

<http://bhxb.buaa.edu.cn> jbuaa@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0156

基于多轮次分布式拍卖的异构多任务分配算法

吕晔¹, 周锐^{1,*}, 李兴¹, 刘志恒², 邸斌³

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 2. 南京电子技术研究所, 南京 210039;

3. 中国人民解放军 32806 部队, 北京 100091)

摘 要: 针对多机协同探测、攻击、评估等不同作战任务的分布式决策需要, 建立了一种面向异构且具有时序约束任务的多轮次分布式拍卖算法。所提算法较为灵活地解决了不同能力无人机(UAV)之间具有复杂约束的分布式协同任务分配问题。在分布式任务分配框架中, 每架无人机可实现分布式异步计算和异步通信, 且能确保较好的求解效率和准确性。任务分配原则以就近分配为主, 同时兼顾目标价值和时序约束, 实现了在有限资源情况下对重要目标的优先分配, 且使总的行程最短。仿真结果表明: 在给定任意无人机和目标数量及无人机作战能力配置的情况下, 所提算法均能得到较好的分配结果。

关 键 词: 多机协同; 异构任务分配; 分布式拍卖算法; 任务规划; 时序约束

中图分类号: V219

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2025)03-1018-10

多无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)的任务分配问题是一类典型的含约束的组合优化问题^[1-2], 其意义在于通过合理的分配使得有限的机载资源取得最大化的作战成果。任务分配问题的求解算法从数据的分布方式可分为集中式与分布式2类^[3-7], 求解任务分配问题的集中式方法可分为最优化方法和启发式方法。穷举法、混合整数规划法和图论法属于最优化方法^[2]。混合整数规划法通过建立约束条件及目标函数的方式进行求解, 图论法将参与分配的智能体与待分配目标的特征表示出来, 并在目标与智能体之间用图的方式建立匹配^[2]。启发式方法可以在计算精度与计算时间之间进行调节, 各种智能类算法如遗传算法、群智能算法等都属于启发式方法。近年来, 国内外学者对集中式任务分配问题从不同的角度提出了具体的建模思路^[8-16]。冉华明等^[17]针对空战中协同干扰任务分配问题, 综合考虑了敌我双方飞机的干扰功率、

干扰频率、干扰样式及作战性能, 建立了总的优势函数, 并利用遗传算法进行求解。魏政磊等^[18]针对传统算法对动态任务分配问题求解速度慢和精度不高的问题, 提出了一种自适应灰狼优化算法。Zhen等^[19]利用改进的合同网算法处理一对多和多对一的任务分配问题, 并综合考虑了任务时序及无人机异构负载等约束。国外学者也有诸多研究, Kurdi等^[20]受细菌在菌落中觅食行为的启发, 将其总结并应用到大规模无人机集群任务分配中, 得到了相比传统任务分配算法更加快速稳定的效果。集中式方法计算结构简单、容易实现, 能够真正得到全局最优解, 但若中心节点故障则会导致全局任务失败, 同时中心节点的通信量巨大, 在受干扰的作战环境中可能不易实现。与集中式方法相比, 分布式计算方式具有去中心化的特点, 灵活性较好, 但是算法设计复杂、技术难度大。对于分布式方法, 国内外学者也有相应的研究。Chen等^[9]针对分布式

收稿日期: 2023-04-03; 录用日期: 2023-07-15; 网络出版时间: 2023-08-03 08:47

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20230802.1250.003

基金项目: 国家自然科学基金(62003365)

*通信作者. E-mail: zhr@buaa.edu.cn

引用格式: 吕晔, 周锐, 李兴, 等. 基于多轮次分布式拍卖的异构多任务分配算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(3): 1018-1027.

LYU Y, ZHOU R, LI X, et al. A heterogeneous multi-task assignment algorithm based on multi-round distributed auction[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(3): 1018-1027 (in Chinese).

任务分配场景中的通信拓扑动态变化及高实时性等要求,提出了一种建立在拍卖算法基础上的动态分组分配算法,在计算量一定的情况下提升了解的质量。

目前,分布式任务分配算法多以基于市场机制的拍卖算法(auction algorithm)为主^[21]。拍卖算法是模拟市场拍卖机制的一种方法,其由参与方、竞拍品、收益函数和加价策略4个部分组成,其求解速度快、操作规则清晰灵活,目前已经广泛应用在多无人机的任务分配问题中^[22-24]。拍卖算法最早用于解决一对一的任务分配问题,后Zavlanos等^[25]将传统的集中式拍卖算法改进为基于协商的分布式拍卖算法,并同时证明了基于协商的一致性协议收敛性及分布式拍卖算法能够在有限的迭代步内收敛至最优解。近年来,国内外学者也对分布式拍卖算法进行了诸多的改进与演化。颜骥等^[26]利用扩展的一致性包算法(consensus-based bundle algorithm, CBBA)研究多智能体系统的多目标多任务分配问题,在保持CBBA算法特性的同时考虑了任务之间的时序关系。邱斌等^[24]将无人机所具备的不同能力视为不同的智能体,利用分布式拍卖算法实现了具有任务时序约束的分布式拍卖问题。廖沫和陈宗基^[27]提出了一种基于多Agent分布式协同拍卖的动态目标分配算法,能够在一定时间约束的条件下给出较好的分配结果。

目前的任务分配研究对于任务具有时序约束和机载资源的异构性等问题,研究仍较为薄弱,而且未特别重视实际工程应用中由于分布式计算机机制带来的异步计算和通信延时问题可能对算法求解效率和准确性所造成的影响。本文针对资源异构及任务具有时序约束的多任务分配问题,设计了一种基于异步分布式拍卖算法的异构多轮次分布式拍卖算法,较好地解决了异构无人机之间的任务分配问题。

