r_i, z \geq 0 \} \quad (2)$$

假设在这个任务空间中存在若干障碍物, 障碍物的数量和任务执行的难度成正比. 因此, 任务分配要为每个难度和任务完成量不同的任务分配一个最佳的无人机联盟. 首先, 通过航行成本, 任务历史难度求得单个无人机对任务联盟的偏好序列, 选择无人机最大偏好的任务, 得到一个初始任务联盟结构. 然后通过任务联盟的约束条件<sup>[16]</sup> 和筛选无人机模型, 对初始联盟结构调整, 通过 shapley 值的公平效益计算联盟无人机的收益. 最终得到最佳的一个收益分配联盟.

如图1所示, 研究了多无人机协同完成任务的场景. 在该问题中, 每架无人机  $u_i \in N$  根据其计算的偏好序列  $T(u_i)$  选择执行一个任务, 每个任务会形成一个初始的合作无人机序列  $C_i = \{ u_1, u_2, \dots, u_i \}$ , 并设定每架无人机只能执行一个特定的任务. 在稳定匹配框架中, 需要判断初始任务分配联盟是否满足约束条件, 即  $Cap(C_i) \geq Q(R_i)$ , 分配联盟  $C_i$  的合作能力需要超过任务  $R_i$  的任务量, 并且联盟中无人机数量不能超出任务  $R_i$  的最大容量, 即  $|C_i| \leq C_{\max}(R_i)$ . 并对不符合条件的

联盟中的无人机序列进行删减,根据无人机在联盟中的边际贡献大小,依次移除贡献最小的无人机,直到任何进一步的移除都无法提高联盟的整体收益时停止优化.被移出的无人机

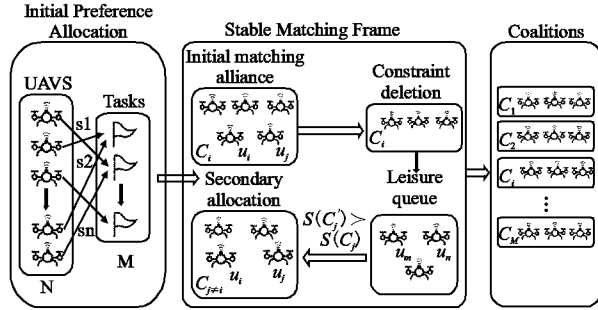


图 1 系统模型示意图

Fig 1 Schematic diagram for system model

将进入待分配队列,并根据其偏好序列重新匹配到其他任务联盟进行二次分配.这个过程将持续进行,直到联盟的匹配结构达到稳定状态,最终形成一个稳定的联盟匹配结果.

1.1 任务环境代价

空域中的任务环境代价是由任务范围内的障碍物数量和分布位置决定,当无人机  $u_i$  在当前任务环境  $R_j$  执行任务时,计算障碍物和任务中心位置的欧式距离和障碍的难度系数,定义计算公式为:

$$H(x, y, z) = \sum_{i=1}^N \frac{\kappa_i}{\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2}} \quad (3)$$

式中: $N$ 表示任务空间中障碍物的数量, $(x_i, y_i, z_i)$ 表示第  $i$  个障碍物的位置, $\kappa_i$ 表示障碍物相关的强度因子.

1.2 任务联盟筛选

由于空域中无人机分布的位置不同,任务范围内或者周边分布的无人机数量各有差异,所以引入任务的筛选半径  $d_j$ ,目的是为每个任务  $R_j$  筛选出一个初始的无人机集合  $u_j \subset U$ ,并通过任务筛选集合的并集找到适合全局任务分配的无人机集合.

公式定义:

$$d_j = D(d_j) = G(f_j) \cdot t \quad (4)$$

$$G(f_j) = \frac{1}{1 + H(P_j)} \quad (5)$$

式中: $t$ 是初始估计的筛选空域的半径参数, $G(f_j)$ 是任务复杂性系数函数,可以影响任务筛选半径的大小.它和任务环境代价相关, $P_j = (x_j, y_j, z_j)$ 是任务的中心坐标.当任务难度低时,增大筛选半径,可以考虑到任务更远距离的无人机,增加整体的收益,当任务难度高时,初始选择的筛选半径减少,优先选择更近距离的无人机处理当前任务.

定义如下筛选规则:

在任务  $R_i$  的筛选半径  $d_j$  内,筛选无人机集合  $U_j = \{u_i \in U \mid \|u_i - p_i\| \leq d_j\}$  其中  $\|u_i - p_i\|$  表示无人机  $u_i$  到任务中心的欧几里得距离.考虑当前任务的最大预期数量  $M_i$ ,当任务  $R_i$  的无人机筛选集合大于预期数量,则进一步筛选无人机集合  $U_j$ .反之,就要扩大筛选半径  $d_j$ ,得到合适数量的无人机初始分配联盟.

$$U'_j = \text{top}_{k_j} \{p(u_i) \mid u_i \in U_j\} \quad (6)$$

式中: $p(u_i)$ 表示无人机  $u_i$  的能力函数,根据筛选集中无人机的性能优势,选择筛选半径中性能最佳的前  $k$  个无人机.

$$d_j = (1 + \varepsilon) d_j \quad (7)$$

式中: $\varepsilon$ 表示筛选半径的缩放比例.

