

兵工学报

Acta Armamentarii

ISSN 1000-1093, CN 11-2176/TJ

《兵工学报》网络首发论文

题目：多目标空地异构无人系统协同任务分配方法
作者：范博洋，赵高鹏，薄煜明，吴祥
收稿日期：2022-02-19
网络首发日期：2022-07-07
引用格式：范博洋，赵高鹏，薄煜明，吴祥. 多目标空地异构无人系统协同任务分配方法[J/OL]. 兵工学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2176.TJ.20220706.1621.017.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

多目标空地异构无人系统协同任务分配方法

范博洋, 赵高鹏, 薄煜明, 吴祥

(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘要：面向无人车(Unmanned Ground Vehicle, UGV)与无人机(Unmanned Aerial Vehicles, UAVs)协同侦察打击应用, 地面无人车载荷能力大, 续航时间长, 但其速度较慢且侦察视野受限; 无人机运动速度快、受环境限制较少、视野开阔, 但载荷能力和续航能力有限。本文研究由地面无人车与多无人机组成的空地异构无人系统面向大范围、多目标的协同任务分配问题, 以无人系统完成任务时间为优化目标, 同时考虑无人机收放、续航能力以及任务时序等约束条件。本文建立了空地异构无人系统的任务分配模型, 提出了一种多目标空地异构无人系统任务分配方法。首先对战场中的目标点聚类划分出多个子任务区域, 再使用混合粒子群优化算法(hybrid Particle Swarm Optimization, hybrid-PSO)对区域间任务分配和子区域内空地异构无人系统的任务分配问题进行求解, 从而得到满足约束条件的全局任务分配结果。最后通过仿真实验验证了所提方法的有效性。

关键词：无人系统; 任务分配; 密度值最大聚类; 混合粒子群算法

中图分类号： V279+.2 **文献标志码：** A **文章编号：** 1000-1093(2022)XX-XX-XXX

DOI： 10.12382/bgxb.2022.0095

Collaborative Task Allocation Method for Multi-target Aerial-ground Heterogeneous Unmanned System

FAN Boyang, ZHAO Gaopeng, BO Yuming, WU Xiang

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract: For the application of collaborative scout and attack between unmanned ground vehicle(UGV) and unmanned aerial vehicles(UAVs), the UGV has more loading capacity and long endurance time, but its speed is slow and the scout field of vision is limited, the UAV is fast in movement, less restricted by the environment and has a wide scout field of vision, but its loading capacity and endurance are limited. This paper studies the large-scale and multi-targeted collaborative task allocation problem for aerial-ground heterogeneous unmanned system which is composed of UGV and multiple UAVs. The task completion time of the unmanned system is taken as the optimization objective, and the constraints such as the retraction, endurance of the UAVs and the task chronology are considered. This paper establishes the task allocation model of the aerial-ground heterogeneous unmanned system, and proposes a task allocation method. In the first step, the target points in the battlefield are clustered into several sub-task regions. In the second step, the hybrid particle swarm optimization algorithm(hybrid-PSO) is used to solve the task allocation problems of the inter-region and the unmanned system in each sub-region. Finally, the global task allocation results satisfying the constraints are obtained. Numerous simulation experiments verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: unmanned system; task allocation; maximum density clustering algorithm; hybrid particle swarm optimization algorithm

收稿日期： 2022-02-19

作者简介： 范博洋(1991—), 男, 博士研究生。E-mail: fanboyang@njust.edu.cn;

薄煜明(1965—), 男, 研究员, 博士生导师。E-mail: byming@njust.edu.cn

通信作者： 赵高鹏(1983—), 男, 副研究员, 硕士生导师。E-mail: zhaogaopeng@njust.edu.cn

0 引言

在复杂的战场环境中,功能有限的单一类型无人装备因工作方式、工作空间、载荷性能等因素限制,无法独立完成复杂多样的作战任务^[1]。比如,旋翼无人机具有快速灵活、视野开阔、受环境影响较小等优点,但其受限于自身载荷较小、续航时间短等不足,在大范围多目标的侦察任务中需要无人机集群的协同工作。地面无人车具有载荷能力强、续航时间长等优点,但其受地形环境限制较大,侦察视野有限^[2]。而空地异构无人系统结合空地无人平台各自优势协同作战,是适应未来战场的必然选择。因此,研究空地异构无人系统的协同任务分配具有现实意义。

无人系统协同任务分配是指考虑多目标任务和无人平台自身功能,对系统内无人装备的任务进行优化配置,使无人系统以最小代价协同完成任务^[3]。无人系统的异构通常分为两类,一个是结构上的异构,主要由无人平台自身的因素造成,例如运动能力、载荷能力的不同或能源动力限制等导致无人装备执行任务的空间和范围不同;另一个是功能上的异构,主要由无人平台搭载的有效载荷造成,例如传感器种类或武器性能不同等因素导致无人装备所能执行任务的种类不同^[4-6,10]。由于无人系统协同任务分配可以视为多旅行商问题,本质上是 NP-hard 问题^[7],具有多种异构性质的因素会导致约束数量的增加,从而导致求解任务分配的计算量显著增加,特别是对于大规模问题。

目前,对两种不同类型的异构无人系统的任务分配问题均有大量的研究。对于结构上的异构系统,Murray 等人^[8]研究了异构机器人投递系统的任务分配,地面车辆和无人机分别从仓库出发向多个目标点投送物资后返回,由无人机发挥速度优势,地面车辆来弥补无人机航程和载荷能力的不足。Ha 等人^[9]研究了地面车辆搭载无人机进行物资投递的任务分配,对于符合无人机航程约束的目标点,由地面车辆在相邻的目标点释放并回收无人机来完成投递任务,发挥无人机的速度优势,但该方法并不涉及同时使用多无人机的分配以及无人机降落点的选择。Bae 等人^[6,10]研究了由行动速度不同的一组机器人组成的异构系统,对机器人从不同仓库出发向多个目标执行投递任务后再返回的任务分配问题提出了一种启发式的优化算法。Chen 等人^[11]研究了异构多无人机对区域的协同覆盖,由于无人机的速度和传感器性能的差别导致了可覆盖区域大小不同,对不同覆盖区域的分配问题提出了一种基于整数线性规划的方法。Chen 等人^[12]同样研究了异构多无人机

对区域的协同覆盖,提出了用密度聚类的方法为无人机的覆盖区域进行划分。Banfi 等人^[13]研究了一种多无人车-多无人机任务分配框架,设计了一个图神经网络估计多无人车-多无人机的分组和完成任务的代价,并使用混合整数线性规划对估计结果进行实际任务分配用以训练网络。对于功能上的异构系统,Arbanas 等人^[14]研究了一种由无人车搭载一架无人机的异构无人系统,无人车具有收放无人机的能力,无人机从空中引导无人车进行避障。Shima 等人^[15]和 Edison 等人^[16]研究了多无人机对多个地面目标协同执行受时序优先级约束的确认、攻击和毁伤评估等三种任务的任务分配,考虑了时间、资源、可飞路径等多项约束。Feo-Flushing 等人^[17]研究了将任务拆分为多个不同类型的子任务,分配给功能不同的多个机器人来执行,分别提出了启发式和精确的算法来解决任务分配问题。Zhao 等人^[18]研究了一种异构多无人机系统,不同类型的无人机具有执行不同任务的能力,对应的多个目标需要被执行多种任务,文献提出了一种基于强化学习的方法解决了任务分配的问题。Chen 等人^[19]提出了一种多目标蚁群优化算法解决异构多无人机系统的任务分配问题。