1 多任务分配问题描述

1.1 具有任务时序约束的多任务分配问题

本文任务分配问题的根本意义在于:通过合理的分配,使得有限的作战资源取得最大化的作战收益。其本质是一类带有约束的组合优化问题。大部分目标分配问题可以统一描述为如下形式:将数量为 N_t 个目标分配给 N_i 个我方智能体,使得总的效益 J^* 最大化。数学表述形式如下:

$$J^* = \max \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_t} V_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

式中: V_{ij} 表示将目标 t_j 分配给智能体 a_i 所获得的收

益值; x_{ij} 表示是否将目标 T_j 分配给智能体 a_i , $x_{ij} \in \{0, 1\}$, 一般的约束形式如下:

$$\sum_{j=1}^{N_t} x_{ij} \leq L_i^R \quad \forall i, L_i^R \geq 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{N_i} x_{ij} \leq L_j^T \quad \forall j, L_j^T \geq 1 \quad (3)$$

式(2)表示智能体 a_i 所分配到的目标总数不应超过其最大分配能力限制 L_i^R ,式(3)表示任意一个目标 T_j 最多可以被 L_j^T 个智能体共同执行。

对于异构任务的多任务分配问题,每个目标包含一个到多个可以被执行的任务,每架无人机也同样包含执行不同种类任务的能力。因此,解决这类多任务分配问题的思路不再是将无人机与目标匹配,而是将无人机执行每种任务的能力与目标的任务相对应。假设一般情况下每个目标可被执行的任务分为探测 D 、攻击 A 、评估 V ,对任意目标 j 所需执行的任务分为 $T_j = \{T_j^D, T_j^A, T_j^V\}$ 。显然,这3种任务的执行应当满足一定的先后顺序,即任务间的时序约束,除探测任务外,其余2项任务需要上一阶段的任务已经被某一无人机执行后才能进行。而参与分配的无人机 u_i 可能具备这3项能力中的一项或多项:

$$\begin{cases} U_i^k \in \{U_i^1, U_i^2, U_i^3\} \\ U_i^1, U_i^2, U_i^3 \in \{0, 1\}, \forall i \end{cases} \quad (4)$$

式中: U_i^k 表示无人机执行某一任务的能力,其中, $U_i^1, U_i^2, U_i^3 \in \{0, 1\}, \forall i$ 分别表示无人机执行探测 D 、攻击 A 与毁伤评估 V 的能力, $U_i^k = 0$ 表示该无人机不具备执行该项任务的能力,1表示该无人机具备执行该项任务的能力。

因此,可以将含有时序约束的多任务分配问题目标函数总结为如式(5)所示的数学描述形式,式(6)为无人机能力限制约束条件:

$$J^* = \max \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_t} \sum_{k=1}^{N_k} \delta_j(k) V_{ij}^k x_{ij}^k \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^{N_t} x_{ij}^k \leq U_i^k \quad \forall i, k \in \{D, A, V\} \quad (6)$$

式中: N_k 为不同种类任务的总数; V_{ij}^k 为将第 j 个目标的 k 项任务分配给无人机 U_i 获得的收益; x_{ij}^k 表示是否将第 j 个目标的 k 项任务分配给无人机 u_i ; $\delta_j(k)$ 为目标 j 的 $k-1$ 项任务是否已经被分配, $\delta_j(k) \in \{0, 1\}$, $k \geq 2$ 。

1.2 无人机网络拓扑

在分布式计算方式下,无人机之间的通信关系常通过图论中的节点与边来表示。因此,可以将整

个分布式系统抽象为一个图 $G = \{N, E\}$ 。其中, $N = \{h_1, h_2, \dots, h_i\}$ 表示所有节点的集合, E 表示节点间所有边的集合, 若 h_i 、 h_j 间存在一条边, 则数对 $(i, j) \in E$ 。在本文所讨论的拓扑关系中, 不考虑单向通信的情况, 以及节点之间存在多重边或某一顶点到自身的环等复杂情形。因此, 图 G 为一个简单无向图。邻接矩阵 $A_{dj} = (\tilde{a}_{ij})_{n \times n}$ 常被用来表示节点间的连通关系, 若节点 h_i 与节点 h_j 可以通信, 则 $a_{ij} = 1$, 否则值为 0。因此, 对于无向图来说, 其邻接矩阵为对称阵。

图 1 为本文实验所使用的无人机通信拓扑网络。图中, 每个圆代表一个无人机节点, 数字代表无人机节点编号, 2 个节点之间的连线表示通信连通, 即 2 个节点之间可以进行双向通信。用通信跳数 $\tilde{b}_{ij}$ 作为任意 2 个点 n_i 、 n_j 间拓扑距离的衡量。例如, 图 2 中节点 n_2 与 n_4 之间的通信跳数 $\tilde{b}_{2,4} = 2$, 节点 n_1 与 n_7 之间的通信跳数 $\tilde{b}_{1,7} = 7$ 。本文实验使用如图 1 中所有节点依次顺序相连的通信拓扑网络, 代表了无人机网络在保证连通情况下最弱的连通条件, 用于检验算法的正确性。

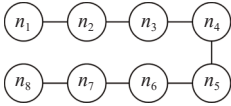


图 1 无人机通信拓扑关系

Fig. 1 UAV communication topological relationships

2 异构多轮次分布式拍卖算法

2.1 异步分布式拍卖算法

异步分布式拍卖算法由传统的拍卖算法演化而来, 由于在分布式计算下每一节点无法获得全局数据, 以及可能由于异步计算所导致的数据滞后, 异步分布式拍卖算法在拍卖算法的基础上引入了共识环节, 用于实现个体对某些关键数据达成共识。