考虑所有任务筛选的无人机集合可以得到一个无人机的初始分配数量.不用考虑全局的无人机对任务的分配,提高算法的效率和实时性,即公式(8):

$$U_{int} = \bigcup_{j=1}^m U'_j \quad (8)$$

1.3 无人机集合的偏好计算

无人机  $U_{int}$  集合中,单个无人机  $u_i$  对所有可选择的任务需构建一个初始的偏好选择队列  $T(u_i)$ ,该偏好队列的计算依据包括无人机的能力评价函数  $P(u_i, R_j)$ 、任务区域的环境恶劣程度  $H(p_j)$  以及任务完成的收益  $F(u_i, R_j)$ .例如,能力评价函数依据无人机的航行能力  $E(u_i)$  评估其完成任务的潜力;在任务环境代价中定义了环境恶劣程度对任务执行的影响;任务完成的收益则涵盖了任务所需时间、资源消耗等.此外,收益函数  $F(u_i, R_j)$  需要计算无人机在完成前后的奖励与成本,奖励反映任务的收益,成本涉及执行过程中所消耗的资源与时间.最终,将这些计算结果进行归一化处理,确保各因素的影响能够在统一标准下进行比较,从而得到无人机对当前所有可选择任务的偏好列表,无人机选择任务的偏好函数如公式(9)所示:

$$Y(u_i, R_j) = T(P(u_i, R_j) + H(p_j) + F(u_i, R_j)) \quad (9)$$

式中: $T$ 表示对偏好计算的归一化处理, $P(u_i)$ 表示无人机  $u_i$  的能力评价函数,其与无人机的航行能力  $E(u_i)$ 、航行速度  $v(u_i)$  和任务适配度  $A(u_i, R_j)$  相关. $H(p_j)$ 是定义的环境代价.能力评价函数如公式(10)定义:

$$P(u_i, R_j) = w_1 \cdot \frac{E(u_i)}{E_{max}} + w_2 \cdot \frac{v(u_i)}{v_{max}} + w_3 \cdot A(u_i, R_j) \quad (10)$$

式中:任务适配度函数  $A(u_i, R_j)$  和无人机历史分配信息以及任务区域筛选到该无人机的次数相关,初始历史分配信息默认为0. $E_{max}$ 和  $v_{max}$ 表示无人机在最佳状态的航行能力以及飞行速度, $w_1, w_2, w_3$ 分别是航行能力,速度能力和任务适配度的权重系数,表示对无人机能力评价的影响,设定要求是  $w_1 \geq w_2 \geq w_3$ .收益函数  $F(u_i, R_j)$  定义如公式(1)~公式(12):

$$F(u_i, R_j) = F_{reward}(R_j) - F_{cost}(u_i, R_j) \quad (11)$$

$$F_{cost}(u_i, R_j) = c_1 \cdot d(u_i, R_j) + c_2 \cdot \frac{d(u_i, R_j)}{E(u_i)} \quad (12)$$

式中: $F_{reward}(R_j)$ 表示任务完成可得到的收益值,任务完成的收益与任务量相关,任务量越大,收益通常越高.收益值根据任务规模、复杂度和资源需求计算,反映任务的价值和完成后的效益. $F_{cost}(u_i, R_j)$ 表示完成任务所需成本,该成本和无人机完成任务所需的航行距离  $d(u_i, R_j)$  及航行距离和航行能力比值相关. $c_1, c_2$ 是两者的权重系数,决定了两者对成本的影响权重.航行距离越远,增加完成任务所需成本,无人机  $u_i$  航行能力越大,  $\frac{d(u_i, R_j)}{E(u_i)}$  其比值越小,成本减少.通过  $Y(u_i, R_j)$  可以计算初始无人机集合  $U_{int}$  对所有任务的一个偏好序列<sup>[17]</sup>.

#### 1.4 任务分配联盟的收益函数

定义任务联盟总体的收益函数公式(13)、公式(14)：

$$S(R_j) = Q(R_j) + V(R_j) - K(C_j, R_j) - \gamma H(p_j) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} & \operatorname{argmax}_{R_j \in R} \sum S(R_j) \\ & s. t. \operatorname{Cap}(C_j) \geq Q(R_j) \\ & |C_j| \leq C_{\max}(R_j) \\ & C_i \cap C_j = \phi, (i \neq j) \end{aligned} \quad (14)$$

式中： $Q(R_j)$ 表示任务量， $V(R_j)$ 表示任务联盟合作情况下的奖励收益， $K(C_j, R_j)$ 对联盟合作能力过度时的惩罚函数。 $\gamma$ 是任务环境代价  $H(p_j)$  的权重。公式(12)表示任务  $R_j$  无人机联盟结构  $C_j$  获得的收益，公式(13)表示所有无人机联盟结构满足约束条件下，整体的收益需要要求的最大值。

综合考虑无人机的偏好计算函数与无人机联盟定义的总体收益函数，两者均需计算无人机联盟在任务中获得的收益。将单个无人机视为一种特殊的无人机联盟结构，其收益计算函数与对应无人机联盟的收益计算函数等同。即公式(10)中的  $F_{\text{reward}}(R_j)$  和公式(12)中  $V(R_j)$  等同，函数定义为：

$$V(R_j) = \begin{cases} \alpha \cdot \beta(R_j) \cdot (\operatorname{Cap}(C_j) - Q(R_j)) & \operatorname{Cap}(C_j) > Q(R_j), \\ 0 & \operatorname{Cap}(C_j) \leq Q(R_j) \end{cases} \quad (15)$$

$$\beta(R_j) = \lambda_1 \cdot Q(R_j) + \lambda_2 \cdot H(p_j) \quad (16)$$

式中： $\alpha$ 、 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  表示无人机获取奖励、任务量、任务环境代价的权重， $\operatorname{Cap}(C_j)$  表示任务联盟总体的合作能力，单个无人机工作能力由公式(9)定义，可以得到任务联盟能力公式(17)：

$$\operatorname{Cap}(C_i) = \sum_{u_j \in C_i} P(u_j, R_i) - H(p_i) \quad (17)$$

在无人机根据偏好计算初始任务分配时，可能会出现多个无人机争抢同一任务的情况。这种分配方式可能导致某一任务联盟的合作能力远超任务需求量，造成无人机能力的浪费。为解决这一问题，公式(12)中引入了惩罚函数，其定义公式(18)：

$$K(C_j, R_j) = \mu \cdot \max(0, \operatorname{Cap}(C_j) - \lambda_3 \cdot Q(R_j))^2 \quad (18)$$

