

异构资源类型下多无人机任务分配*

赵晓林¹, 魏兆恬^{1,2}, 赵博欣¹, 纪良杰^{1,2}

(1. 空军工程大学 装备管理与无人机工程学院, 陕西 西安 710051; 2. 空军工程大学 研究生院, 陕西 西安 710051)

摘要:针对多无人机在执行侦察、打击任务的过程中携带任务资源的异构性,以及任务对于异构资源的要求,设计了一种改进的基于共识的捆绑算法(consensus-based bundle algorithm, CBBA)。考虑任务价值、任务执行时间窗以及航程代价等条件建立了多无人机对地目标侦察、打击任务分配模型。利用 K -medoids 聚类分析方法对多无人机进行基于距离和携带资源平衡的聚类,以解决多无人机对于异构资源类型的要求。对打击任务进行子任务生成,并利用改进后的CBBA求解所建立的任务分配模型,通过对比仿真实验验证了算法的可行性和有效性。

关键词:多无人机;任务分配;异构资源类型;聚类分析;基于共识的捆绑算法

中图分类号:V19;TP18 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2023)04-232-11

Task allocation of multiple UAVs under heterogeneous resource types

ZHAO Xiaolin¹, WEI Zhaotian^{1,2}, ZHAO Boxin¹, JI Liangjie^{1,2}

(1. College of Equipment Management and UAV Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Graduate School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: An improved CBBA (consensus-based bundle algorithm) was proposed to solve the heterogeneity of task resources carried by multi-UAVs during reconnaissance and strike missions, and the requirements of tasks for heterogeneous resources. Considering the mission value, mission execution time window and range cost, a task allocation model of multi-UAV reconnaissance and attack on ground targets was established. K -medoids clustering analysis method was used to cluster multi-UAVs based on distance and the balance of carrying resources to solve the requirements of multi-UAVs for heterogeneous resource types. The attack task was generated into subtasks, and the improved CBBA was used to solve the established task allocation model. The feasibility and effectiveness of the algorithm are verified by comparison simulation experiments.

Keywords: multi-UAVs; task allocation; heterogeneous resource types; cluster analysis; consensus-based bundle algorithm

随着人工智能等技术的快速发展,无人机的自主性不断提高。相比于有人机,在遂行某些特定任务时无人机具有成本低、伤亡风险小等优点,在军事、民用、工业等领域得到了广泛的应用^[1-2]。相比于单架无人机遂行任务,多无人机协同具有效率更高、鲁棒性更强。其中,合理的任务分配是发挥多无人机协同作战效能的重要基础,也是充分发挥多无人机系统作战优势的关键^[3]。多无人机协同任务分配问题(multi-UAV task allocation problem, MTAP)已成为目前无人机群式作战研究的重点问题^[4]。

MTAP问题是指在考虑任务执行顺序、时间、环境威胁以及无人机自身物理条件等因素的情况下,将任务区内各目标所包含的任务分配给无人

机,使多无人机执行任务的综合收益最大化。因此该问题属于典型的非确定性多项式难题(non-deterministic polynomial-hard, NP-hard)^[5],解决此类问题主要包括模型的建立与求解两部分。针对MTAP问题的建模方法,常见的包括多旅行商问题(multi travelling salesman problem, MTSP)模型^[6]、车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)模型^[7]以及定向问题(orientation problem, OP)模型^[8]等。基于上述基本的任务分配模型,学者们还提出了一些扩展模型。其中,文献[9]针对大规模无人机集群的任务分配问题,提出了一种基于特征权重聚类的任务分配模型,减少了无人机之间的通信次数,提高了任务分配的效率。文献[10]针对多个异构目标中侦察任务的分配

* 收稿日期:2022-08-11

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2021JQ-354)

作者简介:赵晓林(1982—),男,山东东明人,副教授,博士,硕士生导师,E-mail:36276551.qq.com;

魏兆恬(通信作者),男,辽宁锦州人,博士研究生,E-mail:2014956570@qq.com

问题,建立了扩展的多仓库多旅行商问题(multi-depot multiple traveling salesman problem, MDMTSP)模型。

MTAP问题的求解方法,主要包括集中式和分布式两种。其中集中式算法^[11-12]中应用较多的是群智能算法^[13],如蚁群算法^[14]、粒子群算法^[15]、狼群算法^[16]等。文献[17]针对多无人机动态侦察资源分配问题提出了一种改进的人工蚁群算法(artificial bee colony algorithm, ABC)。文献[18]改进了粒子群算法,利用0-1编码的编码方式,针对粒子不规范的问题设计了一种修正方法。文献[19]将战场中的复杂任务分成侦察、攻击和评估三个子任务,通过自适应机制,提出了一种基于增强随机分形搜索的混沌狼群算法,改进后的算法具有更好的收敛精度和鲁棒性。

分布式任务分配问题的求解一般采用基于市场机制拍卖的方法,其中应用较为广泛的是合同网算法^[5]。算法的基本过程包括任务发布、投标、中标和任务执行。在信息处理过程中每个agent是独立进行的,agent之间又通过一定的通信方式进行联系。关于此类算法的演化算法,Choi等^[20]提出了一种基于共识的拍卖算法(consensus-based auction algorithm, CBAA)并进一步扩展为基于共识的捆绑算法(consensus-based bundle algorithm, CBBA)。文献[21]将多无人机协同完成的任务转化为多个子任务,并改进了CBBA的通信方式,采用异步通信的方法来减少无人机间的通信时间,降低了算法的计算复杂度,满足了对于动态任务实时性的要求。文献[22]将避障约束引入CBBA中,并针对动态感知的不确定性,基于感知噪声进行目标定位,解决了目标态势感知不确定性带来的无人机飞行路径混乱的问题。文献[23]针对突发新任务下的多无人机动态实时任务分配问题,设计了基于共识的联盟算法(consensus based coalition algorithm, CBCA),并提出了三种针对动态任务的分配策略,改进后的算法能够对新增任务进行实时响应。文献[24]通过改进的CBBA解决了具有复杂时间约束的任务分配问题。针对在任务分配过程中产生的任务冲突问题,将中标者和中标代理组合成矩阵,并设计了一种新的冲突消解规则,改进后的算法成功得到了无冲突的任务分配方案。

以上学者对CBBA进行了相应的改进,在解决不同战场下的多无人机任务分配问题上得到了广泛的应用。但是现有的对于CBBA的研究没有考虑多无人机所携带的异构类型资源与目标所需

资源的平衡问题,导致求解时存在通信时间长、鲁棒性差等问题。

针对上述研究的不足,本文首先根据完成任务所需要的异构资源,基于无人机携带的不同任务资源对多无人机进行聚类。聚类后,利用改进的CBBA进行侦察、打击任务的任务分配。这种方法使多无人机在冲突消解过程中只需和类簇中的部分无人机进行通信交流,大大减少了通信次数和计算时间。当有新任务插入时,只需更改部分无人机类簇内的任务序列就能够实现对任务分配方案的调整,提高了任务分配效率。