现有的异构无人系统任务分配研究主要聚焦对无人平台各自合理分配,将无人系统任务分配看作多个无人平台的分工,彼此之间少有协作,尤其忽略了无人平台彼此之间的关联对任务分配结果的影响。例如关于无人车回收无人机集群的位置的自主选择,这将使无人车与无人机的任务分配具有耦合因素,更能体现异构无人系统的协同与合作。针对以上问题,本文研究无人车与多架旋翼无人机组成空地异构无人系统对作战区域内的多个目标进行协同侦察与打击的任务分配问题。该空地异构无人系统既包含结构上的异构,又包含功能上的异构。由无人机执行侦察任务,无人车在执行打击任务的同时需要在合适的地点释放、回收无人机,使得整个系统在最短的时间有效完成任务。在目标数量较多的环境下,本文先将作战区域内目标点聚类划分为若干子任务区域,并对子区域间进行任务分配。再在子区域内将无人机的任务分配模型与无人车的任务分配模型相结合,考虑二者之间的耦合,在给出任务分配的同时,还确定了无人车收放无人机的位置,使得空地异构无人系统的任务分配结果符合约束条件。本文的研究思路如图 1 所示。本文的贡献主要包括两个方面:1) 建立了空地异构无人系统协同任务分配模型;2) 提出一种结合聚类算法和启发式算法的多目标空地异构无人系统协同任务分配方法,求解对大范围、多目标、可回收的空地异构无

人系统任务分配。

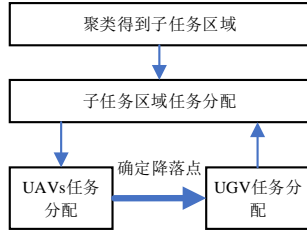


图1 本文的研究思路

Fig.1 Main idea of this study

1 问题模型

1.1 问题描述

假设空地异构无人系统的作战场景为较大范围内具有数量较多的待侦察和待打击目标。无人车续航能力强并可以携带攻击武器，其在执行任务的过程中能量不会耗尽，而无人机的续航能力有限，**只具有侦察载荷**。本文假设无人系统拥有战前情报支援，可以获得战场卫星地图以及可靠的目标位置。

无人车 G 与旋翼无人机 $U = \{u_1, u_2, \dots\}$ 对作战区域内多目标点进行协同侦察与打击，作战区域内目标点的位置、数量以及待执行任务类型等信息都是已知的，其中**全部目标点均为待侦察目标 T_s** ，部分特定的目标点为待打击目标 $T_a \subseteq T_s$ 。

考虑空地异构无人系统的特点，作战过程如图2所示。无人车搭载旋翼无人机进入作战区域，并自主决定释放点 t_{re} 释放多架无人机，由无人机对分配的目标点依次进行侦察，同时无人车向已被侦察的待打击目标点依次运动并进行火力打击，无人机执行完作战区域内的侦察任务后前往降落点 t_l 降落回无人车。在整个作战过程中，无人车以速度 v_g 在地面行驶，无人机以速度 v_u 匀速飞行，飞行高度为 h_u 。无人系统在作战区域内的候选降落点 $T_{land} = (T_a \cup t_{re})$ 中自主选择无人机的降落点 $t_l \in T_{land}$ 。

多目标空地异构无人系统协同任务分配问题可以描述成多旅行商问题的形式，每一个任务分配方案即是该多旅行商问题的一个解，表示为指派空地

异构无人系统中的各个无人装备对不同数量的目标点执行不同类型任务的时序序列。本文将空地异构无人系统的协同任务分配模型拆分为多无人机任务分配模型和无人车任务分配模型，对其分别求解，并同时考虑二者间的耦合成分：即无人车收放无人机的位置和时间。本文将无人装备在目标点间的运动估计简化为无障碍的直线运动。

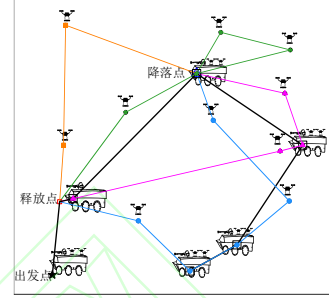


图2 多目标空地异构无人系统协同作战过程示意图

Fig.2 Schematic diagram of collaborative operation process of multi-target aerial-ground heterogeneous unmanned system

1.2 问题建模

1.2.1 多无人机任务分配模型

为最小化各无人机协同执行任务及返回降落点所使用的总时间，多无人机任务分配模型的目标函数如公式(1):

$$\min J_U = \sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T_u} \sum_{t_j \in T_u} \sum_{k=1}^2 X_{(t_i, t_j)}^{u, k} w_{(t_i, t_j)} \quad (1)$$

式中： U 为无人机的集合， $T_u = (t_{re} \cup T_s)$ 为无人机所有经过的点的集合。 $X_{(t_i, t_j)}^{u, k} \in \{0, 1\}$ 为二元决策变量，当无人机 u 被指派由目标 t_i 出发前往目标 t_j 执行任务 k 时为 1，否则为 0，其中 $k=1$ 对应飞往目标点的侦察任务， $k=2$ 对应飞往降落点的降落任务。 $w_{(t_i, t_j)}^{u, k}$ 为无人机 u 由目标 t_i 出发前往目标 t_j 执行任务 k 所需时间。

无人机的航程约束如公式(2)，无人机从起飞执行任务到安全降落所使用时间不能超过其最大续航时间。

$$\forall u \in U, \sum_{t_i \in T_u} \sum_{t_j \in T_u} \sum_{k=1}^2 X_{(t_i, t_j)}^{u, k} w_{(t_i, t_j)} \leq W_{max}^u \quad (2)$$

式中： W_{max}^u 为无人机最大续航时间。

无人机的侦察任务约束条件如公式(3)和公式

(4), 所有待侦察的目标都需要被侦察, 且只需侦察一次。

$$\sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T_u} \sum_{t_j \in T_s} X_{(t_i, t_j)}^{u,1} = N_s \quad (3)$$

$$\forall t_j \in T_s, \sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T_u} X_{(t_i, t_j)}^{u,1} = 1 \quad (4)$$