式中： $\mu$  表示任务联盟的权重系数， $\lambda_3$  表示超出任务量的比例系数。

综合上面定义的公式，可以得到最终的联盟分配总收益函数公式(19)：

$$S(R_j) = Q(R_j) + \alpha \cdot \max(0, \beta(R_j) \cdot \operatorname{Cap}(C_j) - Q(R_j)) - \mu \cdot \max(0, \operatorname{Cap}(C_j) - \lambda_3 \cdot Q(R_j))^2 + \gamma \cdot H(p_j) \quad (19)$$

## 2 多无人机匹配博弈分配算法

### 2.1 任务联盟的筛选

在已有的联盟博弈<sup>[18]</sup> 都是对空间中所有的无人机进行分配，使用改进的 K-medoids 聚类算法，基于异构资源对无人机集群和任务进行聚类，以降低任务分配问题的规模和难度。主要目的是将多个相近的任务通过聚类的方式形成任务区域，让无人机优先完成区域内部的任务，一方面是减少了算法计算中任务数量的复杂程度，另一个方面将任务分配问题转化为联盟划分问题，为划分的任务联盟和无人机找到合适的联盟匹配方案。由此可见，在无人机联盟任务分配中，形成一个初始的无人机与任务的联盟区域，对于无人机的任务分配问题具有重要的帮助作用。本文设计了一种任务筛选区域的

方法，用于确定初始分配的无人机集合，通过公式(4)可以得到每个任务的筛选半径，选择筛选范围中的无人机组成初始的无人机分配组合。假设下面筛选实例中将无人机  $U = \{u_0, u_2, \dots, u_{14}\}$  分配给任务  $T = \{r_1, r_2, r_3\}$ ：

表1中给出实例1中需要筛选无人机的任务集合  $T = \{r_1, r_2, r_3\}$ ，容量表示该任务最大无人机数量，筛选半径受到容量影响，如果无人机数量超过容量，则通过公式(6)的方式删减选中的无人机，如果无人机数量少于容量，则通过公式(7)的方式扩大筛选半径来增加可选择的无人机数量。通过上面的筛选方式可以找出当前实例下任务筛选的无人机序列  $U_0 = \{u_1, u_3, u_4, u_7\}$ ， $U_1 = \{u_4, u_6, u_7\}$ ， $U_2 = \{u_8, u_{10}, u_{12}, u_{13}\}$ 。

表1 任务筛选信息

Table 1 Task filtering information

Task	坐标	筛选半径	容量
1	(1.5, 3.2, 4.0)	5.83	4
2	(6.1, 2.9, 1.8)	2.11	3
3	(3.8, 4.4, 3.5)	3.73	3

如图2所示：给出任务筛选无人机集合的二维平面图，其中三角形表示可选择的无人机，正方形表示任务，虚线框表示任务筛选空间内的无人机选择区域。如图3所示，展示了任务

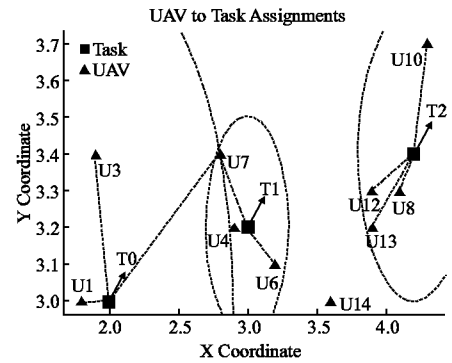


图2 二维平面筛选图

Fig. 2 Two-dimensional plane screening diagram

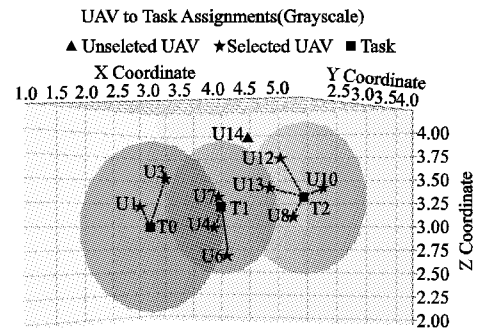


图3 三维空间筛选图

Fig. 3 3D space screening diagram

筛选无人机的三维空间图。为了便于区分，图中使用五角星表示位于筛选区域内的无人机，三角形表示位于筛选区域外、未被选择的无人机。图中信息显示任务区域的筛选区域会重叠，导致初步筛选的无人机会被重复选择<sup>[19]</sup>，则需要更改无人机

的任务适配度  $A(u_i, R_j)$ , 未被选择的无人机任务适配度为 0, 被重复筛选的无人机增加该无人机的任务适配度, 无人机被筛选的次数越多, 说明它在任务中的适配度越高, 从而提升了该无人机的优先选择权. 无人机在任务分配中的选择性能也会更高, 意味着它在后续任务中更有可能被优先考虑.