1 问题描述和数学模型

1.1 问题描述

以兰德公司发布的《在对抗环境中运用低成本可消耗无人机》研究报告为背景。设定异构多无人机执行对地面目标的侦察和打击任务,在任务区内的异构无人机有侦察型无人机和察打一体型无人机。无人机首先通过侦察发现任务区域内的地面目标,然后通过无人机间的信息交互系统将新目标的信息传递给具有攻击能力的无人机。由于击毁目标可能需要不同类型的武器资源,因此攻击任务可能需要多架无人机来完成,并将攻击任务分为单攻击任务和多攻击任务。当任务区的所有任务均被发现并摧毁时,任务结束。为了简化问题,做出如下假设:

- 1) 任务分配的过程中,无人机之间的通信拓扑保持不变;
- 2) 不考虑无人机的起飞和降落过程;
- 3) 忽略地面目标对多无人机带来的对抗性威胁。

1.2 模型建立

1.2.1 无人机模型

假设无人机系统中有 N_u 架无人机,表示为 $U = \{U_i | i = 1, 2, \dots, N_u\}$ 。每个控制平台 O_p 所控制的无人机可覆盖半径为 r_p ,覆盖密度为 ρ_p 。则 O_p 可覆盖的无人机数量可以表示为:

$$N_p = \frac{1}{2} \pi \rho_p r_p^2 \quad (1)$$

系统中的无人机总数可表示为:

$$N_u = \sum_{p=1}^n N_p \quad (2)$$

每架察打一体型无人机还携带有不同类型的和数量的武器资源。设定无人机 U_i 所携带的武器资源表示为 $r_{U_i} = \{r_{U_i}^1, r_{U_i}^2, \dots, r_{U_i}^m\}$,其中: $r_{U_i}^q (q = 1,$

2, \dots, m), 表示无人机 U_i 所携带的第 q 种武器资源的数量。

假设无人机在等高的二维平面上飞行, 将其运动学模型表示为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_i \\ \dot{y}_i \\ \dot{\varphi}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\varphi_i & 0 \\ \sin\varphi_i & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i \\ \theta_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, (x_i, y_i) 为无人机 U_i 的坐标, φ_i 为无人机 U_i 的航向角, θ_i, v_i 分别代表转弯率和速度。

1.2.2 目标模型

设定任务区域中共有目标 N_t 个, 记为 $T = \{T_j | j=1, 2, \dots, N_t\}$ 。摧毁目标 T_j 所需的武器资源种类和数量表示为 $r_{T_j} = \{r_{T_j}^1, r_{T_j}^2, \dots, r_{T_j}^m\}$, 式中: $r_{T_j}^q (q=1, 2, \dots, m)$, 表示摧毁目标 T_j 所需要的第 q 种武器资源的数量。为了使无人机能够对目标 T_j 进行充分的打击, $r_{T_j}^q$ 与 $r_{U_i}^q$ 的关系应满足为:

$$\sum_{U_i \in U_t} (x_{i,q} \cdot r_{U_i}^q) \geq r_{T_j}^q \quad (4)$$

式中, $x_{i,q}$ 为二元决策变量, 当 $x_{i,q} = 1$ 时, 表示第 q 种类型的武器资源用来打击目标 T_j , 否则 $x_{i,q} = 0$ 。根据目标需求资源和无人机所携带资源可建立矩阵 $\mathbf{X}_{N_u \times N_t}$ 。其中,

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1 & U_i \text{ 具备攻击 } T_j \text{ 的武器资源} \\ 0 & U_i \text{ 不具备攻击 } T_j \text{ 的武器资源} \end{cases} \quad (5)$$

1.2.3 任务收益模型

多无人机在侦察到地面目标并对其进行打击的过程中会获得一定的收益, 同时任务收益也会因为无人机的飞行距离、任务执行时间窗的条件而折损。定义 K_i 表示无人机 U_i 所分配到的目标任务序列集合。例如, 通过分配由无人机 U_i 来执行任务 T_1, T_3, T_5 , 则 $K_i = \{T_1, T_3, T_5\}$ 。

1) 任务奖励。任务的初始价值记为 $V = \{V_j | j=1, 2, \dots, N_t\}$, 假设无人机 U_i 攻击目标的损伤概率为 p_{ij} , 则攻击目标 T_j 所获得的初始奖励可记为:

$$D_{ij} = p_{ij} \cdot V_j \quad (6)$$

在保证任务收益最大化的同时还需要使完成任务的总时间尽可能短。设定目标 T_j 的任务时间窗为 $[t_{js}, t_{je}]$ 。其中, t_{js} 为侦察或者打击任务开始时间, t_{je} 为侦察或者打击任务结束时间。无人机 U_i 到达任务区中序列 K_i 的时间记为 t_{arrive} 。结合式(6), 任务收益可表示为:

$$R_{ij}(K_i) = D_{ij} \cdot e^{-\lambda(\mu(K_i) - t_{je})} \quad (7)$$

式中: λ 表示由于任务执行时间而产生收益衰减的比例系数, λ 越大, 任务收益随时间衰减得越

快; $\mu(K_i)$ 表示开始执行任务的时间, 当 $\mu(K_i) > t_{je}$ 时, 表示无人机 U_i 错过了执行任务的时间, 则任务收益 $R_{ij}(K_i) = 0$ 。

2) 航程代价。无人机在执行任务过程中会因为飞行距离而产生航程代价。由于无人机在飞往目标的过程需要避开障碍物, 所以用曼哈顿距离来计算无人机的航程值。设定无人机 U_i 的初始位置为 (x_0, y_0) , 目标 T_j 位置为 (x_j, y_j) , 则二者的曼哈顿距离可表示为:

$$d\{U_i, T_j\} = |x_0 - x_j| + |y_0 - y_j| \quad (8)$$

无人机 U_i 与目标 T_j 的航程代价由两部分距离表示, 一部分即为 U_i 从初始位置前往初始目标点 T_1 的航程距离, 另一部分为无人机 U_i 按顺序执行到目标 T_j 的航程距离, 即:

$$L_{ij} = d\{U_i, T_1\} + \sum_{j=1}^m d\{T_{j-1}, T_j\} \quad (9)$$

综合式(6) ~ (9), 任务收益函数可表示为:

$$S_i(K_i) = \max\{\omega_1 R_{ij}(K_i) - \omega_2 L_{ij}\} \quad (10)$$

其中, ω_1, ω_2 分别为任务收益和航程代价所占的比重系数, 可根据战场信息由指挥员进行调整。

1.2.4 目标函数和约束条件

通过上述分析, 本文的目标函数可表示为:

$$f = \sum_{i \in U} \sum_{j \in T} S_i(K_i) \quad (11)$$

此外, 需要考虑的约束有:

