



系统工程与电子技术
Systems Engineering and Electronics
ISSN 1001-506X, CN 11-2422/TN

《系统工程与电子技术》网络首发论文

题目：面向动态目标搜索与打击的空地协同自主任务分配方法
作者：费博雯，包卫东，刘大千，朱晓敏
收稿日期：2022-08-15
网络首发日期：2022-12-29
引用格式：费博雯，包卫东，刘大千，朱晓敏. 面向动态目标搜索与打击的空地协同自主任务分配方法[J/OL]. 系统工程与电子技术.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.2422.TN.20221228.1702.020.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。

面向动态目标搜索与打击的空地协同 自主任务分配方法

费博雯, 包卫东*, 刘大千, 朱晓敏

(国防科技大学系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 面向复杂城市环境中的运动目标搜索与打击任务, 单域无人平台受视野范围、运动能力等限制, 易出现目标遗漏、任务完成率低的问题。针对这些问题, 提出一种面向动态目标搜索与打击的空地协同自主任务分配方法, 通过结合无人机视野范围广以及无人车机动性强的特点, 提升空地无人系统的任务执行效率和区域覆盖率。一方面, 针对未知运动目标, 提出一种基于数字信息素的目标搜索模型, 以平台协同收益和区域覆盖率为优化指标, 保证在尽可能短的时间周期内发现区域中的所有目标。另一方面, 面向动态到达的打击任务, 构建基于可行路径规划的任务分配模型, 以平台能耗和任务完成时间为目标函数, 在保证任务完成率的同时, 提高空地协同系统的资源利用率。与现有方法相比, 本文方法能够在最短的时间内发现所有目标, 区域覆盖率达到 55% 以上, 且资源利用率为 84.4%。实验结果表明, 该方法具备较好的目标搜索和任务执行能力。

关键词: 空地协同; 数字信息素; 目标搜索; 任务分配; 路径规划

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

Air-ground cooperative autonomous task allocation method for dynamic target search and strike

FEI Bowen, BAO Weidong*, LIU Daqian, ZHU Xiaomin

(College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: For the task of moving target search and strike in a complicated urban environment, the single-domain unmanned platform is limited by its field of vision and movement capability, which is easy to cause problems of the target omission and the low task completion rate. To solve these problems, an air-ground cooperative autonomous task allocation method for dynamic target search and strike is proposed. It aims to improve the efficiency of task execution and regional coverage of air-ground unmanned systems by combining the characteristics of the wide field of vision of Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) and the strong mobility of Unmanned Ground Vehicles (UGVs). On the one hand, for unknown moving targets, a target search method based on digital pheromones is proposed, which takes platform cooperation income and regional coverage as optimization metrics to ensure that all targets in the region can be found in the shortest possible time period. On the other hand, for the dynamic arrival strike task, a task allocation model based on feasible path planning is proposed, which takes the platform energy consumption and task completion time as the objective function to ensure the task completion rate and improve the resource utilization of the air-ground cooperation system. Compared with the existing methods, the proposed method can find all targets in the shortest time; the regional coverage rate can reach more than 55%; and the resource utilization rate is 84.4%. Experimental results show that the proposed

method has excellent capabilities for target search and task execution.

Keywords: Air-ground cooperation; Digital pheromone; Target search; Task allocation; Path planning

0 引言

随着机器学习和人工智能技术的持续发展,自主性和智能性已经成为无人系统研发的重要趋势,同时也是系统研究成果落地应用的重要指标^[1]。由于军事和民用领域的广阔应用前景,智能自主无人系统的研发受到世界各国的高度重视,特别是在军事领域中,无人系统被视为未来智能化战争的主力军^[2]。在不确定环境下将多种异构、离散的无人资源高效组织、协同规划构成一个有效的闭合环路,对于自主无人系统的构建至关重要,是推进无人系统自主能力发展的重要一环。因此,近年来基于多无人平台协同优化的任务分配、路径规划方法层出不穷,成为学者研究的热点问题之一^{[3],[4]}。