式中: N_s 为待侦察的目标数量。

无人机的降落约束如公式(5)~公式(7), 所有出动的无人机都要安全降落, 且无人车到达降落点时间不能晚于无人机。

$$\sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T_s} \sum_{t_j \in T_{land}} X_{(t_i, t_j)}^{u,2} = N_T \quad (5)$$

$$\forall u \in U_T, \sum_{t_i \in T_s} \sum_{t_j \in T_{land}} X_{(t_i, t_j)}^{u,2} = 1 \quad (6)$$

$$\min_{u \in U_T} \left\{ \sum_{t_i \in T_u} \sum_{t_j \in T_u} \sum_{k=1}^2 X_{(t_i, t_j)}^{u,k} w_{(t_i, t_j)} \right\} \geq w_{(t_0, t_l)}^g \quad (7)$$

式中: $U_T \subseteq U$ 为出动的无人机集合, N_T 为出动的

无人机的数量。 $w_{(t_0, t_l)}^g$ 表示无人车从无人机释放点直接到达降落点所用时间。

1.2.2 无人车任务分配模型

为最小化无人车执行任务所使用的总时间, 无人车任务分配模型的目标函数如公式(8):

$$\min J_G = \sum_{t_i \in T_g} \sum_{t_j \in T_a} X_{(t_i, t_j)}^g w_{(t_i, t_j)}^g + J_{wait} \quad (8)$$

式中: $T_g = (t_{re} \cup T_a)$ 为无人车所有经过的点的集合。

$X_{(t_i, t_j)}^g \in \{0,1\}$ 为二元决策变量, 当无人车被指派由目标 t_i 出发前往目标 t_j 执行打击任务时为 1, 否则为

0。 $w_{(t_i, t_j)}^g$ 为无人车被指派由目标 t_i 出发前往目标 t_j 执行打击任务所需时间。

$J_{wait} = \min_{u \in U_T} \{W^u\} - W_{(t_0, t_l)}^g$ 表示无人车在预定的降落地点等待全部无人机到达所需时间, W^u 为无人机 u 的总飞行时间, $W_{(t_0, t_l)}^g$ 为无人车按任务分配结果抵达降落点所需时间。

无人车的回收约束如公式(9), 无人车要先于无

人机到达降落点。

$$\forall u \in U_T, J_{wait} \geq 0 \quad (9)$$

无人车的打击任务约束如公式(10)和公式(11), 所有待攻击的目标都需要被攻击, 且只需攻击一次。

$$\sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T} \sum_{t_j \in T_a} X_{(t_i, t_j)}^g = N_d \quad (10)$$

$$\forall t_j \in T_a, \sum_{u \in U} \sum_{t_i \in T} X_{(t_i, t_j)}^g = 1 \quad (11)$$

式中: N_d 为待攻击的目标数量。

目标点的任务时序约束如公式(12), 对任意待攻击的目标, 都须先由无人机进行侦察后, 无人车再执行攻击任务。

$$\forall t_i \in T_a, J_U^{t_i} < J_G^{t_i} \quad (12)$$

式中: $J_U^{t_i}$ 为无人机对目标 t_i 执行侦察任务的时间,

$J_G^{t_i}$ 为无人车对目标 t_i 执行攻击任务的时间。

2 多目标空地异构无人系统协同任务分配方法

采用两步法对多目标空地异构无人系统协同任务分配问题进行求解。第一步, 使用密度最大值聚类方法^[20]将作战区域按目标密度进行划分, 得到 n 个子任务区域 $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。再将子任务区域的任务分配问题近似为无人车遍历各区域的排序, 其优化目标为最小化无人车遍历各区域所使用的时间。

使用子区域内密度值最大点来代表区域位置, 可以利用无人车任务分配模型, 使用混合粒子群算法对无人车在子任务区域间转移的任务分配问题进行求解, 得到最优解 $P_C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 为无人车在子

任务区域间执行任务的次序。第二步, 在子区域 C_i 内, 对多目标空地异构无人系统协同任务分配问题进行求解。首先, 设子区域 \hat{C}_{i-1} 内无人车的最后位置

为无人车出发点 t_0^{i-1} , 选择子区域 C_i 内距离出发点最近的目标点, 并在距离该任务点 50m 处设为子区域的无人机释放点 t_{re}^i , 使用混合粒子群算法对多无

人机任务分配进行求解，得到的最优解 P_U^i 包含释放

点 t_{re}^i 、各无人机执行任务的任务时序和降落点 t_l^i ，

且满足约束条件(2)~(7)。其次，在得到无人机任务分配 P_U^i 和无人机最早降落时间 $\min_{u \in U} \{J_u^i\}$ 的条件下，使用混合粒子群算法对无人车任务分配进行求解，得到的最优解 P_G^i 包含无人车执行任务的任务时

序。结合 P_U^i 与 P_G^i ，得到子区域 C_i 内多目标空地异构无人系统协同任务分配问题的最优解

$P_i = \{P_U^i, P_G^i\}$ 。最终，结合子任务区域任务分配 P_C 和

各区域内协同任务分配 P^i ，得到全局的多目标空地异构无人系统协同任务分配 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 。

多目标空地异构无人系统协同任务分配的流程如图 3 所示，图中 $iter1$ 是子区域任务分配的迭代次数， $iter2$ 是无人机任务分配的迭代次数， $iter3$ 是无人车任务分配的迭代次数。

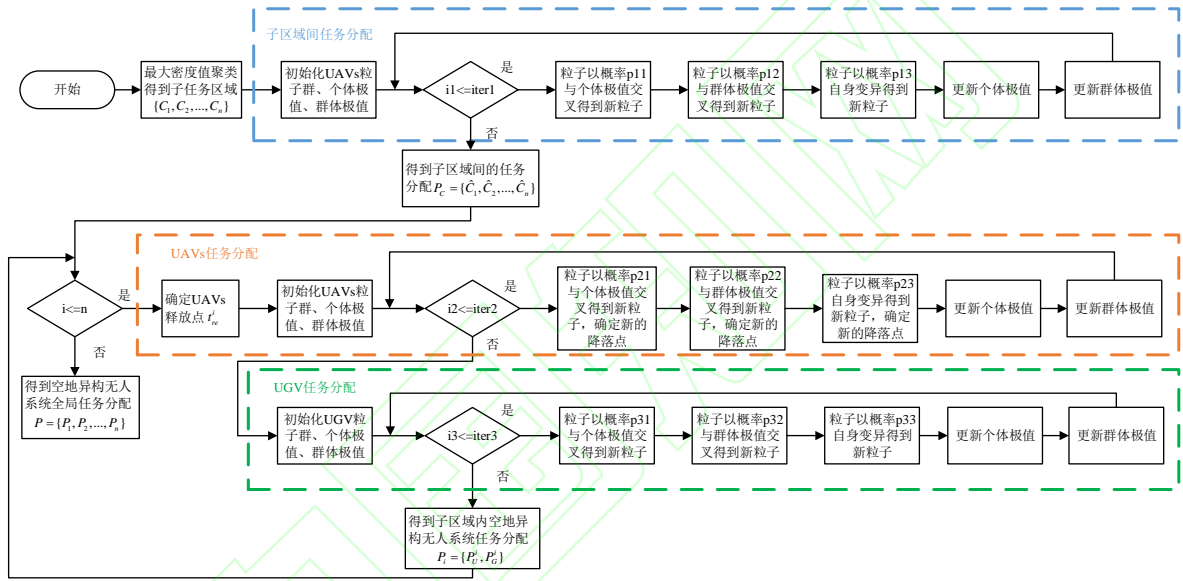


图 3 多目标空地异构无人系统协同任务分配方法流程图

Fig.3 Process of the task allocation method for multi-target aerial-ground heterogeneous unmanned system