## 2.2 基于偏好序列的循环分配

任务联盟筛选完成后, 每个分配任务筛选出的无人机组合成了一个可用于分配的无人机集合. 根据公式(9)和公式(13), 对集合中的无人机进行计算, 生成无人机组合对应任务的偏好列表  $T(U)$ :

$$T(U) = \left\{ \begin{array}{l} T(u_{1,1}), \dots, T(u_{1,n_1}) \\ T(u_{2,1}), \dots, T(u_{1,n_2}) \\ \vdots \\ T(u_{k,1}), \dots, T(u_{1,n_k}) \end{array} \right\} \quad (20)$$

无人机根据自己的第一优先偏好选择执行任务, 得到初始的任务联盟分配, 但是这个联盟中的无人机收益是相互冲突的, 会减低无人机整体合作的收益. 所以对于冲突的无人机联盟结构需要结构的优化调整来找到合适当前任务联盟和总收益的分配方式. 采取 shapley 值来选择联盟中收益最小的无人机可以保证任务联盟中无人机的公平收益效果. 定义 shapley 值的公式(21)、公式(22):

$$\phi(u_i) = \sum_{S \subseteq C_j \setminus \{u_i\}} \frac{|S|! (|C_j| - |S| - 1)!}{|C_j|!} \cdot \Delta S(u_i, S) \quad (21)$$

$$\Delta S(u_i, S) = S(R_j, S \cup \{u_i\}) - S(R_j, S) \quad (22)$$

当多个无人机争抢同一任务  $R_j$ , 导致惩罚函数  $K(C_j, R_j)$  很大时, 可以通过以下步骤优化联盟:

1) 计算每个无人机的 Shapley 值. 由于通过初步筛选规则, 和偏好选择规则, 大大缩减了联盟中需要计算 shapley 值的无人机数量<sup>[20]</sup>.

2) 计算每个任务联盟的 Shapley 值序列. 将  $u_{min}$  从联盟  $C_j$  中移除.

$$C_j \leftarrow C_j \setminus \{u_{min}\}, u_{min} = \arg \min_{u_i \in C_j} \phi(u_i) \quad (23)$$

重新计算更新后的联盟能力  $Cap(C_j)$  和联盟收益  $S'(R_j)$ . 这里需要重新计算前后的联盟收益情况, 通过  $S(R_j)$  和  $S'(R_j)$  的收益比较, 来确定是否要更新联盟结构. 其次, 通过公式(22)对存在不合理分配的任务联盟进行删减其收益最小的无人机, 得到所有被移除的无人机集合:

$$U_{rem} = \{u_1, u_2, \dots, u_m\} \quad (24)$$

随机选择集合中无人机  $u_i$ , 通过该无人机的偏好列表中对任务的优先级顺序  $T(u_i) = [R_{n_1}, R_{n_2}, \dots, R_{n_k}]$  中的次优任务开始分配.

对于每个无人机  $u_i \in U_{rem}$  从其偏好列表  $T(u_i)$  中选择次优任务尝试加入相应任务联盟  $C_2, C_3$ , 判断标准为:

$$C_i = \begin{cases} C_i \cup u_i & \text{if } S(u_i, C_i) \geq S(\phi, C_i) \\ C_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (25)$$

直到所有无人机都完成分配, 且联盟结构稳定, 不再发生变化时, 整个分配体系将达到纳什均衡<sup>[21]</sup>. 在这一状态下, 每个无人机在给定其他无人机的选择情况下, 无法通过单方面改变其任务分配来获得更大的收益.

## 2.3 算法设计

在上述 2.1 节和 2.2 节中已经对多无人机匹配博弈分配算法的理论基础和计算公式进行了详细阐述, 本部分将对算法的设计进行详细说明. 本文将任务分配算法分为两大部分: 任务联盟筛选算法和基于偏好计算的稳定匹配分配算法. 任务联盟筛选算法通过筛选无人机和任务的适配度, 从而有效降低问题规模, 简化后续的任务分配过程. 接着, 基于偏好计算的稳定匹配分配算法通过计算无人机的任务偏好及 Shapley 值, 确保任务分配的稳定性以及寻求合作联盟的最大收益.

任务联盟筛选算法的目的是通过建立任务与无人机之间的初步适配关系, 减少任务分配问题的规模. 具体来说, 该算法通过计算每个任务的筛选半径, 筛选出适合执行任务的无人机集合. 根据无人机的适配度、任务容量和筛选半径, 算法能够有效地将无人机分配到合适的任务区域. 算法的伪代码见表 2.

表 2 任务联盟筛选算法

Table 2 Task alliance filtering algorithm

### 算法 1. 任务联盟筛选算法

1. 初始化任务  $T$ , 无人机  $U = \{\}$
2. FOR  $s = 1 : T_n$
3. 利用式(4)、式(5)得到筛选半径  $d_s$ , 得到筛选的无人机  $U_s = \{u_i \in D_s\}; // D_s$  是筛选区域
4. IF ( $|U_s| > U_{max}$ )
5. 利用式(6)得到  $U'_s = top_{k_j}\{p(u_i) | u_i \in U_j\}$ ;
6. ELSE IF ( $|U_s| \leq U_{min}$ )
7. 利用式(7)得到  $d'_s$ , 更新筛选集合  $U'_s = \{u_i \in D'_s\}$ ;
8.  $U_{int} = \bigcup_{s=1}^m U'_s$
9. END

算法 1 旨在完成 2.1 节中任务联盟的筛选工作, 用求得的筛选半径  $d_s$ , 对空域中的无人机进行初步的查找, 将合适的无人机加入待删减的队列  $U_s = \{u_i \in D_s\}$ , 在通过公式(6)和公式(7)对队列中的无人机进行选择, 如果数量不够任务的最低要求, 则需要扩大筛选距离, 如果数量过多, 则需要挑选最佳的无人机集合, 得到初始的筛选结合  $U_{int} = \bigcup_{s=1}^m U'_s$ .

在初始筛选完成后, 通过计算每个任务与无人机之间的偏好值, 生成偏好列表, 反映无人机对任务的选择优先级. 为了确保无人机之间的公平性和任务分配的稳定性, 算法会通过计算每个无人机的 Shapley 值, 移除收益最小的无人机, 并基于偏好顺序进行任务的重新分配, 直到联盟的匹配结构达到稳定状态, 最终形成一个稳定的联盟匹配结果. 算法的伪代码见表 3.