在单域多平台协同优化方面,余婧等人^[5]综合考虑任务规划的优化需求,研究了面向多无人机协同对地攻击的双层任务规划方法。Yao 等人^[6]提出了分布式任务规划框架,以提高分布式多无人机应用中任务分配和路径规划的性能。各无人机能够在路径规划的过程中评估与任务的匹配度,并对匹配度低的任务进行重规划,在获得更好规划结果的同时,消耗更少的计算资源。Ye 等人^[7]研究了异构无人机对地面目标进行防空压制的协同多任务分配问题,提出了一种改进的遗传算法(Genetic Algorithm, GA)与多类型基因染色体编码策略,提高了多机协同任务分配的效率。Chen 等人^[8]针对多无人机协同任务分配与航迹规划问题,提出了基于自适应参数调整和双向搜索的蚁群优化算法。同时,设计了一种预测交会点的方法解决运动点不能作为航迹规划算法目标点的问题。该方法不仅能有效规划无人机的航迹,还进一步提升了多无人机协同任务执行能力。Wei 等人^[9]将机器人团队的总成本和工作负载作为优化函数,提出了一种多目标粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)方法求解多机器人协同任务分配问题,保证了多机协同任务分配的时效性。Chen 等人^[10]针对无人机集群中的动态任务分配问题,提出了基于竞标拍卖的分配机制,在保证实时任务高效分配的前提下,改善了算法在不同参数条件下的适应性。

Duan 等人^[11]提出了一种动态离散鸽群优化算法规划多无人机协同搜索、打击目标的轨迹。该算法利用贝叶斯公式构造并更新概率图来指导后续搜索运动,并在执行打击任务时采用响应阈值 sigmoid 模型进行目标分配,提高了无人机编队的搜索效率。李翰等人^[12]针对城市区域多无人机协同物流任务分配问题,综合考虑经济成本、时间损失等指标,提出了多无人机协同物流任务分配模型,并引入量子粒子群算法进行模型求解。然而,单域无人平台受视野范围、地形地貌等因素的影响,易导致区域不可达和目标遗漏问题。

在跨域异构多平台协同优化方面,考虑到异构无人机和无人车的不同动力学特性,Luo 等人^[13]提出了一种改进的人工物理方法,针对不同任务类型协调无人机和无人车到达不同目标区域,提高了任务分配的完成率。Ni 等人^[14]围绕无人机/无人车协同遂行多任务问题,提出一种阶段集成的机制,将多无人平台协同控制分为多个子阶段,从而完成空地协同任务分配过程。在此基础上,Ni 等人^[15]基于改进的蜻蜓算法(Dragonfly Algorithm, DA),建立了多机器人三维动态运动模型,并根据仿生神经网络中神经元的活动优化机器人的运动,提出了面向异构多机器人的实时路径规划方法。面向指定区域覆盖问题,Wu 等人^[16]提出了基于空地协同的路径规划方法,将任务完成时间和行进距离作为目标函数,并设计了基于分布估计算法(Estimation of Distribution Algorithm, EDA)和 GA 的混合算法进行求解。仿真结果证明了混合 EDA-GA 算法能够极大地提高求解质量。梁星星等人^[17]构建了面向海上移动目标的空天协同连续观测模型,并对卫星规划、无人机路径规划等多个子问题进行建模求解,该模型能够有效降低目标的平均观测周期。另一方面,Li 等人^[18]将执行任务的总体时间作为优化指标,提出了一种两级文化基因算法求解无人平台的路径规划问题。该算法在非法城市建筑探测任务方面取得了较好的路径规划结果。为了提高空天观测资源协同观测能力,李夏苗等人^[19]提出了一种两阶段迭代优化方法,并结合禁忌表策略对任务分配方案进行迭代

调整和更新。该方法在任务收益率方面具有较大优势，能够有效解决观测资源协同任务规划问题。

综上所述，现有的研究方法在跨域异构多平台组织协同方面均取得了较好的任务完成率。然而在现实城市环境中，仍然存在以下问题急需解决：(1)当目标位置动态变化且运动状态、轨迹未知时，如何组织异构无人平台进行协同搜索，避免目标遗漏。(2)由于跨域无人平台的异构性，如何根据平台的特点设置最优分配方式，在保证任务完成率的同时，提升平台之间的协同效率。针对上述问题，本文提出了面向动态目标搜索与打击的空地协同自主任务分配方法(air-ground cooperative autonomous task allocation, AGENTS)。具体而言，考虑跨域无人平台视野覆盖优势和区域监视能力，提出一种改进的基于数字信息素图的目标搜索模型，提高多平台协同目标搜索能力。在此基础上，鉴于异构无人平台的特点，建立面向系统能耗和任务时效双重指标的空地协同任务分配模型，提升平台协同任务执行能力。同时，为了发挥空地无人系统的机动性，本文设定无人机和无人车均进行变速运动，以满足未知目标的动态变化，保证各平台能够完成被分配的实时任务。