2.1 子任务区域划分

在面向大范围多目标的复杂战场环境中，无人机有限的航程是限制空地异构无人系统完成任务能力的重要约束。在目标分布不均衡、存在多个密集目标群和稀疏目标点的作战场景下，划分子任务区域，将密集目标群和稀疏目标点区分开来，使用无人车携带无人机在区域间机动转移，减少无人机在稀疏目标点间的往返，有效的提高空地异构无人系统在航程约束下进行任务分配的能力。密度值最大聚类以空间区域的目标稠密程度作为发现簇的依据，能够有效的发现任意形状的簇，对于稀疏目标点可以单独划分，符合本文分离密集目标群和稀疏目标点的需要。该方法可以自动发现簇的数量，无需人工确定，其参数选择取决于密度阈值的设定，与目标点的实际分布无关。

2.1.1 密度最大值聚类

定义目标点 t_i 与 t_j 间的距离 $dist(t_i, t_j)$ 为欧式

距离。目标点 t_i 的邻域 $N_{(t_i, \epsilon)}$ 为以 t_i 为核心，半径 ϵ 的区域内所包含的目标点，即：

$$N_{(t_i, \epsilon)} = \{t_j \in T \mid dist(t_i, t_j) \leq \epsilon\} \quad (13)$$

式中： T 为全部目标点的集合。

目标点 t_i 的密度 ρ_i 定义为 t_i 的邻域 $N_{(t_i, \epsilon)}$ 内包含所有目标的数量，即：

$$\rho(t_i) = |N_{(t_i, \epsilon)}| \quad (14)$$

定义最大密度点为：

$$t_{\max} = \{t_i \mid t_i \in T; \forall t_j \in T, \rho(t_i) \geq \rho(t_j)\}, \quad (15)$$

定义按与最大密度值点距离排列的目标点序列为:

$$S_{\max} = \{t_i, t_j, \dots, t_n \mid \text{dist}(t_{\max}, t_i) \leq \text{dist}(t_{\max}, t_j) \leq \dots \leq \text{dist}(t_{\max}, t_n)\} \quad (16)$$

定义簇 C_h 与 C_k 间距离为两个簇中最近两个目标点之间的距离, 即:

$$\text{dist}(C_h, C_k) = \min(\text{dist}(t_i, t_j)) \quad (17)$$

式中: $t_i \in C_h, t_j \in C_k$ 。

密度最大值聚类分为两步:

第一步, 划分基本簇。在目标点集 T 中选取最大密度点 t_{\max} , 形成以最大密度点为核心的新簇

C_i 。按与最大密度值点距离排序得到 S_{\max} , 对 S_{\max}

的前 M 个样本数据进行循环判断, 若目标点 t_i 的密度大于等于密度阈值 $\min\text{Dens}$, 即:

$$\rho(t_i) \geq \min\text{Dens}, t_i \in S_{\max} \quad (18)$$

则将目标点 t_i 添加簇 C_i^* 中。最终得到基本簇

$C_i^* = \{t_{\max}, t_i, t_j, \dots \mid t_i, t_j \in S_{\max}\}$ 。循环处理剩下目

标点集 $T' = T - C_i^*$, 构建基本簇, 直到 T' 中剩余

的目标点的密度均小于 $\min\text{Dens}$ 。将 T' 中剩余的

目标点均划分为不同的基本簇, 得到基本簇集

$C^* = \{C_1^*, C_2^*, \dots, C_i^*\}$ 。

第二步, 合并基本簇。对第一步得到的基本簇集 C^* , 将簇间距离小于簇距离阈值 $\min\text{Dist}$ 的簇合并为一个簇, 即:

$$C_i = \{C_i^* \cup C_j^* \mid \forall C_i^*, C_j^* \in C^*, \text{dist}(C_i^*, C_j^*) \leq \min\text{Dist}\} \quad (19)$$

最终得到簇集 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。

2.1.2 参数选择

密度值最大聚类的参数包括: 邻域半径 ϵ 、密

度阈值 $\min\text{Dens}$ 和簇距离阈值 $\min\text{Dist}$ 。其中邻域半径和密度阈值决定基本簇的产生, 在本文假设的作战场景下, 一定范围内目标数量超过一个阈值则可以视为一个重要阵地, 应当被划分为同一个任务区域。簇距离阈值决定如何合并基本簇, 同时也决定如何划分稀疏目标点, 该参数的选取与无人机的性能相关联, 本文中验证实验的参数由多次实验调整取得。

2.2 混合粒子群优化算法

混合粒子群算法引入遗传算法中交叉和变异的操作, 使用粒子与极值交叉及粒子自身变异替代标准粒子群算法跟踪极值得到粒子的位置和速度的粒子更新方法, 通过种群迭代来搜索最优解。本节所介绍的混合粒子群算法分别用在子任务区域任务分配、无人机任务分配和无人车任务分配中, 根据三种问题的约束条件不同, 粒子和极值的更新策略有所调整, 其中子任务区域任务分配可以视为不考虑无人机收放的无人车任务分配, 子区域 C_i

的位置由区域内最大密度值目标点 t_{\max}^i 代表。

2.2.1 适应度值设计

(1) 对子任务区域的任务分配

粒子适应度值表示为无人车完成在各子区域间转移所用时间之和, 各子区域的位置由区域内密度值最大的任务点代表。

$$\text{fitness} = \sum_{t_i, t_j \in T_{\max}} \text{path}_G(t_i, t_j) \quad (20)$$

式中: T 为所有目标点的集合, $T_{\max} \subseteq T$ 为各子任务区域内密度值最大的任务点的集合,

$\text{path}_G(t_i, t_j)$ 为无人车从目标 t_i 到目标 t_j 所需时间。

(2) 对无人机的任务分配

粒子适应度值表示为各无人机完成被分配的任务所用时间与到达降落点所用时间之和。

$$\text{fitness} = \sum_{u \in U_T} \left(\sum_{\substack{t_i \in (T_s \cup t_{re}) \\ t_j \in T_s}} \text{path}_U(t_i, t_j) + \text{path}_U(t_{end}^u, t_l) \right) \quad (21)$$

式中: t_{re} 为无人机的释放点, $t_{end}^u \in T_s$ 为无人机 u 规划的最后一个目标点, $t_l \in T_{land}$ 为规划的无人机

降落点, $path_U(t_i, t_j)$ 为无人机 u 从目标 t_i 飞到目标 t_j 所需时间, $path_U(t_{end}^u, t_i)$ 为无人机 u 从规划的最后一个目标飞到降落点所需时间。