个体的每次计算可以细分为 3 个步骤来进行: ①对全局最高出价人与报价表的更新; ②依据自身的出价情况重新选择竞拍目标并更新报价; ③检查迭代退出条件。

步骤 1 更新全局报价表。更新全局最高出价人与报价表。每个计算节点在本地均存有对所有目标的最高出价人表与报价表, 由于算法异步的原因, 各节点所存数据可能不一致, 在进行竞拍计算之前需要与周围邻居节点通信, 并依据最大一致性原则对两表数据进行更新。

$$p_{ij}(t+1) = \max_{\forall c \in N_i} \{p_{ij}(t), p_{cj}(t)\} \quad (7)$$

$$b_{ij}(t+1) = \max_{z \in Z} \{b_{zj}(t)\} \quad (8)$$

$$Z = \arg \max_{i, \forall c \in N_i} \{p_{ij}(t), p_{cj}(t)\} \quad (9)$$

式(7)表示对节点本地全局报价表的更新, p_{ij} 为无人机 u_i 记录的对第 j 个目标的报价, N_i 为所有邻居节点的集合。式(8)和式(9)表示对最高出价人表的更新, b_{ij} 为该节点记录的第 j 个目标的最高出价人, 其中, Z 为可能记录了目标 j 的最高出价人的邻居节点的集合, 可能存在多个邻居节点记录的对目标 j 报价相同的情况。式(7)与式(9)中 c 表示无人机 u_i 的某一邻居索引值。拍卖过程开始后, u_i 先从邻居处接收估价信息, 再根据最大一致性策略对所有目标重新定价。值得说明的是, 如式(8)所示, 由于异步计算可能导致存在多个节点对某一目标记录的最高出价相同而最高出价人不同的情况, 需要在对 b_i 的更新过程中引入一种打破平局的机制, 也即在缺乏全局信息的情况下, 多个节点的出价达成平局时, 具有最大索引的节点将赢得此次竞拍。

步骤 2 更新竞拍目标及报价。重新选择竞拍目标并更新报价。在经过步骤 1 后, 可以假定此时更新后的最高出价人表与报价表已经与全局数据达成共识。在此阶段, 无人机 u_i 开始检查其对目标的出价是否被其余节点超过。如果被超过, u_i 按照利润最大的原则重新选择目标, 并增加对该目标的报价:

$$T_i(t+1) = \arg \max_{1 \leq j \leq n} \{V_{ij} - p_{ij}(t+1)\} \quad (10)$$

$$b_{iT_i}(t+1) = i \quad (11)$$

$$p_{iT_i}(t+1) = p_{iT_i}(t+1) + \gamma \quad (12)$$

式(10)为重新选择能获得最大利润的目标, 其中, T_i 为无人机重新选择竞拍的目标; V_{ij} 为无人机选择该目标所获得的收益。式(11)和式(12)分别为对本地最高出价人表和报价表的更新, 其中, γ 为报价增量, 由最大利润 P_i 与次大利润 P'_i 之差和最小报价增量常数 ε 组成, 计算式为

$$\gamma_i = P_i - P'_i + \varepsilon \quad (13)$$

式中: $\varepsilon > 0$ 为最小报价增量常数, 其大小取值与解的质量和计算复杂度相关。

步骤 3 检查退出条件。检查报价表与最高出价人表与上一次计算是否相同。若连续 D_{net} 次相同 (D_{net} 为网络图直径, 代表网络内最大通信跳数), 则认为算法收敛, 可退出计算流程。为使异步算法对通信网络延迟具有一定的鲁棒性, 实际使用中应使得连续检查次数大于 D_{net} 次。若检查次数过大, 又会降低计算效率, 应当对具体的应用问题进行折中

考量。

假设通信网络拓扑是连通的, 算法可以终止于有限次数的迭代, 迭代次数上限为

$$N^{\text{up}} = D_{\text{net}}(m-1).$$

$$\max_{i=1, \dots, m} \text{ceil} \left(\frac{\max_{j=1, \dots, n} (V_{ij}) - \min_{j=1, \dots, n} (V_{ij})}{\varepsilon} \right) \quad (14)$$

式中: $\text{ceil}(\cdot)$ 表示对数据进行向上取整运算。

2.2 异构多轮次分布式拍卖算法流程

异构多轮次分布式拍卖算法主要面向具有不同能力的异构无人机与具有时间顺序约束的多种任务的分配问题。在 2 轮分布式拍卖算法之间引入对目标的可用性协商阶段, 用于实现所有无人机对下一轮次需要进行分配的任务达成共识。

异构多轮次分布式拍卖算法通过引入虚拟目标的方式实现了无人机数量大于目标数量的任务分配问题 ($m > n$), 避免了无人机间的无休止竞拍而导致的算法无法收敛。通过在可用性协商阶段对虚拟目标的收益进行共识协商, 使得虚拟目标的收益值小于任意一架无人机对所有真实目标的最小收益。该举措既能保证虚拟目标不会干预真实目标的分配, 也能够避免对虚拟目标设置的收益过小导致算法收敛慢的问题, 是兼顾算法结果最优性与计算效率的解决方案。

每个计算节点所运行的总的计算流程如算法 1 所示, 该计算流程可分为 6 个计算阶段, 每 2 个计算流程进行一项任务的分配, 共需分配 3 个任务。当最后一个阶段的计算结束后, 算法自动停止。AlreadyFlag_i 表示该节点计算流程的停止标志, τ_{stage}^i 为任务阶段, 对于仅有 3 个分配任务的计算流程来说, 任务阶段的取值范围为 $\tau_{\text{stage}}^i \in \{1, 2, \dots, 6\}$ 。