本文的创新之处如下：

(1)针对无人平台异构性、目标任务多样性的问题，建立面向动态任务的空地协同组织架构，综合考虑任务需求、平台状态等因素，旨在

增强异构平台与任务间的匹配度，从而提高多平台协同遂行任务的效率。

(2)面向未知环境中的动态目标，提出基于信息素图的协同搜索模型，将多平台的协同收益和区域覆盖率作为优化指标，提升空地协同编队的目标搜索能力。

(3)针对多无人平台任务分配问题，提出面向动态任务的组织分配模型，以平台能耗和最短任务完成时间为目标，在保证任务完成率的同时，提高各平台的资源利用率。

1 系统架构与模型基础

在本节中，首先对建立的空地协同组织架构进行描述，然后分别对架构中的城市环境模型、运动目标模型以及无人平台模型进行详细说明。

1.1 系统架构

面向指定区域的目标打击任务，动态任务分配系统要求尽可能多地找出区域内的运动目标，并根据空地无人平台的性能，组织编队对目标进行合力打击。针对单域平台受视野范围等因素的影响，提出基于空地协同的协同组织架构，以提高多平台协同遂行任务的效率，该架构的组织结构如图1所示。

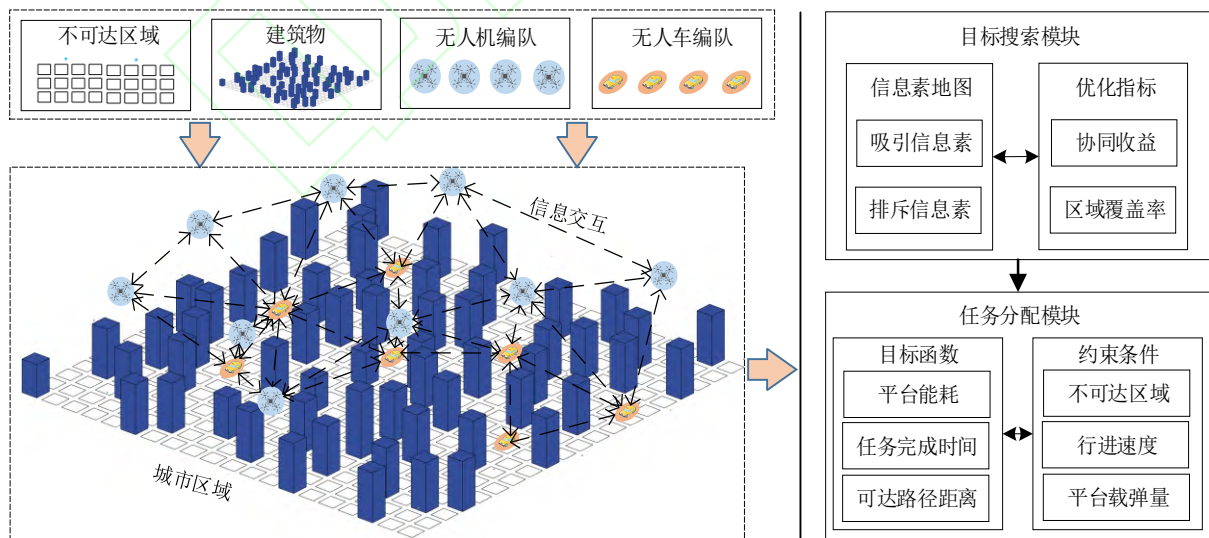


图1 空地协同组织架构
Fig.1 Air-ground cooperative organization framework

该架构的主要功能模块主要包括：

(1)目标搜索模块。未知城市区域中目标的

位置和数量通常无法获知,因此目标搜索是协同打击的前提。本文利用数字信息素图组织空地无人平台进行目标搜索。为了在有效时间内发现区域内的所有目标,以基于信息素图的平台协同收益和基于多平台检测范围的区域覆盖率为优化指标,提升空地无人系统的协同搜索能力。