(3) 对无人车的任务分配

粒子适应度值表示为无人车完成被分配的任务所用时间与等待全部无人机降落完成所用时间之和。

$$fitness = \sum_{\substack{t_i \in (T_a \cup T_{re}) \\ t_j \in T_a}} path_G(t_i, t_j) + cost_{wait} \quad (22)$$

式中: $path_G(t_i, t_j)$ 为无人车从目标 t_i 到目标 t_j 所需时间, $cost_{wait}$ 为无人车等待全部无人机降落的时间。

2.2.2 粒子表示

粒子表示采用整数编码的形式, 每一个粒子代表多目标空地异构无人系统协同任务分配的一种方案, 包括系统中全部无人车和无人机的任务时序序列, 该粒子须满足任务约束条件(3)、(4)、(10)和(11)。例如, 一个包含一辆无人车和 4 架无人机的空地异构无人系统, 待分配的侦察目标为 16 个, 序号为 1~16, 其中目标[4,7,10,13]同时为待打击的目标, 则表示一种任务分配方案的粒子如图 4 所示:

UAV1 [1, 9, 11, 15]
UAV2 [14, 3, 6, 16]
UAV3 [4, 7, 5]
UAV4 [12, 2, 13, 8, 10]
UGV [4, 7, 10, 13]

图 4 粒子表示方法

Fig. 4 A sample of the particle code

2.2.3 交叉操作

粒子通过与极值交叉得到新的粒子, 交叉方法采用整数交叉法。首先选择交叉位置和交叉片段大小, 然后将粒子与极值的交叉位置上的值进行交换。产生的新粒子可能会出现目标重复分配及目标缺失, 因此还需对新粒子进行调整。在新粒子中保留由交叉位置得到的新分配目标点, 对在非交叉位置上存在的与新分配目标点重复的目标点, 用缺失的目标点进行替换。当存在多个重复目标点时, 被替换位置与替换目标点使用随机匹配, 使得新粒子满足任务约束条件(3)、(4)、(10)和(11)。假定随机选取交叉位置为第四个 UAV 的第二个目标, 交叉

片段大小为 2, 操作方法如图 5 所示。

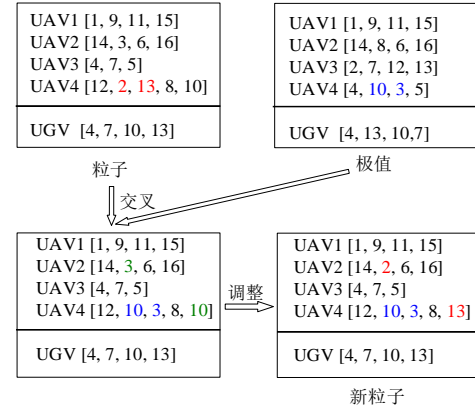


图 5 交叉操作方法

Fig. 5 A sample of the crossover operation

2.2.4 变异操作

粒子通过自身变异得到新的粒子, 变异方法采用粒子某个任务序列中的两目标次序互换。首先选择变异位置, 然后把两个变异位置互换, 显然新粒子满足任务约束条件(3)、(4)、(10)和(11)。假定选择的变异位置为第二个 UAV 的第 2 位和第 4 位, 操作方法如图 6 所示。

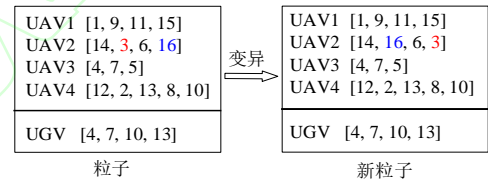


图 6 变异操作方法

Fig. 6 A sample of the mutation operation

2.2.5 粒子更新策略

对无人机任务分配时, 由完成交叉或变异操作的新粒子得到各无人机从规划的最后目标点

$t_{end}^u \in T_s$ 返回各候选降落点 $t_i \in T_{land}$ 所用时间

$$cost_{land}^i = \sum_{u \in U_T} path_U(t_{end}^u, t_i), \text{ 从中选取耗时最短}$$

且满足降落约束条件(5)~(7)的点作为降落点 t_l , 只

有当新粒子的适应度值小于旧粒子时才更新粒子。

对无人车任务分配时, 只有当新粒子的适应度值小于旧粒子且新粒子满足回收约束条件(9)和任务时序约束条件(12)时才更新粒子。

对于任务区域任务分配时, 只有当新粒子的适应度值小于旧粒子时才更新粒子。

2.2.6 极值更新策略

1) 个体极值更新: 当新粒子的适应度值小于

旧粒子极值的适应度时，更新新粒子为个体极值。

2) 群体极值更新：

a. 对无人机任务分配：

- 在个体极值中符合无人机的航程约束条件(2)的解未搜索到，且所有个体极值中最小适应度值小于群体极值的适应度值时，更新该个体极值为群体极值；

- 在个体极值中搜索到符合无人机的航程约束条件(2)的解，但群体极值不符合航程约束时，更新符合航程约束条件(2)的所有个体极值中适应度值最小的个体极值为群体极值；

- 当群体极值符合航程约束条件(2)，且所有符合航程约束条件(2)的个体极值中最小适应度值小于旧群体极值的适应度值时，更新该个体极值为群体极值。

b. 对无人车任务分配和子任务区域任务分配：

只有当所有个体极值中最小适应度值小于群体极值的适应度值时，才更新该个体极值为群体极值。

3 仿真实验

为验证本文所述算法，3.1节在12000m×12000m场景下验证聚类划分子任务区域的效果，3.2节和3.3节在两种不同的场景中对由一辆无人车搭载四架旋翼无人机组成的空地异构无人系统进行多目标协同任务分配，并分析结果。其中6000m×6000m场景主要验证在较小范围内多目标空地异构无人系统协同任务分配的能力；12000m×12000m场景验证在较大范围内存在偏离密集目标区域的稀疏目标点的情况下，结合子任务区域划分的多目标空地异构无人系统协同任务分配方法的能力。目标点坐标使用均匀分布随机生成，得到的目标区域既有多个密集的目标群，也有稀疏的目标点，能够近似模拟真实场景中重要区域部署兵力较多、非重要区域部署兵力较少的兵力部署的特点。假设半径1000m范围内有5个目标点的区域为一个重要阵地。无人车的速度为20km/h，无人机的速度为30km/h，最大飞行时间为30min。计算机配置为AMD Ryzen™ 7 PRO 4750G @ 3.6 GHz，32G内存，采用Ubuntu 20.04操作系统。

3.1 聚类效果评估

在12000m×12000m作战场景下使用均匀分布随机生成50个目标点，图7给出了使用密度值最大聚类进行子任务区域划分的效果。

本文使用Davies-Bouldin指数(DBI)为评价

标准：

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left\{ \frac{\bar{d}_i + \bar{d}_j}{d_{i,j}} \right\} \quad (23)$$