1) 无人机能力的约束。每架无人机执行打击任务的数量不能够超过所能执行的最大任务数。

$$\sum_{j=1}^{N_t} z_{ij} \leq G_{ij}, \forall i \in \{1, 2, \dots, N_u\} \quad (12)$$

其中: z_{ij} 为二元决策变量, 表示无人机 U_i 是否执行任务 T_j ; G_{ij} 表示无人机 U_i 所能执行的最大任务数。

2) 无人机携带的武器资源约束。每架察打一体型无人机所携带的武器资源应满足可以执行完其任务序列中的所有攻击任务。

$$r(K_i) \leq r_{U_i} \quad (13)$$

其中, $r(K_i)$ 表示无人机 U_i 攻击完任务序列 K_i 中所有任务消耗的武器资源。

3) 燃料资源约束。无人机所携带的燃料资源是有限的, 这里用无人执行总任务的最大飞行距离来表示无人机的燃料资源约束。

$$\gamma_i \cdot L_i \leq L(i)_{\max}, \forall i=1, 2, \dots, N_u \quad (14)$$

其中, γ_i 为环境威胁影响因子, L_i 为无人机的实际飞行距离, $L(i)_{\max}$ 表示无人机 U_i 的最大飞行距离。

4) 任务时间窗约束。攻击任务需要在一定的时间窗口内进行,否则会导致任务丢失。用 $\mu(K_i)$ 来表示无人机 U_i 开始执行任务的时间,则有

$$\mu(K_i) = \max(t_{js}, t_{arrive}) \quad \mu(K_i) < t_{end} \quad (15)$$

综上所述,本文的目标函数为式(11),约束条件为式(12)~(15)。

2 多无人机聚类

在进行任务分配前,先采用 K -medoids 聚类分析方法对多无人机进行聚类,来缩短任务分配的计算时间,提高分配效率。

2.1 K -medoids 聚类过程

聚类分析是根据样本之间存在的相似性和差异性,以及样本之间相似程度的统计量,将样本分成不同子集的过程。

假定样本空间中一共有 n 个样本,记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; 共有 k 个类簇中心,记为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 。通过计算样本中各点到类簇中心的距离,使每个样本 x_i 选择与其距离最近的类簇 c_i 。最终将样本聚为 k 个类簇,使聚类结果的损失函数达到最小值。其中损失函数可表示为:

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{X \in C_i} \|x_i - \mu_{C_i}\|_p \quad (16)$$

式中, J 为各个样本距离各类簇中心 C_i 的误差之和, x_i 为各个样本点, μ_{C_i} 为类簇 C_i 的中心点。 $\|x_i - \mu_{C_i}\|_p$ 为 x_i 和 μ_{C_i} 之间的 p 阶度量,本文取 $p=2$ 。

K -medoids 聚类分析方法是以类簇中位于最中心的对象作为参考点,在处理有噪声的数据方面具有明显的优势,并且对样本数据的要求较低,计算复杂度低、效率较高。基本流程如下:

Step 1: 初始化样本点 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 随机选择 k 个样本点作为初始类簇中心点。

Step 2: 按照 $c_i' < -\arg \min_k \|x_i - \mu_k'\|^2$ 的原则,将每个样本点分配到距离最近的类簇中。

Step 3: 将数据集中的每个样本点 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 分别替换其所在的类簇中心点并计算目标函数值,将 K_i 值最小的 J 点更新为新的类簇中心。

Step 4: 通过对 Step 2 和 Step 3 不断迭代得到 K 个类簇和相应的类簇中心点。

2.2 基于携带资源平衡的无人机聚类

每个无人机类簇 C_i 携带的任务资源可表示为 $r_{C_i} = \{r_{C_i}^1, r_{C_i}^2, \dots, r_{C_i}^m\}$ 。这里,用类簇中各任务

资源的标准差来平衡任务资源:

$$B_{-r_{C_i}} = \sqrt{\frac{\sum_{q=1}^m (r_{C_i}^q - \bar{r}_{C_i})^2}{m}} \quad (17)$$

其中

$$\bar{r}_{C_i} = \sum_{q=1}^m r_{C_i}^q / m \quad (18)$$

因此,基于资源平衡的多无人机分类的目标函数可表示为:

$$P_2 = \gamma_1 \sum_{i=1}^n B_{-r_{C_i}} + \gamma_2 \|x_i - \mu_{C_i}\|_2 \quad (19)$$

其中, γ_1, γ_2 分别代表无人机携带资源与距离在聚类的过程中所占的权重系数,且 $\gamma_1 + \gamma_2 = 1$ 。本文为了权衡二者之间的关系,取 $\gamma_1 = \gamma_2 = 0.5$ 。

3 基于改进 CBBA 的任务分配

利用上一节所介绍的聚类分析方法,将无人机划分为 N 类,在每个类簇中, $U_i = \{U_{i,1}, U_{i,2}, \dots, U_{i,n}\} \in U$ 。基于改进的 CBBA 进行任务分配,算法的改进如下:在满足任务对不同资源要求的情况下,使任务按照严格的时间窗约束下进行;在算法的冲突消解阶段,对来自其他类簇的无人机进行分析,进而得到最优的任务分配方案。

3.1 CBBA 介绍

CBBA 是由基于共识的拍卖算法所演化出来的一种算法。算法的主要过程包括以下两个阶段:任务包构建阶段和冲突消解阶段。在任务包构建阶段,每个 agent 以使其任务收益的增量达到最大为原则向任务包中添加任务,直到达到任务包的上限。冲突消解阶段是指各 agent 之间通过一定的方式进行交流,并相互交换获胜任务列表中的一些信息,根据一定的规则将信息进行更新,最终得到无冲突的任务分配方案。在 CBBA 中,每个 agent 都有特定的信息,用如下的符号来表示:

1) 任务包集 B_i 。 $B_i = \{b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,n}\}$ 表示无人机 U_i 分配得到的所有任务的集合。如果无人机 U_i 没有得到任何任务,则 $B_i = \emptyset$ 。

2) 任务路径集 P_i 。 $P_i = \{p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,n}\}$ 表示无人机 U_i 要执行的所有任务的列表,并按照任务执行的先后进行了排序。

3) 最高出价者的集合 Z_i 。 $Z_i = \{z_{i,1}, z_{i,2}, \dots, z_{i,n}\}$, 其中 $z_{i,k}$ 表示任务包 B_i 中对任务 t_k 出价最高的无人机。若任务没有无人机进行竞标,则 $Z_i = \emptyset$ 。