(2)任务分配模块。当无人平台发现目标后,收集目标位置及打击目标载弹量需求等信息,以平台能耗和最短任务完成时间为目标函数,建立面向动态任务的优化模型。具体而言,首先计算各无打击任务的平台与目标间的可行路径距离,并以最大行进速度为依据,计算平台的最短到达时间。最后在满足打击任务约束的前提下选择最优数量的平台参与打击,提高各无人平台的资源利用率。

1.2 城市环境模型

本文以城市环境为背景,利用 N_{uav} 架无人机和 N_{ugv} 辆无人车组成编队对未知区域 Ω 执行目标搜索和打击任务。假定该区域中包含 M 个运动目标。为了更加贴近实际城市环境,本文在区域中设置了建筑物、城建区域以及街道等约束限制,增加对无人平台的运动和感知约束。一方面,这些约束限制了无人平台的运动范围、减少了平台的可行路径,从而增加目标搜索和打击任务的难度。另一方面,这些约束限制了平台的感知能力,对于依靠视觉捕获目标的无人平台而言,当摄像头与目标连线上出现障碍物时,平台因目标部分特征消失而无法感知到目标。

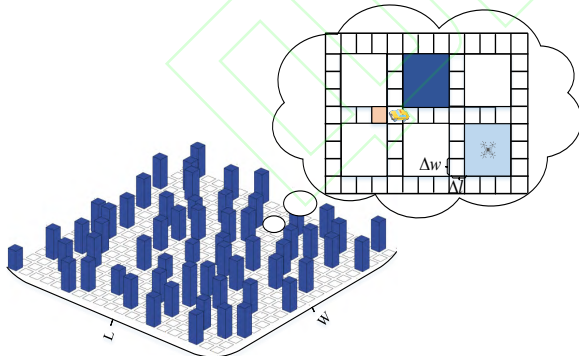


图2 目标区域 Ω 的栅格化地图

Fig.2 Rasterized map of the target region Ω

为了便于描述目标搜索与打击过程,对区域 Ω 进行栅格化等分处理,分割为 $N_l \times N_w$ 个栅格,栅格地图如图2所示。在图2中,假设该区域的长和宽分别为 L 和 W ,每个栅格 g 的大小为 $\Delta l \times \Delta w$ 。蓝色长方体表示城市建筑物,其占地面积为9个栅格,白色矩形框为城建区域,同样

占据9个栅格。与此同时,为了简化目标识别过程,设定无人机编队均等高飞行,且搭载的目标检测摄像头均垂直向下,其发现范围为9个栅格(图2中的浅蓝色区域)。相应地,橘黄色栅格表示地面无人车的发现范围,即仅有发现前方一个栅格内的目标。由栅格的可达性,每个栅格 $g(m,n)$ 可赋值为:

$$g(m,n) = \begin{cases} 0, & g(m,n) \in \text{可达区域} \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (1)$$

式中, (m,n) 为栅格 $g(m,n)$ 在地图中的编号索引 ($m \in [1, N_l], n \in [1, N_w]$)。

1.3 运动目标模型

为了增加目标搜索和打击任务的挑战性,本文参考文献[20]在区域 Ω 中设置了不同运动状态的目标,并将目标模型的结构体定义为:

$$\text{Target}_i = \{\text{type}, \text{movingdirection}, \text{trackset}(), \text{foundflag}, \text{strikeflag}\} \quad i \in [1, M] \quad (2)$$

式中, type 为目标类型, movingdirection 表示目标的运动方向,在基于栅格化的路径规划过程中,目标只能在道路上运动,不能穿过建筑物和城建区域,将目标在相邻时刻的行进方向表示如图3所示。具体标号为:(1)"0"表示向前;(2)"1"表示向左;(3)"2"表示向后;(4)"3"表示向右。 $\text{trackset}()$ 为目标运动轨迹,记录目标走过的位置坐标。 foundflag 为被发现标志,记录目标被发现的时间周期。 strikeflag 为被打击标志,记录目标被打击的时间。