式中： k 为划分的簇的数量， \bar{d}_i 为簇 C_i 内每个目标

点与簇质心的平均距离， $d_{i,j}$ 为簇 C_i 与簇 C_j 内最

接近的两个目标点间的距离。DBI的值越小，簇内的目标点分布越紧密，簇间的最小距离越大，这符合本文对子区域划分的要求。

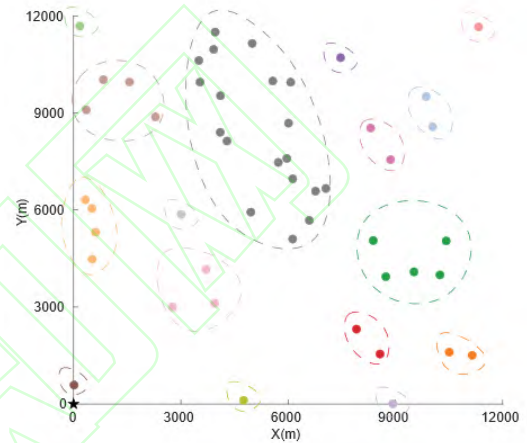


图7 密度值最大聚类效果图

Fig. 7 Result of maximum density clustering

表1给出了在12000m×12000m作战场景下使用密度值最大聚类、DBSCAN和k-means进行聚类的效果评估。其中密度值最大聚类的邻域半径、密度阈值由重要阵地的假设得到，簇距离阈值由多次实验获得；DBSCAN采用保留噪声点的方式，其密度阈值由多次实验获得；k-means随机选择初始中心点。可以看出，密度值最大聚类可以得到子区域内目标点分布更紧密、子区域间距离更大的任务区域划分。

表1 12000m×12000m范围聚类划分结果对比

Tab.1 Comparison of clustering results in the range of

12000m×12000m		
聚类算法	发现簇数量	DBI 值
密度值最大聚类	16	0.9281
DBSCAN 算法	16	1.0168
k-means 算法	16 (手动设定)	1.5859

3.2 较小范围内的任务分配仿真

6000m×6000m范围内的目标分布如图8所示，随机分布50个目标点，其中17个随机点为待打击目标，由黑色方框标记。黑色点为无人车的出发点。

多目标空地异构无人系统协同任务分配方法的参数如表2所示。多目标空地异构无人系统协同

任务分配结果如表 3 和图 9 所示。

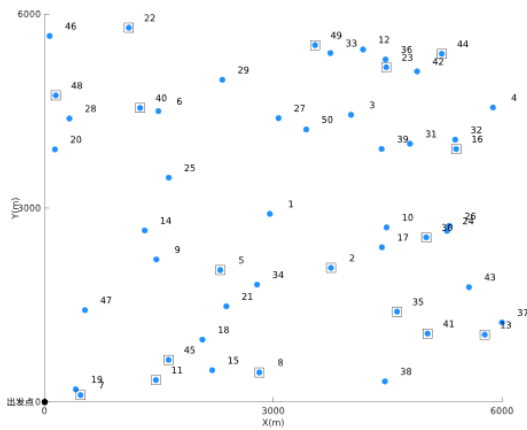


图 8 6000m×6000m 范围内目标分布图
Fig.8 Target distribution map in the range of
6000m×6000m

表 2 6000m×6000m 范围协同任务分配方法参数
Tab.2 Parameters of the collaborative task allocation method in
the range of 6000m×6000m

邻域半径 ϵ (m)	密度阈值 $minDens$	簇距离阈值 $minDist$ (m)
1000	5	1500

(a) 密度值最大聚类参数

(a) Parameters of maximum density clustering

	无人机任务分配	无人车任务分配
种群数量	800	250
迭代次数	2400	800
交叉概率	0.7	0.7
变异概率	0.7	0.7

(b) 混合粒子群优化算法参数

(b) Parameters of hybrid-PSO algorithm

表 3 6000m×6000m 范围协同任务分配结果
Tab.3 Collaborative task allocation in the range of
6000m×6000m

	规划结果			
	释放点 坐标	任务序列	任务耗 时(s)	降落点
UAV 1	(365, 106)	[7,38,10,4,44,42, 23,36,12,33,49,29]	1718.11	目标点 [40]
UAV 2		[11,15,8,5,14, 20,28,48,46,22]	1340.85	
UAV 3		[47,9,21,34,1,39,31, 16,32,3,50,27,40,6]	1562.53	
UAV 4		[19,45,18,17,30,26,24, 43,37,13,41,35,2,25]	1643.87	
UGV		[7,48,22,40,5,45, 11,8,2,35,41,13, 30,16,44,23,49]	4323.73	UGV 抵达降 落点耗时(s) 1335.49

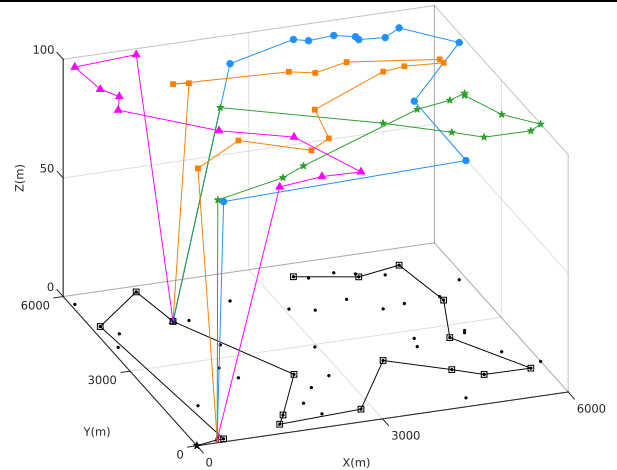


图 9 6000m×6000m 范围内协同任务分配示意图
Fig. 9 Schematic diagram of the collaborative task allocation in
the range of 6000m×6000m

由于区域内目标点的分布较为密集,密度值最大聚类算法将整个任务区域划分为一个子区域。规划的无人机释放点在距离目标点[19]的 50 m 处,坐标为(365, 106),降落点为目标点 40 的位置,无人车等待无人机降落时间 $J_{wait} = 5.36(s)$,各无人机的飞行时间为[1718.11s, 1340.85s, 1562.53s, 1643.87s],各子区域内的任务分配结果满足无人机的航程约束(2)、侦察任务约束(3)和(4)、降落约束(5)~(7)、无人车的回收约束(9)、打击任务约束(10)和(11)以及目标点的任务时序约束(12)。

在图 9 中,地面黑色实线为规划的无人车行驶路径,黑色五角星点代表无人车出发点,红色方框代表无人机释放点,黑色方框代表待打击的目标点,蓝色三角形为规划的无人机降落点,空中各条实线代表各无人机的飞行轨迹。各无人机飞行时间的收敛曲线如图 10 所示,从图中可以看出混合粒子群算法在第 555 次迭代中得到满足航程约束(2)的解,在 1800 次迭代后基本收敛到稳定值。整个多目标空地异构无人系统协同任务分配计算用时 859.9s。