4) 最高出价的集合 Y_i 。 $Y_i = \{y_{i,1}, y_{i,2}, \dots,$

$y_{i,n}$ }, 其中 $y_{i,k}$ 表示无人机 U_i 对于任务 t_k 的最高出价。如果没有出价, 则 $y_{i,k} = 0$ 。

5) 时间戳 S_i 。 $S_i = \{s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,n}\}$, 其中 $s_{i,j}$ 表示无人机 U_i 通过通信网络与无人机 U_j 最后一次接收信息的时间。

3.2 攻击任务生成

本文研究的攻击任务包括单攻击任务和多攻击任务。

1) 对于单攻击任务, 摧毁目标所需的武器资源与执行该任务的无人机所携带的武器资源的关系应满足: $r_{T_j} < r_{U_i}$ 。例如, 当 $r_{T_j} = \{1, 1, 1, 1\}$, $r_{U_i} = \{2, 3, 1, 2\}$, 此时目标 T_j 可由无人机 U_i 单独执行。执行任务后无人机 U_i 的剩余资源可表示为:

$$r_{U_i}^{\text{last}} = r_{U_i} - r_{T_j} \quad (20)$$

其中, $r_{U_i}^{\text{last}}$ 可用于执行后续任务。

2) 对于多攻击任务, 所需的武器资源与执行该任务的无人机所携带的武器资源之间的关系为: $r_{T_j} > r_{U_i}$ 。例如, 当 $r_{T_j} = \{2, 3, 1, 2\}$, $r_{U_i} = \{1, 1, 1, 1\}$, 在这种情况下, 目标 T_j 无法由无人机 U_i 单独完成, 需要其他无人机的参与, 此时 T_j 的收益无法由单架无人机获得。假设任务 T_j 还需要的武器资源为: $r_{T_j}^{\text{need}}$, 当无人机 U_i 执行完任务之后, 任务 T_j 仍需要的武器资源可表示为: $r_{T_j}^{\text{need}} - r_{U_i}^{\text{last}}$ 。将剩余的任务重新生成一个子任务, 子任务所需要的武器资源即为 $r_{T_j}^{\text{need}} - r_{U_i}^{\text{last}}$ 。子任务会添加到任务包中继续进行分配, 直到任务被执行完毕。

对于打击任务及其生成的子任务的收益, 可以用如下公式来表示:

$$F_k^i = \begin{cases} \frac{r_{U_i}^{\text{last}}}{r_{T_j}} \cdot V_j & r_{T_j}^{\text{need}} \geq r_{U_i}^{\text{last}} \\ \frac{r_{T_j}^{\text{need}}}{r_{T_j}} \cdot V_j & r_{T_j}^{\text{need}} < r_{U_i}^{\text{last}} \end{cases} \quad (21)$$

其中, 当 $r_{T_j}^{\text{need}} \geq r_{U_i}^{\text{last}}$ 时, 表示当前无人机携带的武器资源不足以完成子任务, 此时会有新的子任务生成; 当 $r_{T_j}^{\text{need}} < r_{U_i}^{\text{last}}$ 时, 当前无人机可以将目标完全摧毁, 剩余的武器资源将会用来执行其他的任务。

3.3 任务包构建阶段

在任务包构建阶段, 每个无人机在任务分配开始之前都会生成一个本地任务包, 并携带 4 个载体 b_i, p_i, y_i, z_i 。其中 $|b_i|$ 不能够超过式 (12) 约束的最大任务数, 无人机不断向其任务包中添加任务, 直到达到最大任务数为止。任务包中的任

务根据添加到任务包中的时间先后进行排序; 而路径集中的任务顺序是根据其被执行的先后进行排列的, 这是根据得分的大小决定的。当有任务 j 被添加到任务包 b_i 中, 并被插到路径集 p_i 中的第 n 个位置时, 会增加边际分数, 具体表示为:

$$c_{ij}[b_i] = \begin{cases} 0 & j \in b_i \\ \max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j\}) - S_i(p_i) & j \notin b_i \end{cases} \quad (22)$$

本文的记分原则就是在能够使边际分数提高最多的位置插入任务。当插入的任务 j 本来就属于任务包 b_i 时, 则不会导致分数的提高, 即当 $j \in b_i$ 时, $c_{ij}[b_i] = 0$ 。 $S_i(p_i)$ 即为无人机 U_i 沿路径 p_i 执行任务的收益, $S_i(p_i \oplus_n \{j\})$ 表示的是将任务 j 插入路径集 p_i 的第 n 个位置后的任务收益, 此收益根据式 (9) 来求得。

将插入任务 j 后的最高得分 $\max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j\})$ 与最高出价 $y_{i,j}$ 进行比较, 当 $\max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j\}) > y_{i,j}$ 时, 就说明任务 j 可以被选择。将所有满足条件任务的最高分进行比较找到最高分以及其对应的任务 j^* 和在路径集中的最佳插入位置 n_{i,j^*} 。当 $\max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j^*\}) > y_{i,j^*}$ 时具体可通过如下公式表述:

$$\begin{cases} S_i^*(P_i) = \max_{j \in B_i} \{ \max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j\}) \} \\ j^* = \operatorname{argmax}_{j \in B_i} \{ \max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j\}) \} \\ n_{i,j^*} = \operatorname{argmax}_n \{ \max_{n \leq |p_i|+1} S_i(p_i \oplus_n \{j^*\}) \} \end{cases} \quad (23)$$

路径集 p_i , 最高出价者 z_i , 最高出价 y_i 的更新如下:

$$\begin{cases} P_i = P_i \oplus n_{i,j^*} \{j^*\} \\ x_{i,k^*} = i \\ y_{i,k^*} = S_i^*(P_i) \end{cases} \quad (24)$$

对于每架无人机 U_i 都会有一个特定的任务包 B_i , 并对应唯一的一个路径集 P_i , 而多个任务包所对应的路径可能存在重合的情况, 下一步通过冲突消解过程来解决这一问题。

3.4 冲突消解阶段

在分配的过程中, 每架无人机会对自身任务包中的任务进行投标。当收到比自身出价更高的招标者时会将任务释放出来。同时, 在此任务之后的所有任务也会被释放出来, 因为这些任务可能不是最优的选择。

接收方 U_j 接收到发送方 U_i 关于任务 k 的信息后, 会根据情况采取重置、更新以及离开三种行

动。具体的冲突消解细节规则参考文献[20]。由于在分配前先基于任务资源的平衡对无人机进行了聚类,因此在冲突消解阶段出价最高的无人机也有可能来自其他的类簇。这里需要对此情况进行单独分析。具体细节如表1所示。

表1 其他类簇接收到信息后的决策规则
Tab.1 Decision rules of other clusters after receiving information

发送方 (z_i)	接收方 (z_j)	接收方 j 采取的行动
j	其他类簇	如果 $y_{j,k} > y_{i,k} \rightarrow$ 更新
i	其他类簇	重置
m	其他类簇	如果 $s_{j,m} > s_{i,m}$ 且 $y_{j,k} > y_{i,k} \rightarrow$ 更新
ϕ	其他类簇	更新