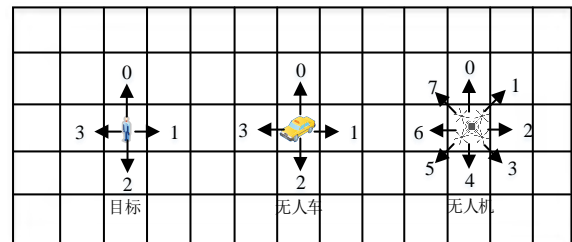


图3 目标与无人平台的运动方向标识

Fig.3 Motion direction identification of target and unmanned platforms

1.4 无人平台模型

假设每一时刻同一栅格最多只存在一个目标,每个无人平台利用机载摄像头对区域 Ω 中的各栅格执行搜索与打击任务,其行进轨迹由转

弯半径和速度所决定^{[21],[22]}, 即:

$$UV_i(t)=[x_i(t), y_i(t), d_i(t)] \quad (3)$$

式中, $x_i(t), y_i(t)$ 表示第 t 时刻第 i 个平台在区域 Ω 中的二维位置坐标, $d_i(t)$ 表示转动方向。需要指出的是, 无人机能够穿过城建区域, 但仅遇到建筑物则需要绕行, 因此在相邻时刻的航行方向设置为八链码方向。而无人车则无论遇到城建区域还是建筑物均需要绕行, 因此其在相邻时刻的航行方向设置与目标相同, 为 4 个方向, 具体表示如图 3 所示。无人平台的运动状态表达式为:

$$\begin{cases} x_i(t+1) = x_i(t) + v\Delta t \sin \theta \\ y_i(t+1) = y_i(t) + v\Delta t \cos \theta \\ d(t+1) = d(t) + \Delta d \end{cases} \quad (4)$$

式中, v 为无人平台的行进速度, θ 为转向角, ($\theta_{uav} \in [-180^\circ, -135^\circ, -90^\circ, 45^\circ, 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$, $\theta_{ugv} \in [-180^\circ, -90^\circ, 0^\circ, 90^\circ]$)。因此无人平台的模型结构可表示为:

$$UV_i = \{type, \\ movingdirection, \\ sign, \\ bombload, \quad i \in [1, N_{uav} + N_{ugv}] \quad (5) \\ trackset(), \\ foundflag, \\ strikenum\}$$

式中, $type$ 为平台类型, 即无人机或无人车, $movingdirection$ 表示平台的运动方向, $sign$ 表示平台的任务类型, 具体分为搜索任务、监视任务和打击任务。 $bombload$ 为平台载弹量, 若载弹量为 0, 则该平台只能执行搜索和监视任务。 $trackset()$ 为平台运动轨迹, 记录走过的位置坐标。 $foundnum$ 记录该平台进行搜索发现的目标编号序列, $strikenum$ 记录该平台进行打击任务的目标编号序列。

2 目标搜索建模

根据建立的栅格化地图, 本文通过赋予栅格各类数字信息素浓度引导无人平台进行目标搜索任务。假设动态目标如果出现在无人平台的视野覆盖区域内, 则认定该平台发现了这个目标。因此, 在目标搜索的过程中, 算法旨在引导空地无人平台在有限时间内尽可能多地找到运动目标, 同时使平台的栅格覆盖率最大, 以更好地掌握该城市区域的路况信息。

2.1 数字信息素

基于数字信息素的搜索算法首先构造初始人工势场, 引导控制无人平台的行进方向。然后随着搜索任务的深入, 无人平台会在地图上释放信息素, 以不断更新初始数字信息素图。该算法的特点是能够根据吸引信息素浓度, 引导无人平台快速覆盖城市区域, 且根据排斥信息素浓度促使各平台的路径尽可能不重复, “不走冤枉路”的特点。与此同时, 根据设定的优化指标引导无人平台规划航路和协同决策, 高效地完成目标搜索过程。