算法 1 异构多轮次分布式拍卖算法。

1. while AlreadyFlag_i = false do
2. if $\tau_{\text{stage}}^i \in \{1, 2, \dots, 6\}$ then
3. Consensus()
4. else
5. while $C_i \leq \eta A$ do //任务分配阶段
6. for $j \leftarrow 1$ to n do
7. $p_{ij}(t+1) = \max_{V_{ij} \in N_i} (p_{ij}(t), p_{cj}(t))$
8. $b_{ij}(t+1) = \max_{z \in Z} (b_{zj}(t))$
9. $Z = \arg \max_{V_{ij} \in N_i} (p_{ij}(t), p_{cj}(t))$
10. end
11. if $p_{i\hat{T}_i^k}(t) \leq p_{i\hat{T}_i^k}(t+1) \& U_i^k = \text{true}$ then
12. $\hat{T}_i^k = \arg \max_{1 \leq j \leq n} (V_{ij}^k - p_{ij}(t+1))$
13. $b_{i\hat{T}_i^k}(t+1) \leftarrow i$
14. $p_{i\hat{T}_i^k}(t+1) = p_{i\hat{T}_i^k}(t) + \gamma_i$

15. end

16. 若 p_i 与 b_i 无变化, 计数器 C_i 自增 1; 否则 C_i 清零

17. end

18. τ_{stage}^i 与 k 自增 1, $T_i^k \leftarrow \hat{T}_i^k$

19. end

20. end

算法流程中, $\hat{T}_i^k$ 表示在第 k 项任务分配过程中, 无人机 u_i 当前时刻选定的目标, T_i^k 表示最终分配的目标。可用性协商阶段的作用是使网络内的所有节点对本阶段所有目标的有效性达成共识, 并在此基础上调整自身对所有目标的收益, 为下一阶段的任务分配计算做数据准备。由于任务分配问题中的任务具有时序约束的特性, 也即只有上一阶段被分配的目标才能继续作为有效目标参与下一阶段的分配计算, 否则在下一阶段中该目标不应当被所有智能体优先竞拍, 因此, 需要被所有节点标记为虚拟目标并调小其收益, 通过拓扑网络共识使其小于全局内任意有效目标的收益。

算法 2 可用性协商阶段 Consensus()。

1. if τ_{stage}^i then
2. while $C_i \leq \eta A$ do
3. if $A_i^{k-1} = 1 \& \Psi_i^{k-1}(T_i^{k-1}) = 1$ then
4. //该无人机具备执行此项任务的能力且其分配到的目标为非虚拟目标
5. $\hat{\Psi}_i^k(T_i^{k-1}) \leftarrow 1$
6. end
7. //基于最大一致性原则对所有目标的有效性进行共识
8. for $j \leftarrow 1$ to n do
9. $\hat{\Psi}_i^k(j) = \max_{i \in N_i} (\hat{\Psi}_i^k(j), \hat{\Psi}_i^k(j))$
10. end
11. //基于最小一致性原则对所有有效目标的最小收益共识
12. $v_{\min}^j = \min_{i \in N_i} (v_{\min}^j, v_{\min}^j)$
13. //更新计数器
14. 若 $v_{\min}^j$ 与 $\hat{\Psi}_i^k$ 无变化, C_i 自增 1, 否则清零
15. $\Psi_i^k \leftarrow \hat{\Psi}_i^k, \tau_{\text{stage}}^i$ 自增 1; 根据共识结果重新调整 V_i^k

如算法 2 所示, 可用性协商阶段计算流程可总结为 3 个主要步骤: ①每个节点依据自身上一阶段分配结果对有效目标进行标记; ②通过通信网络各智能体分别基于最大一致性与最小一致性原则对所有目标的有效性和最小收益进行共识; ③检查退出条件, 并对收益进行调整。

在算法流程中, 某一无人机 u_i 自身保存的变量

有 $U_i = [U_i^1, U_i^2, U_i^3]$ 为自身的能力数据, $T_i^{k-1} \in \{1, \dots, n\}$ 为上一次分配阶段的分配结果, $\Psi_i^{k-1} = [\Psi_{i,1}^{k-1}, \Psi_{i,2}^{k-1}, \dots, \Psi_{i,n}^{k-1}]$ 表示上一次协商对所有目标的有效性共识结果。算法的输出为 Ψ_i^k , 代表本次有效性的共识结果, 以及在此基础上对所有目标重新调整后的收益 $V_i^k = [V_{i,1}^k, V_{i,2}^k, \dots, V_{i,n}^k]$ 。算法需检查自身分配所得目标的有效性, 满足自身具备对应能力及该目标已经为有效目标:

$$\hat{\Psi}_i^k(T_i^{k-1}) = \begin{cases} 1 & U_i^{k-1} \text{ 与 } \Psi_i^{k-1}(T_i^{k-1}) \text{ 同时为真} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式(15)表示某节点先依据分配结果及自身能力对本地目标可用性向量 $\hat{\Psi}_i^k$ 进行标记, 再通过拓补网络对其余目标的有效性进行共识, 基于最大一致性原则, 若目标 T_z 被某一无人机 u_j 标记为有效目标, 则该节点同样将其标记为有效目标:

$$\hat{\Psi}_i^k(T_z) = \begin{cases} 1 & \hat{\Psi}_j^k(T_z) = 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, m\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad z \in \{1, \dots, n\} \quad (16)$$

式(15)和式(16)中, $\hat{\Psi}_i^k$ 的长度与上一轮次参与拍卖的目标总数相对应, 每个节点仅需对自身分配得到的目标的可用性负责, 其余目标的可用性均从通信网络获得, 无需考虑其是被哪一节点所标记。