在类簇内和类簇间的通信结束后,每架无人机会检查在它们的任务包中是否会有任务更新或重置。如果存在,在此之后添加到任务包中的所有任务都会被释放,表示为:

$$\begin{cases} y_{i,b_{in}} = 0 \\ z_{i,b_{in}} = \phi \end{cases} \quad \forall n > \min \{ n : z_{i,b_{in}} \neq i \} \quad (25)$$

$$b_{in} = \phi \quad n > \min \{ n : z_{i,b_{in}} \neq i \} \quad (26)$$

释放过后算法返回第一阶段,继续向任务包中添加任务。通过不断迭代这两个过程,最终会得到无冲突的任务分配方案。

在冲突消解阶段,无人机之间的通信方式如图1所示,具体可以分为两个部分:簇内通信和簇间通信。例如,簇群 K_1 中的无人机 U_1 只需要与同簇群中的其他3架无人机进行通信,就能够实现簇群内部的冲突消解,通过簇群 K_1 与其余3个簇群的通信就可以实现全局的冲突消解。相较于传统的全连接方式,该方法能够减少冲突消解阶

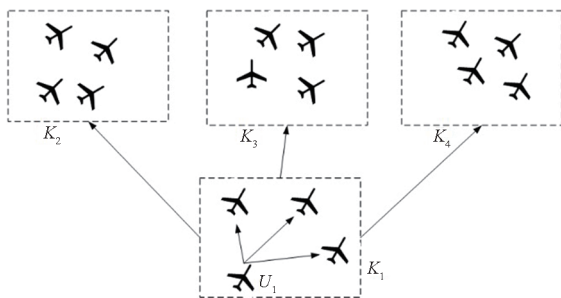


图1 冲突消解阶段的通信方式

Fig.1 Communication methods during the conflict resolution stage

段的通信次数,进而降低了问题复杂性,提高计算效率。

4 仿真实验

本节通过仿真实验验证所改进的CBBA在任务分配上的有效性,并与传统的CBBA进行了对比。所有的仿真实验在一台具有Intel Core i7-10200H处理器、8GB内存的个人PC机上进行,编译环境为MATLAB R2019a。

4.1 聚类结果分析

任务在 $2\,500\text{ m} \times 2\,500\text{ m}$ 的区域进行。10架察打一体型无人机和2架侦察型无人机的初始位置在任务区域内随机生成,每架无人机携带4种武器资源。无人机的初始状态如表2所示,所有无人机均在任务区域的上空以 20 km/s 的速度匀速飞行。

表2 无人机初始化参数

Tab.2 UAVs initialization parameters

无人机编号(U_i)	无人机类型	初始位置/m	携带资源
U_1	察打型	(1 680.6, 62.1)	{1,2,3,1}
U_2	察打型	(1 078.8, 1 678.6)	{1,3,2,1}
U_3	察打型	(1 736.0, 2 092.9)	{1,2,3,1}
U_4	察打型	(641.9, 2 428.7)	{0,2,1,2}
U_5	察打型	(24.4, 142.3)	{2,1,2,3}
U_6	侦察型	(1 330.7, 1 125.8)	{0,0,0,0}
U_7	察打型	(698.5, 1 456.2)	{2,0,1,3}
U_8	察打型	(2 365.6, 1 716.6)	{1,1,1,2}
U_9	察打型	(2 266.1, 1 798.6)	{3,2,1,3}
U_{10}	察打型	(981.7, 1 625.1)	{2,0,1,0}
U_{11}	侦察型	(1 110.5, 450.6)	{0,0,0,0}
U_{12}	察打型	(621.8, 891.7)	{2,2,0,2}

首先根据2.2节所设计的聚类分析方法对多无人机进行了聚类。为了保证每个类簇中无人机都携带有足够多数量的武器资源,以完成对目标的打击任务,将无人机分为三类。聚类结果如图2所示。表3表示了每个子类中无人机以及资源分配情况。从图2和表3中可以看出,在保持各类簇中无人机间距离相对较近的情况下,使每个类簇中无人机携带的资源达到了平衡,并且各类簇之间携带的武器资源总和保持一致,这有助于提高任务分配在共识阶段的效率,使任务分配

结果更加合理。

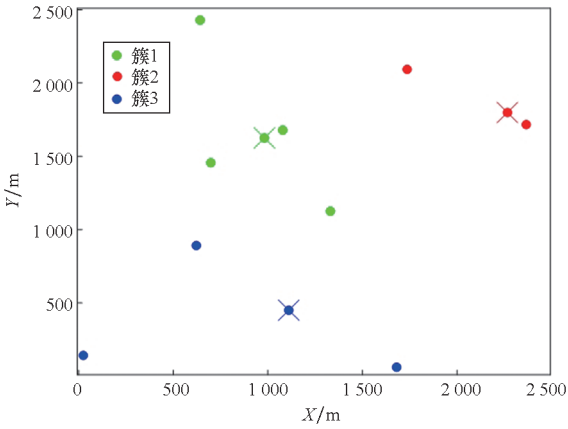


图 2 基于距离和资源平衡的 K -medoids 算法聚类结果

Fig. 2 Clustering results of K -medoids algorithm based on distance and resource balance

表 3 基于距离和资源平衡的 K -medoids 算法聚类的无人机和资源分布

Tab. 3 UAVs and resources distribution based on K -medoids clustering algorithm with distance and resource balance

类簇(K_i)	无人机(U_i)	武器资源总和
K_1	$\{U_2, U_4, U_6, U_7, U_{10}\}$	$\{5, 5, 5, 6\}$
K_2	$\{U_3, U_8, U_9\}$	$\{5, 5, 5, 6\}$
K_3	$\{U_1, U_5, U_{11}, U_{12}\}$	$\{5, 5, 5, 6\}$

为了验证算法在聚类上的优势,将其在同条件下与基于距离的 K -medoids 算法进行对比,聚类结果如图 3 和表 4 所示,此方法所聚类出的结果中第一个类簇中的无人机数量和武器资源数量明显多于其他两个类簇,这种失衡的分配结果会影响任务分配方案的合理性,进而