算法 2 旨在完成 2.2 节中基于偏好列表的循环分配工作. 步骤 1 ~ 步骤 6 部分是为了完成 1.3 节中的无人机偏好计算, 得到无人机的偏好序列  $T_{item}$ , 步骤 7 ~ 步骤 13 首先根据无人机的偏好序列将其优先分配到任务联盟中. 然后, 计算分配后的任务集合的 Shapley 值, 以评估每个无人机在联盟中的贡献. 最后, 将贡献值较小的无人机从任务联盟中移除, 并加入空闲列表  $U_{leisure}$ . 步骤 14 ~ 步骤 25 则实现是对空闲列表中的无人机的循环分配, 选择无人机偏好序列中的次优任务进

行分配,计算任务联盟的收益变化,选择是否更新联盟结构。

表3 基于偏好计算的稳定匹配分配算法

Table 3 Stable matching allocation algorithm based on preference calculation

算法2. 基于偏好计算的稳定匹配分配算法	
1.	算法1得到初始集合 $U_{int}, T_{int}$
2.	FOR $item = 1; U_{int}$
3.	利用式(9)计算偏好 $Y(u_i, R_j)$ , 得到偏好序列
4.	$Y_{item} = \{Y_1, \dots, Y_t\}$ ; // $t$ 是选择的任务数
5.	选择 $T_{item} = \max(Y_{item})$ , 即 $u_{item} \rightarrow T_{item}$ ;
6.	END
7.	FOR $item = 1; T_{int}$
8.	利用式(13)计算当前分配联盟的收益;
9.	利用式(14)约束条件判断是否需要删减;
10.	利用式(20)计算联盟的 shapley 值收益序列
11.	$\varphi(U_{item}) = \{\varphi(u_1), \varphi(u_2), \dots, \varphi(u_t)\}$ ;
12.	删减最小收益的无人机加入闲置队列, $u_{min} \in U_{item} \rightarrow U_{leisure}$ ; // 得到空闲无人机列表
13.	END
14.	// 对空闲无人机的二次分配
15.	WHILE $U_{leisure} \neq \emptyset$
16.	随机选择无人机 $u_i \in U_{leisure}$ ;
17.	利用其偏好序列选择次优任务 $T'_i = \max(Y_i \setminus T_{item})$ // 不包含已选择的任务
18.	WHILE $Y_i \neq \emptyset$
19.	利用式(19)计算收益 $S(T'_i)$ ;
20.	IF $(S(T'_i) \geq S(T_i))$
21.	利用式(24)更新任务联盟 $C'_i$ ;
22.	BREAK;
23.	END IF
24.	END
25.	END

## 2.4 Gale-Shapley 稳定匹配的分析 and 证明

**定理.** 在任何双边匹配问题中, 如果参与者的偏好列表是严格的, 那么即使在多对一匹配和额外约束条件的情况下, 稳定匹配的结构依然存在。

**证明:** 假设给定的无人机集合  $U_{int} = \{u_1, \dots, u_n\}$  和任务集合  $T_{int} = \{r_1, \dots, r_m\}$ , 若无人机和任务均根据各自的偏好列表进行排序, 则通过 Gale-Shapley 算法总能找到一个稳定匹配  $M$ . 匹配  $M$  满足以下条件:

- 1) 无阻塞对的存在, 即不存在下面情况:  $P_{u_i}(r_j) > P_{u_i}(r_k), P_{r_j}(u_i) > P_{r_j}(u_l)$ .
- 2) 每架无人机  $u_i$  和每个任务  $r_j$  的匹配均最优.
- 3) 在任务约束条件下, 匹配依然稳定.

在公式(9)中, 定义无人机偏好计算函数, 无人机按照其偏好对任务集合  $T_{int}$  逐一提案, 提案顺序为偏好递减的排序规则. 例如, 无人机只会向其更高偏好的任务提出提案. 任务在每次提案后, 始终选择当前提案中最优的无人机作为匹配对象, 而拒绝较差的选择. 这表明任务始终维持最优匹配, 不会为了更差的选择而更改当前匹配. 因此, 偏好排序的单调性确保了 Gale-Shapley 算法运行过程的稳定性.

通过公式(13)计算当前分配联盟的收益, 并依据公式(14)判断是否需要删减任务, 以确保任务分配的最优性. 算法确保每个无人机通过其偏好序列和收益函数的计算, 确保它匹配到其偏好列表中最优的任务. 任务根据收益序列和偏好函数, 选择与之匹配的最优无人机. 在每次任务选择过程

中, 任务总是选择能够最大化其收益的无人机, 并保持与更优无人机的匹配. 因此不存在阻塞对的情况.

在考虑任务容量约束的情况下, 算法在每个任务的分配过程中动态调整匹配, 确保匹配在所有约束条件下保持稳定. 每个任务  $r_j$  在分配过程中, 仅保留使得任务的收益函数  $S(r_j)$  最大化的无人机集合. 即使在容量有限的情况下, 任务始终按照最大化收益的原则选择无人机. 这符合 Gale-Shapley 算法的基本思想, 即任务总是选择最优的无人机. 算法会删除最小收益的无人机并将其加入空闲队列, 确保空闲无人机能够重新分配. 接着, 算法对空闲无人机进行二次分配, 进一步优化任务与无人机之间的匹配. 此过程保证了即使在任务容量约束的条件下, 匹配依然能够保持稳定.

因此, 在多对一匹配和额外约束条件的情况下, 本文提出的多无人机匹配博弈分配算法存在稳定匹配结构.