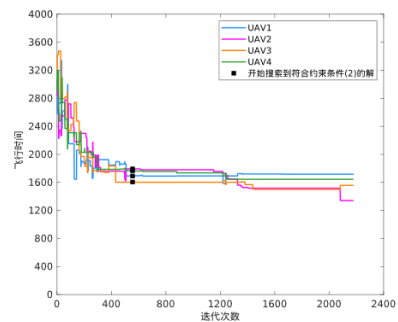


图 10 各无人机飞行时间曲线

Fig. 10 Curve of UAVs flight time

3.3 较大范围内的任务分配仿真

12000m×12000m 范围内的目标分布如图 11 所示, 随机分布 50 个目标点由蓝色点标出, 其中有 17 个随机点为待打击目标, 由黑色方框标记。黑色点为无人车的出发点。

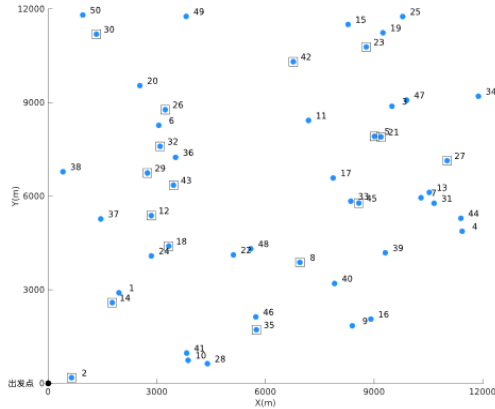


图 11 12000m×12000m 范围内目标分布图

Fig.11 Target distribution map in the range of 12000m×12000m

若不对作战区域进行划分, 混合粒子群算法的参数如表 4 所示。任务分配结果如表 5 所示, 各无人机的飞行时间为[3401.53s, 2884.75s, 2491.79s, 2704.78s], 超过其最大续航时间, 违反了无人机的航程约束条件(2), 任务分配失败。

表 4 12000m×12000m 范围不划分子任务区域的协同任务分配方法参数

Tab.4 Parameters of the task allocation method without clustering in the range of 12000m×12000m

	无人机任务分配	无人车任务分配
种群数量	800	250
迭代次数	2400	800
交叉概率	0.7	0.7
变异概率	0.7	0.7

表 5 12000m×12000m 范围不聚类划分子任务区域的协同任务分配结果

Tab.5 Task allocation result without clustering in the range of 12000m×12000m

	规划结果		
	释放点坐标	任务序列	降落点
UAV1	(617,85)	[14,37,38,30,50,49,20,26,6,36,17,33,45]	目标点 [5]
UAV2		[1,24,18,3,47,34,25,19,15,23]	
UAV3		[41,35,46,8,40,9,16,39,4,44,31,7,13,27]	
UAV4		[2,10,28,48,22,12,43,29,32,42,11,5,21]	

结合密度值最大聚类算法对作战区域进行划分, 空地异构无人系统协同任务分配方法的参数如表 6 所示。密度值最大聚类将作战区域划分为 16 个子任务区域, 子任务区域的划分和任务分配结果如图 12 所示。

表 6 12000m×12000m 范围协同任务分配方法参数

Tab.6 Parameters of the collaborative task allocation method in the range of 12000m×12000m

邻域半径 ϵ (m)	密度阈值 $minDens$	簇距离阈值 $minDist$ (m)
1000	5	1500

(a) 密度值最大聚类参数

(a) Parameters of maximum density clustering

	子任务区域 任务分配	无人机 任务分配	无人车 任务分配
种群数量	240	240	50
迭代次数	720	720	200
交叉概率	0.7	0.7	0.7
变异概率	0.7	0.7	0.7

(b) 混合粒子群优化算法参数

(b) Parameters of hybrid-PSO algorithm

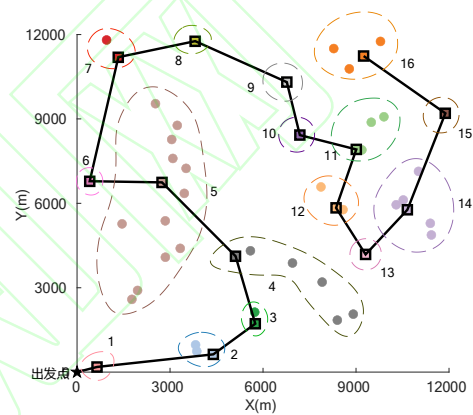


图 12 子任务区域的划分和任务分配

Fig.12 Result of maximum density clustering and sub-regions allocation

多目标空地异构无人系统协同任务分配结果如表 7 和图 13 所示。在协同任务分配结果中, 子任务区域 3 和子任务区域 5 规划了降落点为目标点 35 和目标点 29 的位置, 无人车等待无人机降落时间 $J_{wait}^3 = 92.9731(s)$, $J_{wait}^{16} = 1.41(s)$, 其余子任务区域内无人车在释放点原地等待无人机降落。在完成全部任务后, 各无人机总的飞行时间为[1584.87s, 1661.48s, 1737.4125s, 1488.49s], 各子区域内的任务分配结果满足无人机的航程约束(2)、侦察任务约束(3)和(4)、降落约束(5)~(7)、无人车的回收约束(9)、打击任务约束(10)和(11)以及目标点的任务时序约束(12)。

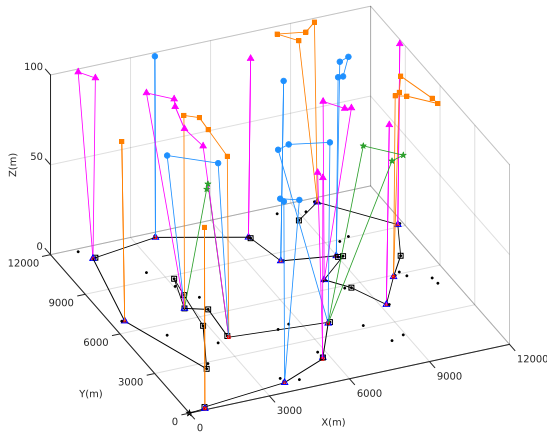


图 13 12000m×12000m 范围内多目标空地异构无人系统协同任务分配示意图

Fig.13 Schematic diagram of the collaborative task allocation for multi-target aerial-ground heterogeneous unmanned system in the range of 12000m×12000m

在图 13 中,地面黑色粗实线为规划的无人车行驶路径,黑色五角星点代表无人车出发点,红色方框代表无人机释放点,黑色方框代表待打击的目标点,三角形为规划的无人机降落点,空中各条实线代表各无人机的飞行轨迹。整个多目标空地异构

无人系统协同任务分配计算用时 277.93s。

4 结论

本文所研究的空地异构无人系统由一辆无人车搭载多架无人机组成,由无人车搭载无人机进入任务区域,在靠近目标后释放若干架无人机对多目标执行侦察任务,由无人车对特定的目标进行打击,并安全回收释放的无人机,再由无人车搭载无人机在任务区域间进行转移。