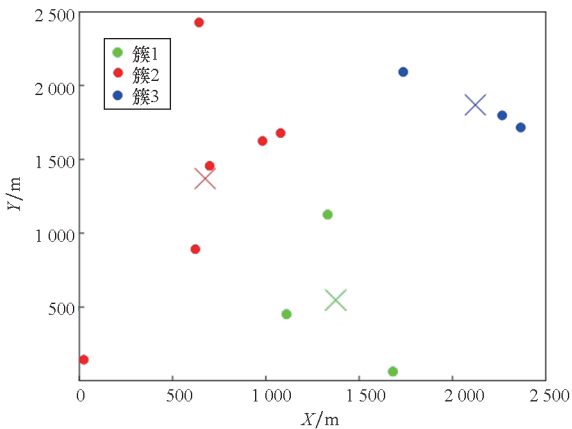


图 3 基于距离的 K -medoids 算法聚类结果

Fig. 3 Clustering results of K -medoids algorithm based on distance

增大任务分配过程的复杂度。相比之下,本文所设计的基于距离和资源平衡的算法具有明显的优势。

表 4 基于距离的 K -medoids 算法聚类的无人机和资源分布

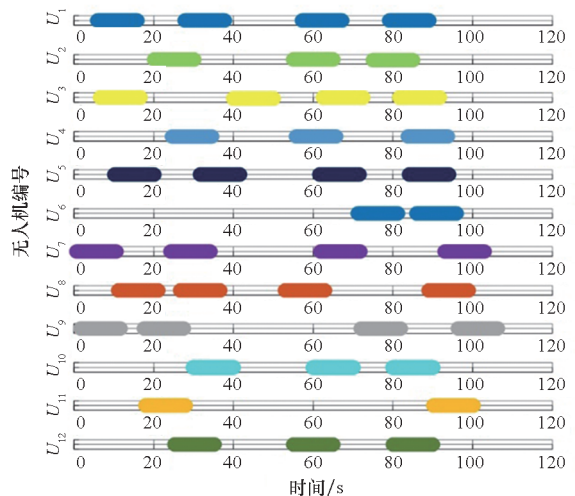
Tab. 4 UAVs and resources distribution based on K -medoids clustering algorithm with distance

类簇(K_i)	无人机(U_i)	武器资源总和
K_1	$\{U_2, U_4, U_5, U_7, U_{10}, U_{12}\}$	$\{9, 8, 8, 9\}$
K_2	$\{U_3, U_8, U_9\}$	$\{5, 5, 5, 6\}$
K_3	$\{U_1, U_6, U_{11}\}$	$\{1, 2, 3, 1\}$

4.2 任务分配结果分析

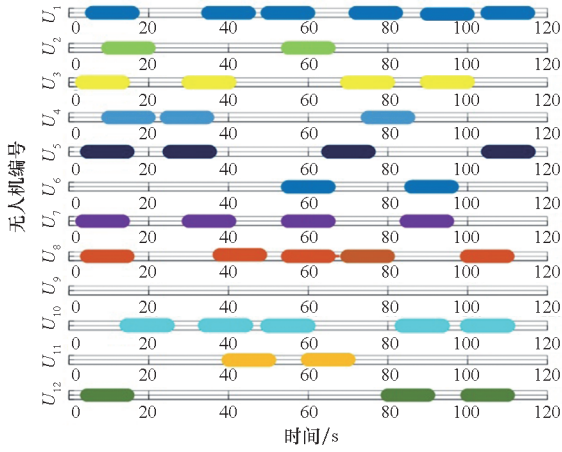
为了验证所提出的任务分配算法,在 4.1 节聚类结果的基础上,利用 12 架无人机对 20 个目标执行侦察、攻击的任务,目标的初始化位置在任务区域内随机生成。对于目标的侦察任务,为了使无人机获取到目标的足够信息,无人机的传感器需要在目标上空持续照射一段时间。在执行对目标的攻击任务时,无人机需要利用特定的武器资源来摧毁目标,每个攻击任务需要 4 种武器资源同时对其进行摧毁。将目标的侦察、打击任务时间窗均设置为 5 s。将式(10)中的权重系数 ω_1, ω_2 均设置为 0.5。

实验结果如图 4 所示,在时间轴上,用不同颜色的柱体来表示不同无人机的任务序列和时间间隔。从图 4(a)中可以看出,改进后的 CBBA 能够合理地完成对所有目标中任务的分配, U_6, U_{11} 2 架侦察型无人机所分配到的任务较少,各分配到了 2 个任务。其余的 10 架察打一体型无人机均



(a) 改进 CBBA 的任务分配结果

(a) Task allocation results of improved CBBA



(b) 传统 CBBA 的任务分配结果

(b) Task allocation results of traditional CBBA

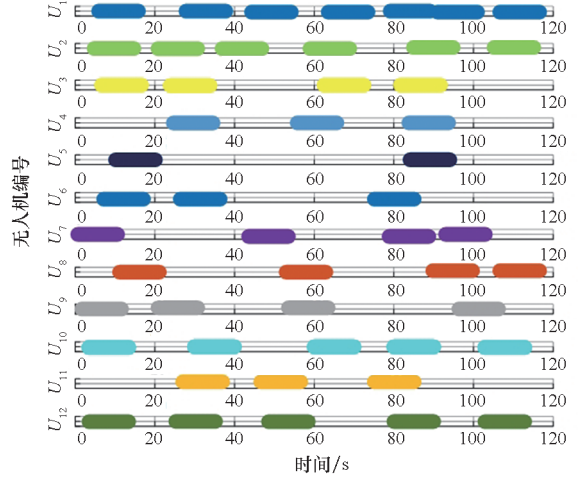
图4 任务分配结果

Fig. 4 Task assignment result

相对均衡地完成了任务分配,且无人机之间不存在任务冲突。

在相同的条件下,将传统 CBBA 进行分配的结果与本实验结果进行了对比。从图 4(b) 的对比结果中可以看出,传统 CBBA 中各无人机的任务序列是不均衡的。其中 U_1 、 U_8 、 U_{10} 3 架无人机分配到的任务较多,而 U_9 却没有分配到任何的任务。这种不均衡的分配会导致计算复杂度的增加,同时会浪费无人机的武器资源,通过本文的改进后可成功地解决这一问题。

为了避免实验存在的随机性对目标规模的变化,利用 12 架无人机执行对 25 个目标的侦察、打击任务,对比结果如图 5 所示。通过图 5(a) 和图 5(b) 可以看出,改进的 CBBA 在处理目标较多的情况时,每架无人机所分配到的任务依然保持均衡,武器资源得到了充分的利用。相比之下,传