参考上述最大一致性共识原则, 每个节点同时也需要对所有有效目标的全局最小收益 $v_{\min}$ 共识。具体计算过程如下式所示, 每轮迭代中均取自己所能通信到的范围内的最小值:

$$v_{\min} = \min_{v \in N_i} \{v_{\min}^i, v_{\min}^v\} \quad (17)$$

在对全部目标的有效性 & 全局最小收益达成共识后, 所有节点需要对本地存储的目标的收益进行调整, 保证虚拟目标的收益不大于任何一个有效目标的收益值。对于无人机 u_i 来说, 具体的收益调整原则如下:

$$V_i^k(T_j^v) < v_{\min} - \varepsilon \quad \forall T_j^v \in T^v \quad (18)$$

式中: $v_{\min}$ 为全局有效目标收益集合中的最小值; T^v 为所有虚拟目标的集合。

为防止多个虚拟目标的收益值冲突, 本文算法所使用的更新规则如下:

$$V_i^k(T_j^v) = v_{\min} - \varepsilon - I_j \quad (19)$$

式中: I_j 为目标 j 的全局索引。

调整完本地收益后, 保存对所有目标的可用性共识结果:

$$\Psi_i^k \leftarrow \hat{\Psi}_i^k \quad \forall i \quad (20)$$

某一节点数据改变需经过通信链路依次流经所有节点, 为保证异步算法对网络通信延迟的鲁棒

性, 当 $\hat{\Psi}_i^k$ 与 $v_{\min}$ 在连续多数个周期内无变化, 则允许该阶段退出, Δ 为通信网络半径。本阶段算法使用计数器 C_i 控制流程, 若 $\hat{\Psi}_i^k$ 与 $v_{\min}$ 相较上一周期无变化, C_i 自增 1, 若有变化则 C_i 清零。直到 $C_i > \eta\Delta$ 时结束该流程。注意, η 取至少大于 2 的整数, 否则不具备对网络延迟的鲁棒性。

整体的可用性协商阶段可以用图 2 所示流程概括。首先, 对本地目标可用性数据进行一次更新; 然后, 利用通信网络对目标可用性表与全局有效目标最小收益进行多次迭代共识, 直至共识结束后, 各节点调整自身本地目标收益并开始新一轮拍卖。

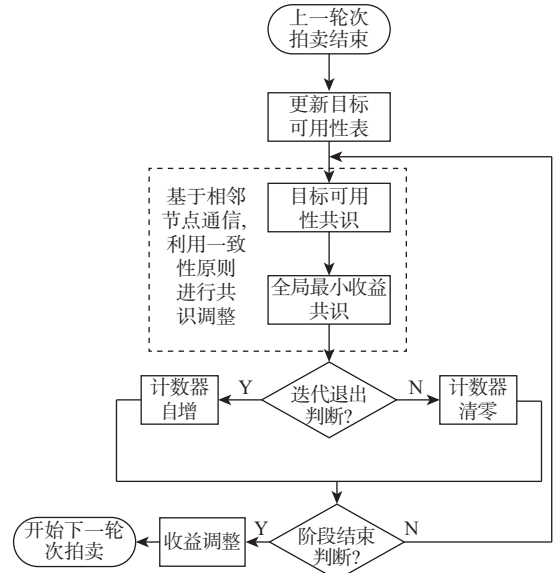


图 2 可用性协商阶段流程

Fig. 2 Flowchart for the availability negotiation phase

上述 3 个主要计算步骤完成后即可进入拍卖阶段, 直至完成所有轮次的可用性协商与竞拍流程后, 算法终止, 每个节点得到各自分配结果。其中, 竞拍阶段与异构多轮次分布式拍卖算法计算流程相同, 不再赘述。

3 仿真结果与分析

分别针对目标数大于无人机节点数及目标数小于无人机节点数 2 种情况设计了 2 组实验, 共有 8 架能力异构的无人机参与分配, 采用就近分配原则使得分配结果为总的作战行程最短。无人机位置与目标位置随机设定, 分别在长宽均为 50 m 的矩形二维区域内随机分布, 且分布区域无重叠。收益值由距离优势与目标重要度组成, 距离收益值设置为无人机与目标之间距离的负值, 表示距离越大收益值越小, 使得每个无人机更倾向于优先分配距离自较近的目标, 同时兼顾目标的重要度等级, 使

行攻击任务的能力,共同对 3,4,6,7,8,9 号目标进行分配。

在第 3 阶段分配中,2,5,7 号无人机具有执行毁伤评估任务的能力,共同对 3,4,6,7,8,9 号目标进行分配。

无论是哪一阶段的任务分配均未出现无人机数量大于目标数量的情况,在第 2 个实验中,通过修改实验条件,将出现 $m > n$ 的任务分配,以验证该算法下的无人机具有自行添加虚拟目标、避免拍卖出现无休止竞争的能力。

表 3 为场景 2 无人机探测、攻击、毁伤评估能力设置,图 6~图 8 及表 4 为分配结果。想定情景 2 出现 8 架无人机分配 6 个目标的情况,检验算法

表 3 无人机探测、攻击、毁伤评估能力设置 (场景 2)

能力	UAV 1	UAV 2	UAV 3	UAV 4	UAV 5	UAV 6	UAV 7	UAV 8
探测	√	√	√	√	√	√	×	√
攻击	√	×	√	×	√	×	√	√
毁伤评估	√	×	×	×	×	√	×	×

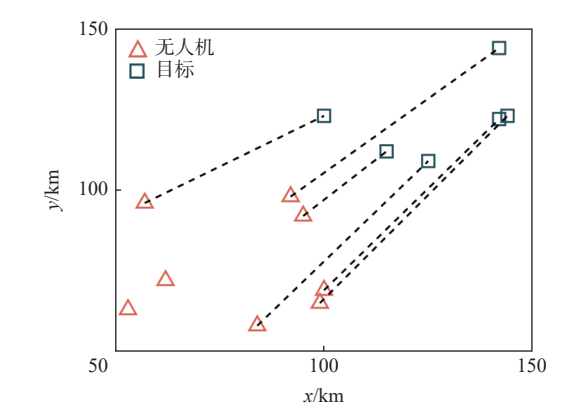


图 6 场景 2 探测任务分配结果示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the task allocation results of the detection in scenario 2