## 3 仿真实验和结果分析

在论文的这部分中, 分别使用贪婪拍卖算法<sup>[22]</sup> (AG), 随机边际效益算法<sup>[23]</sup> (Marginal\_Utility) 和本文提出的改进偏好计算的稳定匹配算法 (Optimize) 求解无人机协同任务分配的问题. 为了确保实验结果的可靠性与复现性, 实验平台和环境的搭建如下所述:

所有算法均在具有 AMD Ryzen 5 4600H 处理器和 8GB 内存的 PC 机上运行. 该硬件配置可以满足中小规模问题的计算需求, 保证算法在合理的时间内完成任务分配的迭代过程. 尽管如此, 若处理大规模任务分配问题, 可能需要配置更高性能的硬件. 所有实验均在 Python 3 环境下进行, 使用了 NumPy, SciPy 和 Pandas 等高效的数值计算和数据处理库, 以确保算法实现的高效性和灵活性.

算法参数设置: 贪婪拍卖算法 (AG) 设定了最大拍卖轮次为 10 次, 每一轮拍卖中任务与无人机的匹配根据需求和能力进行快速匹配; 随机边际效益算法 (Marginal\_Utility) 的最大迭代次数设为 500 次, 以确保算法能够充分探索任务分配的最优解. 此外, 任务联盟合作的奖励系数设定为 0.5, 惩罚系数设定为 0.2, 旨在平衡任务联盟合作中的激励机制与个体任务执行的独立性.

为了评估算法性能, 我们在实验中记录了总联盟合作收益和联盟结构更替次数, 并对比分析了不同算法的表现. 实验结果表明, 本文提出的改进算法在多个场景下相较于传统算法表现出了更高的任务分配效率和更稳定的合作模式.

**实验功能实现部分:** 本文主要探讨了 3 种算法在小规模数据和较大规模数据下的表现, 重点分析了任务完成效率、收益情况、联盟结构变化次数以及算法的时间性能. 实验结果表明, 3 种算法在不同数据规模下的表现有所不同, 尤其在较大规模数据任务分配中, 本文提出的优化算法展现了明显的优势.

在任务完成效率和收益情况方面, 3 种算法在小规模数据下的表现较为接近. 然而, 在较大规模数据下, 本文提出的优化算法 (Optimize) 在任务完成收益方面表现优异, 能够更有效地在复杂任务空间中寻找最优解, 从而提升整体任务分配的收益. 相较于传统算法, 优化算法能在更大规模的数据集

上取得更好的任务分配效果.其次,联盟结构改变次数是衡量算法稳定性和任务分配合理性的一个重要指标.实验结果显示,优化算法对初始联盟结构的改动较少,能够保持任务联盟的稳定性,避免频繁的结构更替,这有助于提升任务执行的连贯性和效率.而其他两种算法则在任务分配过程中对联盟结构的改动较多,可能会影响整体的任务执行稳定性.

综合实验结果,本文提出的优化算法在较大规模的无人机任务分配中展现了更好的适应性,不仅在收益上表现更优,而且在保持联盟结构稳定性和提升计算效率方面也具有显著优势.

实验假设任务区域中有 3 个需要分配无人机的目标  $T_1 \sim T_8$ ,有 10 架无人机  $u_1 \sim u_{20}$  分布在该区域中.任务目标和无人机相关数据表如表 4 和表 5 所示,假设实验中所有无人机在执行任务过程中均是匀速飞行.

表 4 无人机参数  
Table 4 UAV parameters

UAV	位置	能效	负载/km	适应度
1	(1.9,3.0,3.2)	1.1	16	0.7
2	(1.7,3.4,3.5)	1.0	15	0.92
3	(2.8,3.2,3.0)	1.4	25	0.55
4	(3.3,3.1,3.4)	1.5	26	0.8
5	(3.0,3.4,3.3)	1.2	24	0.97
6	(4.0,3.3,3.2)	1.6	21	0.78
7	(4.2,3.7,3.4)	1.0	20	0.8
8	(3.9,3.3,3.7)	1.6	22	0.85
9	(3.8,3.2,3.8)	1.4	20	0.9
10	(3.6,3.0,3.9)	1.3	23	0.8

表 4 中无人机能效参数表示无人机在安全环境下的平均工作能效,无人机负载参数表示无人机正常工作下航行的距离,无人机适应度参数表示无人机对任务中环境阻碍的适应能力.表 5 中任务量参数表示任务目标的总工作量和任务区域的面积、搜索时间、完成难度成正比.奖励参数表示对满足约束条件的无人机联盟的奖励收益.没有达到约束条件,即不能完成任务量的联盟无法或者奖励值.容量参数表示任务目标环境中容纳最大无人机数量.

表 5 任务目标参数  
Table 5 Task target parameters

Task	位置	任务量	奖励	容量
1	(2.0,3.0,3.0)	35	5	3
2	(3.0,3.2,3.2)	45	8	4
3	(4.2,3.4,3.3)	42	6	4

图 4 为 3 种算法在上述参数下的总收益变化图,可以看出贪婪的拍卖算法和其他两种相比,该算法对无人机合作联盟的调整幅度很差,导致总体的收益很低.原因是该算法对每个任务优先选择最佳性能无人机,导致任务剩余收益较低,所以在次轮拍卖中,无法为低收益的该任务分配合适的无人机加入联盟,不利于无人机之间的合作.边际效益算法在小规模分配任务中能得到最优结果,但是寻找速度慢,任务联盟结构频繁改动,但是对整体的收益增加并没有突出变化.如果是数据较大的任务分配工作需要的时间更长,不利于对空域中无人机的实时操作和应对环境的动态变化.本文提出的 Opti-

mize 算法,基于任务环境,无人机参数和无人机状态等计算任务偏好分配合适联盟的做法,在收益上可以达到最佳分配联盟收益的 90% 以上.联盟结构变化次数更少,运行时间相比 Maignal 算法更少.在大规模数据集的分配任务中也有更好的表现.