(1) 吸引信息素

为降低任务区域 Ω 的不确定度, 引入吸引信息素概念^{[23],[24]}。假设 $S_a(k) = (s_a(m, n, k))_{L \times W}$ 为第 k 个预测周期的吸引信息素矩阵, 其中 $s_a(m, n, k)$ 表示栅格 g 的吸引信息素浓度, 其初始值为常数。吸引信息素的更新规则为:

$$S_a(k) = (1 - E_a)(1 - G_a)[S_a(k-1) + d_a(E - V)] + GP_a(k) \quad (6)$$

式中, E_a 和 G_a 分别代表吸引信息素的挥发系数和传播系数, d_a 是吸引信息素释放的常数, $GP_a(k)$ 是吸引信息素的传播矩阵。 E 为单位矩阵, $V = (v_{mn})_{L \times W}$ 是一个特殊的二值矩阵, 其元素均等于 0 或 1。当且仅当上一个预测周期内至少任意一个无人机搜索 g 时, $v_{mn} = 0$ 。 $GP_a(k) = (gp_a(m, n, k))_{L \times W}$ 是在 $(k-1, k]$ 时段从相邻栅格到 g 的信息浓度, $gp_a(m, n, k)$ 的计算公式为:

$$gp_a(m, n, k) = G_a \left[\frac{1}{L_{mn}} \sum_{g_{mn} \in U} s_a(x, y, k-1) + d_a \right] \quad (7)$$

式中, U 是 g 的相邻栅格集合, $g_{mn} \in U$ 是该栅格的相邻栅格之一, L_{mn} 是相邻栅格的总数。吸引信息素仅在无人平台未搜索的栅格中释放。通过吸引信息素, 平台能够被引导到未经搜索的栅格中。

(2) 排斥信息素

为避免平台间重复搜索已搜索过的栅格, 引入排斥信息素, 其更新规则与吸引信息素相对应, 即设定 $S_r(k) = (s_r(m, n, k))_{L \times W}$ 为第 k 个预测周期的排斥信息素矩阵, 其中 $s_r(m, n, k)$ 在第 k 个周期的排斥信息素浓度, 其更新规则为:

$$S_r(k) = (1 - E_r)(1 - G_r)[S_r(k-1) + d_r V] + GP_r(k) \quad (8)$$

式中, E_r 和 G_r 代表排斥信息素的挥发系数和传播系数, d_r 是吸引信息素释放的常数, $GP_r(k)$ 是传播矩阵。 $GP_r(k) = (gp_r(m, n, k))_{L \times W}$ 是在 $(k-1, k]$ 时段从相邻栅格到 g 的信息浓度, $gp_r(m, n, k)$ 的

计算公式为:

$$gp_r(m, n, k) = G_r \left[\frac{1}{L_{mn}} \sum_{g_{mn} \in U} s_r(x, y, k-1) + d_r \right] \quad (9)$$

需要指出的是,排斥信息素只在上一个预测周期访问的栅格中释放,利用排斥信息素能够避免重复搜索栅格。两种信息素的传播示例如图4所示,蓝色框表示建筑物,其信息素值始终为0。从图4可以看出,两种信息素互斥,在吸引信息素中无人平台未走过的区域均为黄色,置信度最高(其值为1),而走过的区域则置信度较低,说明其信息素浓度低,对平台的吸引力相对较低。相反地,在排斥信息素中未走过的区域均为浅绿色,置信度均在0.6左右,而平台走过的区域呈黄色,即当前预测周期将不会考虑这些栅格。

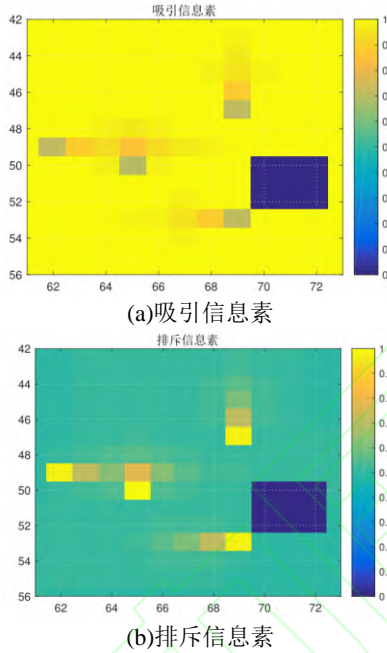


图4 两种信息素的传播示例

Fig.4 An example of the spread of two pheromones

2.2 优化指标

利用上一节建立的数字信息素,综合考虑多平台间的协同能力和区域覆盖能力,建立基于平台协同收益和区域覆盖率的优化指标,具体描述如下:

(1) 平台协同收益

基于数字信息素图中吸引信息素和排斥信息素的释放与稀释,平台间的协同收益性能指标 $J_c(k)$ 定义如下:

$$J_c(q) = \sum_{k=1}^N \left[e^{\frac{1-k}{N}} (s_a(q+k) - s_r(q+k)) \right] \quad (10)$$

式中, N 是预测总步长, $s_a(q+k)$ 和 $s_r(q+k)$ 分别代表了 q 时刻各平台在第 k 个预测周期下所处栅格的吸引信息素和排斥信息素值。 $J_c(q)$ 中吸引信息素可引导平台搜索未知栅格,排斥信息素

可避免重复搜索历史栅格,在这两种信息素的作用下,多无人平台可尽量不重复地搜索栅格,从而高效搜索任务区域。

(2) 区域覆盖率

在限定的时间周期内,为了更好地掌握城市区域的结构信息,空地协同搜索应保证每一时刻平台的整体区域覆盖率最大化,即尽可能多的探测区域信息。平台间的区域覆盖率指标 $J_o(q)$ 定义如下:

$$J_o(q) = \sum_{k=1}^N \left[\frac{(N-k+1)^2}{N} \times \frac{\sum_{i=1}^{N_{uav}} R'_i + \sum_{j=1}^{N_{ugv}} R'_j}{N_{uav} R_{uav} + N_{ugv} R_{ugv}} \right] \quad (11)$$

式中, $(N-k+1)^2 / N$ 为预测时间域的动态系数,由于目标动态性,预测周期越长则区域覆盖利用率越低,因此使用动态系数平衡计算覆盖利用率受预测周期长度的影响。 $(N-k+1)^2 / N$ 表示理想情况下无人机的区域覆盖面积。 R_{uav} 表示理想情况下无人机的区域覆盖面积, R'_i 表示在当前周期下 UAV_i 去除建筑物遮挡后的实际区域覆盖面积。相应地, R_{ugv} 为理想情况下无人车的区域覆盖面积, R'_j 表示在当前周期下 UGV_j 去除与无人机发生重复覆盖后的实际覆盖面积。

综合上述两个指标,多平台协同搜索的目标函数如下:

$$\max J_s(q) = \max [\lambda_1 J_c(q) + \lambda_2 J_o(q)] \quad (12)$$

式中, λ_1 和 λ_2 分别是协同收益和覆盖率的归一化权重系数。 J_s 体现了当前周期下多平台的整体性能优劣,基于加深迭代策略,每次迭代 J_s 都会有不同程度地提高,待迭代结果稳定后的取值即为当前预测周期的最优解。

3 任务分配建模

当无人平台发现目标后,根据实时收集的目标信息,建立空地协同优化模型进行任务分配。

在任务分配的过程中,假设一旦目标被无人平台发现,则该目标将不再运动,从而根据目标的位置、载弹量要求,以平台能耗和最短任务完成时间为目标,建立面向动态任务的优化模型,实现对目标的精准打击。在此基础上,利用 A* 算法^{[25],[26]}动态规划各无人平台达到目标点的行进路径,确保打击路径的可行性。

3.1 目标函数

在任务分配的模型中,设定平台能耗和最短任务完成时间为目标函数,具体定义如下:

(1) 平台能耗

由于机载电池的限制,追求更低的行进成本是空地无人平台遂行任务的首要目标,决定着精准打击任务的成败。平台能耗是指面向动态到达的任务,无人平台由起止点达到目的地的过程中产生的能量消耗,包括电池能耗、机电损耗等方面^[27],平台能耗的定义为:

$$C_1 = \sum_{i=1}^{N_{uav}} \eta_i D_i sign_i + \sum_{j=1}^{N_{ugv}} \eta_j D_j sign_j \quad (13)$$

式中, η_i 表示 UAV_i 在单位飞行距离的能量消耗, η_j 表示 UGV_j 的单位能耗, D 为无人平台的行进距离。 $sign$ 为分配决策变量,其表达式为:

$$sign_i = \begin{cases} 1, & i \in \text{搜索任务} \\ 2, & i \in \text{监视任务} \\ 3, & i \in \text{打击任务} \end{cases} \quad (14)$$