本文不考虑实际环境中地形限制,地面车可以在地面任意行驶,为了使无人机在有限的续航时间内完成侦察任务,将整个战场划分为多个子任务区域,同时为空地异构无人系统在子任务区域间转移、无人车收放无人机、多无人机侦察、无人车打击进行任务分配,使无人系统在最短时间内完成全部任务。本文针对上述任务分配问题,提出了一种多目标空地异构无人系统协同任务分配方法,通过密度值最大聚类、混合粒子群优化结合的方法,实现了空地异构无人系统对多目标进行协同侦察与打击的任务分配,具有能够处理较大规模任务分配问题的特点。实验采用在两种不同的环境中的仿真数据,结果表明了本文方法的有效性。

表 7 12000m×12000m 范围内多目标空地异构无人系统协同任务分配结果

Tab.7 Collaborative task allocation for multi-target aerial-ground heterogeneous unmanned system in the range of 12000m×12000m

子任务区域	规划结果					子任务区域	规划结果				
	释放点坐标	任务序列	任务耗时(s)	降落点	UGV 抵达降落点耗时(s)		释放点坐标	任务序列	任务耗时(s)	降落点	UGV 抵达降落点耗时(s)
1	UAV3 (617, 85)	[2]	23.9339	释放点	0	9	UAV2 (6727, 10400)	[42]	23.9544	释放点	0
	UGV	[2]	35.9009				UGV	[42]	35.9315		
2	UAV1 (3846, 642)	[10,41,28]	185.7957	释放点	0	10	UAV1 (7091, 8449)	[11]	24.1054	释放点	0
3	UAV2 (5700, 1631)	[35,46]	110.9461	目标点 [35]	17.97 30	11	UAV2 (8983, 8013)	[5,21,47,3]	373.7839	释放点	0
	UGV	[35]	17.9730				UGV	[5,21]	92.7121		
4	UAV1 (6843, 3829)	[8,48,22]	458.0001	释放点	0	12	UAV2 (7940, 6654)	[17,33,45]	276.8789	释放点	0
	UAV4	[40,16,9]	696.0720				UGV	[45]	390.8494		
	UGV	[8]	35.9460								
5	UAV1 (9296, 4086)	[24,37]	519.3175	目标点 [29]	517.9 066	13	UAV2 (9218, 4227)	[39]	24.0539	释放点	0
	UAV2	[12,29,6, 26,20]	1020.0221								
	UAV3	[18,43,36,32]	531.2584								
	UAV4	[1,14]	792.6202								
	UGV	[18,43,29,26, 32,12,14]	2815.3535								
6	UAV3 (503, 6752)	[38]	23.9832	释放点	0	14	UAV3 (10211, 5896)	[7,31,4,44, 27,13]	660.2844	释放点	0
	UGV						UGV	[27]	532.2189		
7	UAV2 (1233, 11174)	[30,50]	181.6417	释放点	0	15	UAV2 (11789, 9162)	[34]	23.9820	释放点	0
	UGV	[30]	35.8702				UGV				
8	UAV1 (3787, 11664)	[49]	23.8713	释放点	0	16	UAV3 (9868, 11695)	[25,19,15,23]	497.9526	释放点	0
							UGV	[23]	510.7207		

参考文献 (References)

[1] 武文亮, 周兴社, 沈博, 等. 集群机器人系统特性评价研究综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(13): 1-20.

WU W L, ZHOU X S, SHEN B, et al. A review of swarm robotic systems property evaluation[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(13): 1-20. (in Chinese)

- [2] DENG Q, YU J, WANG N. Cooperative task assignment of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles using a modified genetic algorithm with multi-type genes[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(5): 1238-1250.
- [3] GARONE E, NALDI R, CASAVOLA A, et al. Cooperative mission planning for a class of carrier-vehicle systems[C]//49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Atlanta, GA, USA: IEEE, 2010: 1354-1359.
- [4] WU W, WANG X, CUI N. Fast and coupled solution for cooperative mission planning of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 79: 131-144.
- [5] CHEN M, CHEN Y, CHEN Z, et al. Path planning of UAV-UGV heterogeneous robot system in road network[C]//International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Springer, Cham, 2019: 497-507.
- [6] BAE J, PARK M. A Heuristic for Efficient Coordination of Multiple Heterogeneous Mobile Robots Considering Workload Balance[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 4064-4070.
- [7] 张云飞, 林德福, 郑多, 等. 多目标时空同步协同攻击无人机任务分配与轨迹优化[J]. 兵工学报, 2021, 42(7): 1482-1495.
- ZHANG Y F, LIN D F, ZHENG D, et al. Task Allocation and Trajectory Optimization of UAV for Multi-target Time-space Synchronization Cooperative Attack[J]. Acta Armamentarii, 2021, 42(7): 1482-1495. (in Chinese)
- [8] MURRAY C C, CHU A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54: 86-109.
- [9] HA Q M, DEVILLE Y, PHAM Q D, et al. On the min-cost traveling salesman problem with drone[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 86: 597-621.
- [10] BAE J, LEE J, CHUNG W. A heuristic for task allocation and routing of heterogeneous robots while minimizing maximum travel cost[C]//2019 International Conference on Robotics and Automation(ICRA). Montreal, Canada: IEEE, 2019: 4531-4537.
- [11] CHEN J, DU C, LU X, et al. Multi-region coverage path planning for heterogeneous unmanned aerial vehicles systems[C]//2019 IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering (SOSE). San Francisco Bay, USA: IEEE, 2019: 356-3565.
- [12] CHEN J, DU C, ZHANG Y, et al. A clustering-based coverage path planning method for autonomous heterogeneous UAVs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021.
- [13] BANFI J, MESSING A, KRONINGER C, et al. Hierarchical Planning for Heterogeneous Multi-Robot Routing Problems via Learned Subteam Performance[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 4464-4471.
- [14] ARBANAS B, IVANOVIC A, CAR M, et al. Decentralized planning and control for UAV-UGV cooperative teams[J]. Autonomous Robots, 2018, 42(8): 1601-1618.
- [15] SHIMA T, RASMUSSEN S J, SPARKS A G, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(11): 3252-3269.
- [16] EDISON E, SHIMA T. Integrated task assignment and path optimization for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2011, 38(1): 340-356.
- [17] FEO-FLUSHING E, GAMBARDELLA L M, DI CARO G A. Spatially-Distributed Missions With Heterogeneous Multi-Robot Teams[J]. IEEE Access, 2021, 9: 67327-67348.
- [18] ZHAO X, ZONG Q, TIAN B, et al. Fast task allocation for heterogeneous unmanned aerial vehicles through reinforcement learning[J]. Aerospace Science and Technology, 2019, 92: 588-594.
- [19] CHEN L, LIU W L, ZHONG J. An efficient multi-objective ant colony optimization for task allocation of heterogeneous unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101545.
- [20] 王晶, 夏鲁宁, 荆继武. 一种基于密度最大值的聚类算法[J]. 中国科学院大学学报, 2009, 26(4): 539-548.
- WANG J, XIA L N, JING J W. Maximum density clustering algorithm[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2009, 26(4): 539-548. (in Chinese)