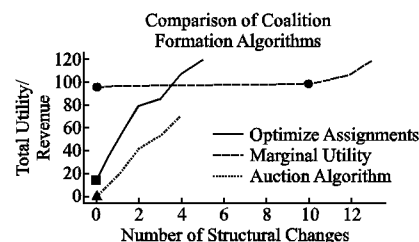


图 4 算法运行总收益变化

Fig. 4 Changes in total revenue from algorithm operation

表 6 和表 7 分别是 3 种算法在上述无人机和任务目标参数下运行的分配结果.该仿真案例最优的任务分配结果对应的无人机序列为:  $C_1 = \{u_1, u_5\}$ ,  $C_2 = \{u_3, u_4\}$ ,  $C_3 = \{u_6, u_8\}$ . 3 种算法的总收益分别是 118, 75, 123, 69, 70, 93. 从图 4 中可以看出 3 种算法联盟结构改变的次数分别是 5, 14, 4. 表格中联盟分配的结构进一步说明了图 4 中 3 种算法对分配任务的变化情况.其中在任务  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$  中,本文提出的稳定匹配优

表 6 算法初始分布联盟

Table 6 Initial distribution alliance of the algorithm

算法	任务	初始结构	收益值
Optimize	1	{1,2,4,5,6,7,8,9,10}	-18.38
	2	{2}	18.53
	3	-	0
Maignal	1	{4,5}	27.8
	2	{3,6,7,8,10}	12.96
	3	{1,2,9}	30.20
Auction	1	-	0
	2	-	0
	3	-	0

表 7 算法最终分布联盟

Table 7 Final distribution alliance of the algorithm

算法	任务	初始结构	收益值
Optimize	1	{4,5}	29.32
	2	{3,8}	47.30
	3	{6,7}	42.13
Maignal	1	{1,5}	35.83
	2	{3,4}	47.25
	3	{6,8}	40.61
Auction	1	{1}	11.75
	2	{3}	15.81
	3	{6,7}	42.07

化算法的分配结果和最佳分配结果近似,在偏好优先的情况下,在  $T_1$  中  $u_4$  无人机替代了  $u_1$  无人机,在  $T_2$  中  $u_8$  无人机替代了  $u_4$  无人机,在  $T_3$  中  $u_7$  无人机替代了  $u_8$  无人机.该算法考虑到了无人机之间性能的差异,采用多无人机组成的联盟方式可以使得当前任务收益和整体收益达到一个优秀的

水准。

图5中的数据是基于每种算法在20次运行后的平均值计算得出的,展示了3种算法在大数据情况以及不同无人机和任务目标比例下的收益情况。可以看出本算法在分配多无人机的任务分配以及无人机和任务目标比例在3:1和2:1的情况下更有优越性。随机边际效益算法(Maiginal)在随机挑选无人机更换联盟结构,当联盟结构稳定后在进行联盟结构的筛选。这样的好处是在迭代次数足够多的前提下,可以为每个任务联盟选择到最佳的分配结果。但是算法运行时间和无效意的联盟结构变换对于多数量无人机效果并不理想。在500次迭代次数中还无法满足它找到最佳的分配结果。贪心拍卖算法的收益情况最差,容易陷入局部最优,并且缺乏复杂约束处理的能力,导致任务联盟之间无人机的合作性不足。

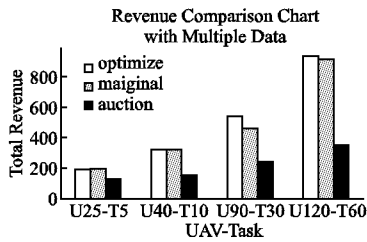


图5 大数据算法运行收益比对照图

Fig. 5 Comparison of operation income of multi-data algorithm

表8中的数据是基于每种算法在20次运行后的平均值计算得出的,给出了3种算法在大数据运行下的联盟结构改变次数和运行时间。从表格中可以看出本文提出的算法随着任务规模增加,改变次数的增长趋势较为平缓,该算法追求全

表8 3种算法大数据测试结果

Table 8 Multi-data test results of three algorithms

算法	比对数据	改变次数	时间/s
Optimize	U25-T5	7	0.31
	U40-T10	22	1.37
	U90-T30	31	3.67
	U120-T60	43	4.61
Maiginal	U25-T5	261.89	0.31
	U40-T10	54	6.31
	U90-T30	61	12.27
	U120-T60	105	29.34
Auction	U25-T5	8	0.27
	U40-T10	10	1.38
	U90-T30	22	1.91
	U120-T60	38	2.66

局最优分配,调整分配次数较少,减少了局部无人机在联盟结构中频繁调整。Maiginal频繁调整局部无人机分配来提高短期收益,任务规模越大,调整次数越高。Auction算法具有动态分配能力,但通常能在一定轮次后稳定,因此调整次数较少。

#### 4 结论

本文针对多异构无人机任务分配中的联盟形成问题,提出了一种结合任务筛选、偏好计算和稳定匹配理论的优化算法。通过引入任务区域筛选机制,显著减少了无人机与任务的匹配计算复杂度,满足了任务分配的实时性需求;借助 Shap-

ley值对联盟收益的动态评估,优化了联盟的构建过程,并在无人机与任务间实现了收益与公平性的平衡。算法同时充分考虑了任务环境对无人机联盟选择的影响,通过环境系数动态调整收益函数,使得分配结构更贴合实际空域场景的复杂性。实验结果表明,与随机算法和拍卖算法相比,该方法在分配速度、收益优化以及分配结构稳定性上均具有明显优势,联盟结构更加稳定,联盟迭代次数和算法运行时间相比边际效益算法更少,总收益比结果可以最佳分配联盟收益的90%以上,在大规模数据量的分配任务中比随机边际效益算法和拍卖算法的结果更好。