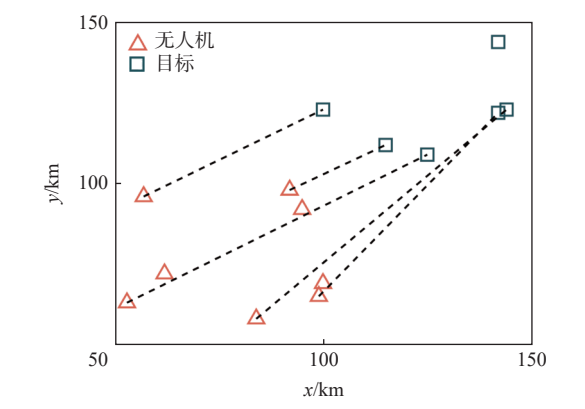


图 7 场景 2 攻击任务分配结果示意图

Fig. 7 Schematic diagram of attack task allocation results in scenario 2

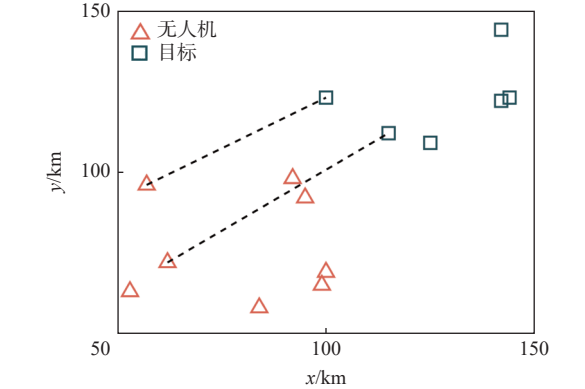


图 8 场景 2 毁伤评估任务分配结果示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the task allocation results of the destruction assessment in scenario 2

表 4 各无人机探测、攻击与评估任务
对各目标的分配结果 (场景 2)

无人机编号	目标1	目标2	目标3	目标4	目标5	目标6
UAV1	D/A/V					
UAV2					D	
UAV3			D	A		
UAV4				D		
UAV5	A					D
UAV6				V		
UAV7						A
UAV8	D				A	

具有自行添加虚拟目标的能力。在攻击任务分配阶段,1,3,5,7,8 号无人机分别分配到 2,4,1,6,5 号目标,因此,这 5 个目标作为有效目标参与评估任务的分配。其中,1,6 号无人机具有执行评估任务能力,共有 2 架,1,6 号无人机需从 5 个目标中选出 2 个目标,分配结果为:分别分配到 2,4 号目标可使总行程最短。由于作战资源不足,导致其余目标流拍。

实验结果中存在有目标未被分配的现象,从算法的设计与具有时序约束的任务分配问题的角度来看,主要有 2 个方面的原因:①该目标的上一阶段任务未被分配,鉴于任务具有时序约束的关系,因此,本阶段目标的任务不能被分配。例如,未被执行探测任务的目标不能被执行攻击任务,未被攻击的目标也无法对其进行毁伤评估。②无人机群体的能力不能覆盖掉所有的目标,因此,分配结果是优先执行能使群体收益更大的目标,反映在实验结果中就是距离无人机群体更近的目标会被优先分配。

3.2 想定场景 2

本文在想定场景 1 中验证了目标数量大于无人机的分配效果,而在想定场景 2 中,将仿真初始条件中的目标数量从 10 降低为 6,算法需自行添加虚拟目标并调整其收益值,可用以检验算法对由于无人机数量大于目标数量导致的无休止竞拍问题的解决效果。8 架无人机的能力设置如表 3 所示。

从图 9 可以看出,在想定场景 2 中,运行在 1 号无人机的算法先添加了 2 个虚拟目标(虚拟 1、虚拟 2),并将其收益值调整为全局最小,由于目标 3 未被执行攻击任务,在评估任务分配前算法将目标 3 设定为虚拟目标,并调整其收益值为全局最小。

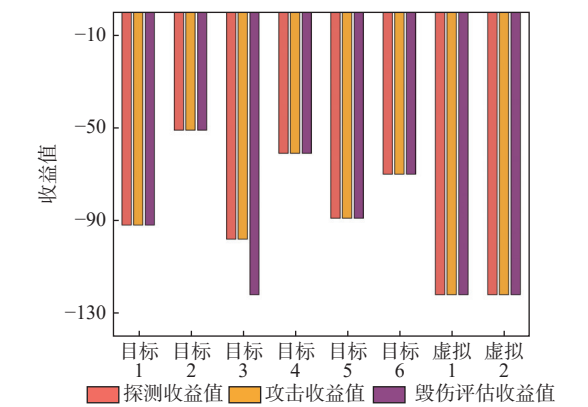


图 9 无人机 1 对目标的收益调整过程
Fig. 9 The process of adjusting the earnings of UAV1 to the target

3.3 对通信延迟的鲁棒性测试

在实际工程应用中,通信延迟和异步计算往往是分布式计算机制无法避免的问题。本节对本文算法的异步计算和通信延迟的鲁棒性进行测试,检验算法计算结果的正确性及收敛效率。在关于计数器的描述中, η 为控制计数器容量的变量,计数器容量越大,能够容忍通信延迟的鲁棒性也就越大,但是效率也会降低。实验通过改变 η 来改变算法的收敛效率,并进行多组实验,实验结果表明,增大 η 可以增大算法对通信延时的鲁棒性,使得算法在应对随机的异步计算时有更大的概率得到正确的计算结果,但是会导致算法收敛效率的降低。