(b) 传统 CBBA 的任务分配结果

(b) Task allocation results of traditional CBBA

图5 25个目标下任务分配结果

Fig. 5 Task assignment result under 25 targets

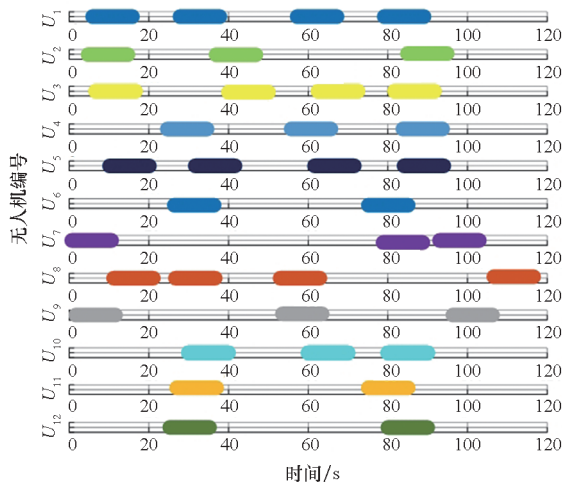
统的 CBBA 所得到的任务分配结果中无人机的任务资源被不合理地利用。

由此可以证明,在不同规模情况下,改进的 CBBA 得到的任务分配结果较传统的 CBBA 具有明显的优势,对于算法的改进是有效的。

4.3 算法性能分析

通过比较本文所改进的 CBBA 与传统的 CBBA 在进行任务分配时的计算时间、通信处理时间和任务收益,来验证本文改进算法的性能。为了验证算法在不同规模多无人机时的有效性,实验分别在 12、16、20、24 架无人机下进行,并利用本文设计的聚类方法将无人机分成 3、4、5、6 个子类。将目标的数量统一设置为 20 个。为了提高对比结果的真实性,将每组实验分别运行 50 次,并将计算时间取平均值进行比较,实验结果如图 6~8 所示。图 6 为两种算法计算时间的比较结果。可以看出,随着无人机数量的增加,两种算法进行任务分配的计算时间变长。改进后的 CBBA 计算时间一直低于传统的 CBBA。随着无人机数量的增加,改进的 CBBA 优势越来越明显。这是因为在分配前根据携带武器资源的平衡对多无人机进行了聚类,将大规模的多无人机分成了多个小规模类簇,使得算法在进行任务选择时的速度更快,从而使算法的计算时间更短。

任务收益对比如图 7 所示。从图 7 中可以看出,在相同目标数量的情况下,任务收益会随着无人机数量的增加而提高,但在无人机的数量达到一定规模时,收益的增长不再明显。同时,改进后



(a) 改进 CBBA 的任务分配结果

(a) Task allocation results of improved CBBA

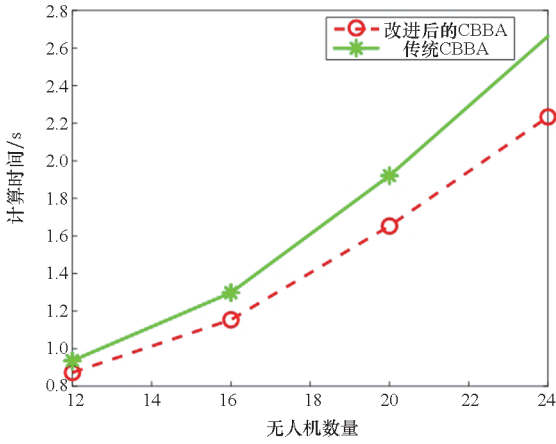


图 6 算法计算时间对比

Fig. 6 Comparison of algorithm calculation time

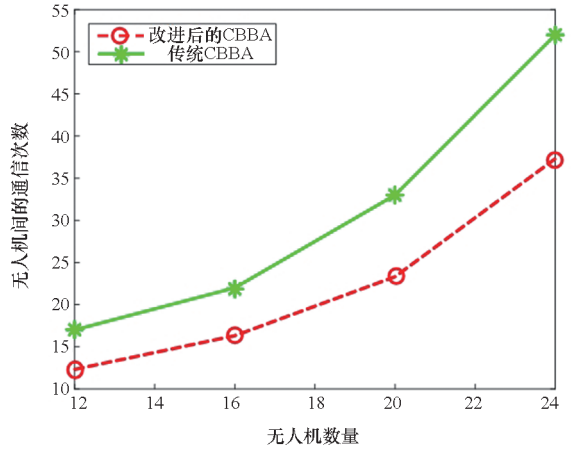


图 8 无人机间通信次数对比

Fig. 8 Comparison of communication times between UAVs

的 CBBA 的任务收益明显高于传统 CBBA 的收益,原因在于子类簇中无人机进行任务分配时航程代价更小。将任务分成多个子任务也会提高任务完成率,使得任务收益更高。

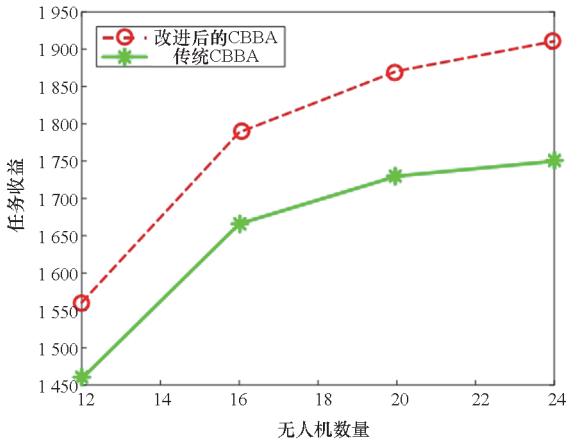


图 7 任务收益对比

Fig. 7 Comparison of task revenue

无人机间通信次数对比如图 8 所示。从图 8 中可以看出,在算法的共识阶段,无人机之间的通信次数会随着无人机规模的增大而增加。改进后的 CBBA 中无人机之间的通信次数明显低于传统的 CBBA,这是因为在任务分配过程中,改进后的 CBBA 只需要在子类簇中进行通信交流,而传统的 CBBA 要与所有无人机进行通信交流,这大大降低了无人机间的通信次数,并且改进后的 CBBA 可以减少多无人机的平均通信步骤,响应更快。

为了寻找最佳簇群设置,并验证算法对目标数量的适应性,进一步开展不同目标数量、不同簇群数量设置下的仿真实验,并将无人机间的通信次数进行比较。目标数量设置为 20、25、30、35、

40,利用 12 架无人机执行任务。将无人机分成 3 种不同形式的类簇,具体情况如表 5 所示。

表 5 具体类簇分布情况

Tab. 5 Distribution of specific clusters

类簇编号	类簇中无人机分布
1	2 个类簇,每个类簇 6 架无人机
2	3 个类簇,每个类簇 4 架无人机
3	4 个类簇,每个类簇 3 架无人机

实验结果对比如图 9 所示,可以看出,随着目标数量的增加,3 种情况中的算法计算时间和无人机间的通信次数均呈指数增加。其中将无人机分成 4 个类簇,每个类簇 3 架无人机时,无人机之间的通信次数都明显低于其他两种情况,可以推断此为最优类簇分布。