未来的研究工作:将结合深度学习或博弈论方法,提升任务分配的智能化与自适应能力,并进一步考虑通信约束、能量消耗等实际因素,以拓展其在复杂任务环境中的适用性。此外,还需开展更大规模仿真实验和实际应用验证,以评估算法的工程可行性,推动无人机协同任务分配技术的发展。

#### References:

- [1] CHEN L, LIU Z K, HU S L, et al. Analysis on the combat pattern of small unmanned boat cluster in Mosaic battle background[J]. Digital Ocean and Underwater Attack and Defense, 2022, 5(1): 11-16.
- [2] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: applications, challenges, and open problems[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2019, 21(3): 2334-2360.
- [3] XUAN S Z, ZHOU H, KE L J. Review of UAV cluster confrontation game[J]. Command Information Systems and Technology, 2021, 12(2): 27-31.
- [4] Tharun V, Parthiban S, Marrytb, et al. Future trends and challenges of UAV; conclusion[J]. Unmanned Aerial Vehicles and Multidisciplinary Applications Using AI Techniques, 2022, 36(9): 241-249.
- [5] Yao W, Qi N, Wan N, et al. An iterative strategy for task assignment and path planning of distributed multiple unmanned aerial vehicles[J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 86(1): 455-464.
- [6] WANG J F, JIA G W, GUO Z, et al. Review of multi-UAV collaborative mission planning methods[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(10): 3437-3450.
- [7] Barrot N, Yokoo M. Stable and envy-free partitions in hedonic games[C]//Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2019: 67-73.
- [8] Sawaditang S, Dusit N, Puay S T, et al. Shipper cooperation in stochastic drone delivery: a dynamic bayesian game approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology 2021, 70(16): 7437-7452.
- [9] XUE S X, MA Y J, JIANG B, et al. Distributed task assignment algorithm for heterogeneous UAV clusters based on alliance formation game[J]. Science China: Information Science, 2024, 54(11): 2657-2673.
- [10] Kazakova V A, Wu A S, Sukthankar G R. Respecializing swarms by forgetting reinforced thresholds[J]. Swarm Intelligence, 2020, 14(3): 171-204.
- [11] Chen Y, Yang D, Yu J. Multi-UAV task assignment with parameter and time-sensitive uncertainties using modified two-part wolf pack search algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Elec-

- tronic Systems, 2018, 54(6):2853-2872.
- [12] Bakolas E, Lee Y. Decentralized game-theoretic control for dynamic task allocation problems for multi-agent systems [C]//American Control Conference, 2021:3228-3233.
- [13] Mittal V, Tabassum H, Hossain E. Coalition formation game for uav-bs cooperation in cell-free integrated aerial-terrestrial networks [C]//IEEE International Conference on Communications, 2024:391-396.
- [14] Garcia E, Casbeer D W, Vonmoll A, et al. Multiple pursuer multiple evader differential games [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(5):2345-2350.
- [15] Tang J, Li H, Yang G. Multiple unmanned aerial vehicle cooperative reconnaissance based on combinatorial manta ray foraging optimization [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1):1-12.
- [16] Song H Y, Yu J C, Qiu J T, et al. Multi-UAV disaster environment coverage planning with limited-endurance [C]//International Conference on Robotics and Automation, 2022:10760-10766.
- [17] Valianti P, Papaioannou S, Kolios P, et al. Multi-agent coordinated close-in jamming for disabling a rogue drone [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(10):3700-3717.
- [18] Qi N, Huang Z, Zhou F, et al. A task-driven sequential overlapping coalition formation game for resource allocation in heterogeneous UAV networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 22(8):4439-4455.
- [19] Wu Y, Liang T, Gou J, et al. Heterogeneous mission planning for multiple UAV formations via metaheuristic algorithms [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4):3924-3940.
- [20] Zhang F, Zhu Y. Task allocation method for multi-UAV cooperative reconnaissance in complex environment [J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(10):2293-2302.
- [21] WANG J W, SHEN L W. Fine-grained action assignment and scheduling method for dynamic heterogeneous tasks in multi-robot environment [J]. Computer Science, 2023, 50(2):244-253.
- [22] AN H J, SHI D X, LI L, et al. TAMP: hierarchical multi-robot task assignment method for area coverage [J]. Computer Science, 2023, 50(9):269-277.
- [23] Lu X, Song H, Ma H, et al. A task-driven multi-uav coalition formation mechanism [C]//23rd International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2024:1292-1300.

#### 附中文参考文献:

- [1] 陈 骊, 刘志坤, 胡生亮, 等. 马赛克战背景下小型无人艇集群作战样式探析 [J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(1):11-16.
- [3] 轩书哲, 周 昊, 柯良军. 无人机集群对抗博弈综述 [J]. 指挥信息系统与技术, 2021, 12(2):27-31.
- [6] 王建峰, 贾高伟, 郭 正, 等. 多无人机协同任务规划方法研究综述 [J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(10):3437-3450.
- [9] 薛舒心, 马亚杰, 姜 斌, 等. 基于联盟形成博弈的异构无人机集群分布式任务分配算法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2024, 54(11):2657-2673.
- [20] 王积旺, 沈立炜. 面向多机器人环境中动态异构任务的细粒度动作分配与调度方法 [J]. 计算机科学, 2023, 50(2):244-253.
- [22] 安浩嘉, 史殿习, 李 林, 等. TAMP: 面向区域覆盖的层次化多机器人任务分配方法 [J]. 计算机科学, 2023, 50(9):269-277.