重新想定一个 5 架无人机对 5 个目标的简易分配场景,任何一架无人机均具备探测、攻击和毁伤评估 3 项能力。实验中,随机调用各节点进行单步计算,模拟异步计算与通信延时。任一时刻仅有一个节点被调用,且各节点被调用的概率相同,且在任意一段时间内无需满足式(23)所示的最大总调用次数之差约束。分别设置 $\eta = 4, 6, 8$ 进行 3 组实验,3 组实验初始条件均相同,仅节点调用次序存在随机性差异,统计 3 轮分配均得到正确结果的各节

点总调用次数。具体实验结果如图 10 所示。

从图 10 的实验结果中可以看出,增大 η 会使所有节点经过更多次计算才能得到结果。减小 η 确实能提高计算效率,减少平均收敛时间,但代价是更可能导致错误的计算结果。如下实验对算法得到正确或错误计算概率进行分析,实验结果与结论基本一致。

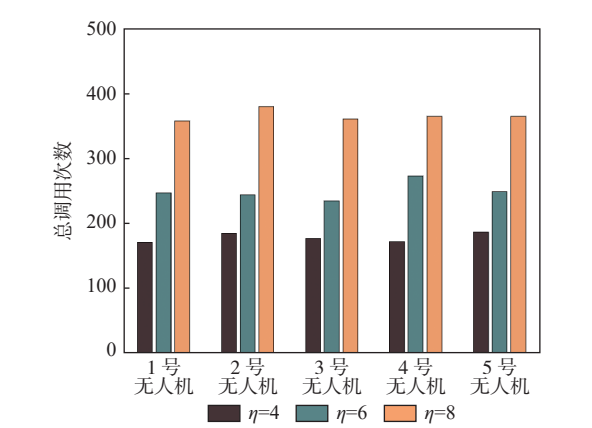


图 10 不同鲁棒性条件设置下算法收敛性能测试
Fig. 10 Algorithm convergence performance test under different robustness conditions

保持上述实验条件不变,分别取 $\eta = 2, 4, 6, 8, 10$ 进行 5 组实验,每组总共进行 10 次重复实验,统计每组实验结果的正确率,具体实验结果如图 11 所示。

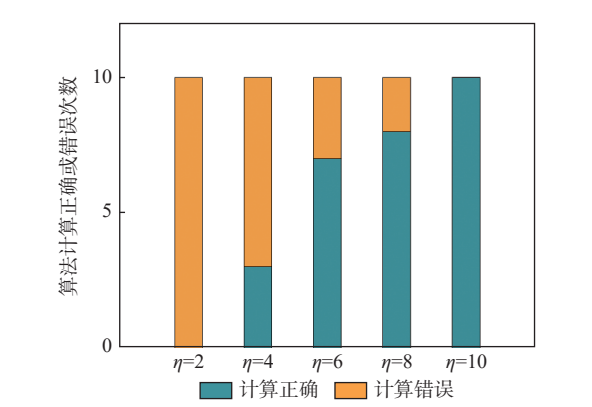


图 11 各组实验计算结果正确率统计
Fig. 11 Statistics on the correct rate of calculation results for each group of experiments

由图 11 可以看出,随着 η 取值不断增大,算法所计算结果的正确率也在不断提高,在当前实验条件下, $\eta = 10$ 时算法可以具有 100% 的正确率, $\eta = 2$ 时算法不能应对通信延时,正确率为 0。可以推测,当实验条件更加恶劣时,需要进一步提高 η 取值,同时也需要付出更长时间收敛的代价。

4 结 论

1) 本文算法创新性地在 2 轮次拍卖中引入了

可用性协商阶段,在一定程度上较为灵活地解决了分布式计算机制下具有时序约束的多任务分配问题。

2) 本文算法对分布式计算中导致的通信延时问题具有一定的鲁棒性,能够保证在任意拓扑条件下算法的收敛,计算量小具有较大的工程价值。

设计更加完善的分布式异常处理机制,支持个体的动态加入与退出,是今后工程应用与本文需要进一步研究的方向。

参考文献 (References)

[1] 陈侠,魏晓明,徐光延. 基于分布式邀请拍卖算法的多机协同空战决策[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(6): 1257-1261.
CHAN X, WEI X M, XU G Y. Cooperative air combat decision making for multiple UCAV based on decentralized invite auction algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(6): 1257-1261 (in Chinese).

[2] 贾高伟,王建峰. 无人机集群任务规划方法研究综述[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(1): 99-111.
JIA G W, WANG J F. Research review of UAV swarm mission planning method[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(1): 99-111(in Chinese).

[3] WANG J F, JIA G W, XIN H B, et al. Research on dynamic task allocation method of heterogeneous multi-UAV based on consensus based bundle algorithm[C]//Proceeding of the 2020 Chinese Automation Congress. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2214-2219.

[4] LIU P F, WANG B, LIU W J, et al. Multi-task allocation of multi-UAV coalition based on improved quantum genetic algorithm[C]// Proceeding of the 2021 40th Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1802-1807.

[5] Y YU J Y, GUO J S, ZHANG X F, et al. A novel tent-levy fire-works algorithm for the UAV task allocation problem under uncertain environment[J]. IEEE Access, 2022, 10: 102373-102385.

[6] CHEN Y H, CHEN J C, DU C L. Allocation of multi-UAVs timing-dependent tasks based on completion time[C]//Proceeding of the 2022 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2022: 71-76.