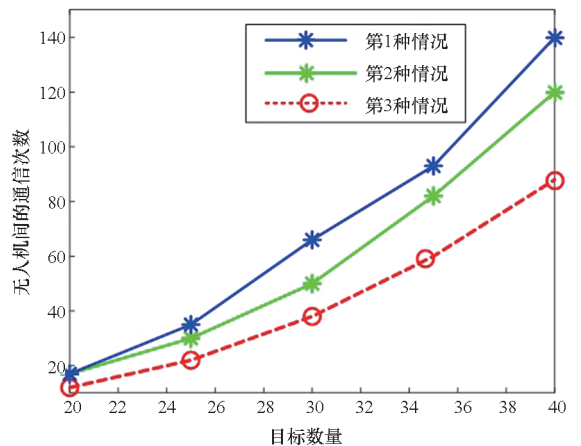


图 9 3 种情况下无人机通信时间对比

Fig. 9 Comparison of UAVs communication times in three scenarios

5 结论

本文研究了多无人机对于具有异构资源要求目标的任务分配问题,在综合考虑航程代价、异构资源类型、任务执行时间窗等条件的情况下改进了CBBA。

1) 根据各无人机所携带的异构武器资源,对无人机进行了基于武器资源平衡的聚类,将大规模的任务分配问题拆分为多个子问题,实现了问题求解简单化。

2) 对武器资源有不同要求的任务,采取了子任务生成的方法,既能满足任务的时间窗约束,又能提高任务完成率,充分利用无人机武器资源。

3) 在传统CBBA冲突消解的基础上,改进后的算法优先和子类簇的无人机进行通信共识,减少了算法的计算时间和无人机之间的通信负载。通过与传统CBBA的对比仿真实验,改进后的CBBA得到了更加合理的任务分配结果,在计算时间、通信次数、任务收益等性能方面的优势明显。

在现实的战场环境中,多无人机在执行任务时会遇到地面障碍物等静态威胁以及敌防空力量带来的动态威胁。因此,在进行任务分配过程中引入实时避障算法将成为接下来研究的重点。

参考文献 (References)

[1] 王祥科,刘志宏,丛一睿,等. 小型固定翼无人机集群综述和未来发展[J]. 航空学报, 2020, 41(4): 15-40.
WANG X K, LIU Z H, CONG Y R, et al. Miniature fixed-wing UAV swarms; review and outlook[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(4): 15-40. (in Chinese)

[2] 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)

[3] 姜霞,曾宪琳,孙健,等. 多飞行器的分布式优化研究现状与展望[J]. 航空学报, 2021, 42(4): 84-99.
JIANG X, ZENG X L, SUN J, et al. Research status and prospect of distributed optimization for multiple aircraft[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 84-99. (in Chinese)

[4] 齐小刚,李博,范英盛,等. 多约束下多无人机的任务规划研究综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(2): 204-217.
QI X G, LI B, FAN Y S, et al. A survey of mission planning on UAVs systems based on multiple constraints[J]. CAAI

Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(2): 204-217. (in Chinese)

[5] ZHAI X P B, LI L, ZHAO X D, et al. Real-time task allocation of heterogeneous unmanned aerial vehicles for search and prosecute mission[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021: 1-13.

[6] LUO Z H, POON M, ZHANG Z Z, et al. The multi-visit traveling salesman problem with multi-drones [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 128: 103172.

[7] DAI R, FOTEDAR S, RADMANESH M, et al. Quality-aware UAV coverage and path planning in geometrically complex environments[J]. Ad Hoc Networks, 2018, 73: 95-105.

[8] GAMA R, FERNANDES H L. A reinforcement learning approach to the orienteering problem with time windows[J]. Computers & Operations Research, 2021, 133: 105357.

[9] FU X W, FENG P, LI B, et al. A two-layer task assignment algorithm for UAV swarm based on feature weight clustering[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2019, 2019: 1-12.

[10] GAO S, WU J Z, AI J L. Multi-UAV reconnaissance task allocation for heterogeneous targets using grouping ant colony optimization algorithm[J]. Soft Computing, 2021, 25(10): 7155-7167.

[11] BENADÈ G, HOOKER J N. Optimization bounds from the branching dual[J]. INFORMS Journal on Computing, 2019, 32(1): 3-15.

[12] 王轩. 多无人机任务分配与航迹规划算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
WANG X. Research on task assignment and path planning algorithm of multi-UAV [D]. Xi'an: Xidian University, 2020. (in Chinese)

[13] 张瑞鹏,冯彦翔,杨宜康. 多无人机协同任务分配混合粒子群算法[J]. 航空学报, 2022, 43(12): 412-427.
ZHANG R P, FENG Y X, YANG Y K. Hybrid particle swarm algorithm for multi-UAV cooperative task allocation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(12): 412-427. (in Chinese)

[14] 陈丹妮. 基于蚁群算法的无人机作战规划[D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
CHEN D N. Combat planning of unmanned aerial vehicles based on ant colony algorithm[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018. (in Chinese)

[15] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation, 2002: 4104-4108.

[16] 叶勇,张惠珍. 多配送中心车辆路径问题的狼群算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(9): 2590-2593.
YE Y, ZHANG H Z. Wolf pack algorithm for multi-depot vehicle routing problem [J]. Application Research of Computers, 2017, 34(9): 2590-2593. (in Chinese)

[17] 赵晓林,张可为,李宗哲,等. 多无人机动态侦察资源分

- 配问题研究[J]. 电光与控制, 2020, 27(6): 11-15, 31.
ZHAO X L, ZHANG K W, LI Z Z, et al. On dynamic reconnaissance resource allocation for multiple UAVs [J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(6): 11-15, 31. (in Chinese)
- [18] 魏瑞轩, 吴子沉. 无人机集群实时任务分配方法研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(7): 1574-1581.
WEI R X, WU Z C. Study on task allocation of UAV swarm based on cognitive control[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(7): 1574-1581. (in Chinese)
- [19] CHEN H W, XU J Y, WU C. Multi-UAV task assignment based on improved wolf pack algorithm [C]//Proceedings of the 2020 International Conference on Cyberspace Innovation of Advanced Technologies, 2020: 109-115.
- [20] CHOI H L, BRUNET L, HOW J P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(4): 912-926.
- [21] ZHANG Y Z, FENG W C, SHI G Q, et al. UAV swarm mission planning in dynamic environment using consensus-based bundle algorithm [J]. Sensors, 2020, 20(8): 2307.
- [22] BERTUCCELLI L, CHOI H L, CHO P, et al. Real-time multi-UAV task assignment in dynamic and uncertain environments [C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2009.
- [23] 李相民, 唐嘉钰, 代进进, 等. 异构多智能体联盟动态任务分配 [J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 1094-1104.
LI X M, TANG J Y, DAI J J, et al. Dynamic coalition task allocation of heterogeneous multiple agents [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 1094-1104. (in Chinese)
- [24] 于晓强, 郑红星. 基于拓展 CBBA 算法的在轨装配航天器任务分配技术研究 [J]. 无人系统技术, 2019, 2(4): 46-53.
YU X Q, ZHENG H X. The extended-CBBA-based decentralized auctions algorithm for on-orbit assembly spacecraft task allocation [J]. Unmanned Systems Technology, 2019, 2(4): 46-53. (in Chinese)