[7] TANG Y F, DOU L Q, ZHANG R L. A novel deep learning scheme for cooperative task allocation of large-scale UAVs[C]//Proceeding of the 2022 41st Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1866-1871.

[8] ZHANG W, LI Z X, WU W H, et al. A bilevel task allocation method for heterogeneous multi-UUV recovery system[J]. Ocean Engineering, 2023, 274: 114057.

[9] CHEN X Y, ZHANG P, DU G L, et al. A distributed method for dynamic multi-robot task allocation problems with critical time constraints[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019, 118: 31-46.

[10] XUE J B, ZHANG H, HU Q C. A low-cost communication security scheme of UAV based on multi-round reverse auction model[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2022, 85: 101652.

[11] SHI J Q, TAN L, LIAN X F, et al. A multi-unmanned aerial vehicle dynamic task assignment method based on bionic algorithms[J]. Computers and Electrical Engineering, 2022, 99: 107820.

[12] KARELS V C G, VEELENTURF L P, VAN WOENSEL T. An

auction for collaborative vehicle routing: models and algorithms[J]. EURO Journal on Transportation and Logistics, 2020, 9(2): 100009.

[13] RINALDI M, PRIMATESTA S, GUGLIERI G, et al. Auction-based task allocation for safe and energy efficient UAS parcel transportation[J]. Transportation Research Procedia, 2022, 65: 60-69.

[14] JIN L, LI S, LA H M, et al. Dynamic task allocation in multi-robot coordination for moving target tracking: a distributed approach[J]. Automatica, 2019, 100: 75-81.

[15] ZHANG M, LI W, WANG M M, et al. Helicopter-UAVs search and rescue task allocation considering UAVs operating environment and performance[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 167: 107994.

[16] NEDJAH N, DE MENDONÇA R M, DE MACEDO MOURELLE L. PSO-based distributed algorithm for dynamic task allocation in a robotic swarm[J]. Procedia Computer Science, 2015, 51: 326-335.

[17] 冉华明,周锐,董卓宁,等. 空战中协同干扰、探测、攻击任务分配[J]. 北京航空航天大学学报, 2015, 41(5): 911-918.
RAN H M, ZHOU R, DONG Z N, et al. Cooperative jamming-detecting-attacking task allocation in air combat[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2015, 41(5): 911-918(in Chinese).

[18] 魏政磊,赵辉,黄汉桥,等. 基于SAGWO算法的UCAVs动态协同任务分配[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(8): 1651-1664.
WEI Z L, ZHAO H, HUANG H Q, et al. Dynamic UCAVs cooperative task allocation based on SAGWO algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(8): 1651-1664(in Chinese).

[19] ZHEN Z Y, WEN L D, WANG B L, et al. Improved contract network protocol algorithm based cooperative target allocation of heterogeneous UAV swarm[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 119: 107054.

[20] KURDI H, ALDAOOD M F, AL-MEGREN S, et al. Adaptive task allocation for multi-UAV systems based on bacteria foraging behaviour[J]. Applied Soft Computing, 2019, 83: 105643.

[21] 陈侠,刘永泰. 多UAV攻击移动目标的协同任务分配与航迹规划[J]. 火力与指挥控制, 2020, 45(9): 35-40.
CHEN X, LIU Y T. Cooperative task assignment and track planning for multi-UAV attack mobile targets[J]. Fire Control & Command Control, 2020, 45(9): 35-40(in Chinese).

[22] SHI J K, YANG Z, ZHU J W. An auction-based rescue task allocation approach for heterogeneous multi-robot system[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(21-22): 14529-14538.

[23] MOORE B J, PASSINO K M. Distributed task assignment for mobile agents[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2007, 52(4): 749-753.

[24] 邸斌,周锐,丁全心. 多无人机分布式协同异构任务分配[J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 274-278.
DI B, ZHOU R, DING Q X. Distributed coordinated heterogeneous task allocation for unmanned aerial vehicles[J]. Control and Decision, 2013, 28(2): 274-278(in Chinese).

[25] ZAVLANOS M M, SPESIVTSEV L, PAPPAS G J. A distributed auction algorithm for the assignment problem[C]//Proceeding of the 47th IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1212-1217.

[26] 颜骥,李相民,刘波. 考虑时序约束的多智能体协同任务分配[J].

控制与决策, 2015, 30(11): 1999-2003.

YAN J, LI X M, LIU B. Multi-agents cooperative task allocation with precedence constrains[J]. Control and Decision, 2015, 30(11): 1999-2003(in Chinese).

[27] 廖沫, 陈宗基. 基于多 Agent 分布协同拍卖的动态目标分配算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(2): 180-183.

LIAO M, CHEN Z J. Dynamic target assignment method based on multi-Agent decentralized cooperative auction[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2007, 33(2): 180-183 (in Chinese).

A heterogeneous multi-task assignment algorithm based on multi-round distributed auction

LYU Ye¹, ZHOU Rui^{1,*}, LI Xing¹, LIU Zhiheng², DI Bin³

- (1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210039, China;
3. Unit 32806 of the PLA, Beijing 100091, China)

Abstract: The algorithm solves the distributed cooperative task assignment problem with complex constraints among unmanned aerial vehicles (UAVs) with different capabilities in a more flexible way. Better solution accuracy and efficiency can be ensured by each UAV in the distributed task allocation framework by enabling distributed asynchronous computation and asynchronous communication. In order to prioritize significant targets with limited resources and the quickest total journey time, the task assignment principle is based on proximity assignment while taking the target value and schedule limitations into consideration. Simulation results show that this heterogeneous multi-round distributed auction algorithm can obtain good assignment results for any given number of UAVs and targets and UAV combat capability configuration.

Keywords: multi-machine collaboration; heterogeneous task assignment; distributed auction algorithms; task planning; timing constraints