式中, "1"表示当前平台在执行搜索任务,能够被分配打击任务。"2"表示当前平台由于机载弹量不满足打击要求,处于目标监视状态,等待其他平台辅助打击,此时该平台不能参与其他打击任务。"3"表示当前平台在执行打击任务,不能参与其他打击任务。因此可以看出,只有当 $sign_i = 1$ 时,当前无人机才能够参与任务分配,作为优化模型的输入。

(2) 最短任务完成时间

执行时效性是动态任务分配模型必须要考虑的因素,特别是面向动态目标的打击任务,一旦错失最佳打击时间,后果将不堪设想。因此,在本文的动态任务分配过程中,希望到达的实时任务能够在尽可能短的时间内完成,从而保证任务的时效性要求。最短任务完成时间的定义为:

$$C_2 = \sum_{i=1}^{N_{uav}} \frac{D_i sign_i}{v_{uav}^{\max}} + \sum_{j=1}^{N_{ugv}} \frac{D_j sign_j}{v_{ugv}^{\max}} \quad (15)$$

式中, v_{uav}^{\max} 和 v_{ugv}^{\max} 分别表示无人机和无人车的最大行进速度。综合考虑上述两种优化指标,动态任务分配的目标函数 C 可表示为:

$$\min C = \min (\alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2) \quad (16)$$

式中, α_1 和 α_2 为归一化权重系数, $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

3.2 约束条件

在空地协同执行任务的过程中,应对平台间的安全距离、载弹量以及区域环境进行约束判断,避免发生路径不可达、平台损毁等问题。这三项约束的具体表达式如下:

(1) 安全距离约束

在空地协同执行任务过程中,为了避免同域(空域或地域)平台发生碰撞,对多机和多车之间的距离要求是十分必要的^{[28],[29]}。为了简化对无人平台间的安全距离统计的描述,将所有无人机和无人车进行数字标号,并按升序依次计算两平台间的距离,具体计算公式如下:

$$UAV \begin{cases} \Delta x_{i,k} = (x_{i,t} - x_{k,t})^2 \\ \Delta y_{i,k} = (y_{i,t} - y_{k,t})^2 \\ \sqrt{\Delta x_{i,k} + \Delta y_{i,k}} \geq d_{uav}^{\min} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{uav} - 1; \quad k = i + 1, \dots, N_{uav} \quad (17)$$

$$UGV \begin{cases} \Delta x_{j,k} = (x_{j,t} - x_{k,t})^2 \\ \Delta y_{j,k} = (y_{j,t} - y_{k,t})^2 \\ \sqrt{\Delta x_{j,k} + \Delta y_{j,k}} \geq d_{ugv}^{\min} \end{cases}, \quad j = 1, 2, \dots, N_{ugv} - 1; \quad k = j + 1, \dots, N_{ugv} \quad (18)$$

式中, d_{uav}^{\min} 和 d_{ugv}^{\min} 均为常数,分别表示无人机和无人车编队的最小安全距离。

(2) 不可达区域约束

在城市环境中,不可达区域是十分重要的问题,直接决定着优化模型的实用性。在本文中,无人机主要设定的不可达区域为建筑物,即无人机在执行任务时必须绕过建筑物。而无人车的不可达区域为建筑物和城建区域,即仅能在街道上行进。因此,不可达区域的表达式为:

$$\begin{cases} (x_{i,t}^{uav}, y_{i,t}^{uav}) \notin \text{建筑物} & i = 1, 2, \dots, N_{uav}; \\ (x_{j,t}^{ugv}, y_{j,t}^{ugv}) \in \text{街道} & j = 1, 2, \dots, N_{ugv} \end{cases} \quad (19)$$

(3) 载弹量约束

在动态任务分配过程中,本文主要面向打击任务,因此平台载弹量是十分必要的前提。若平台的载弹量为 0,则该平台不能参与任务分配,只能执行目标搜索和监视任务。在此基础上,被安排执行打击任务的多平台还应满足以下约束条件:

$$\sum_{i=1}^{N_{uav}} strike_{i,t} + \sum_{j=1}^{N_{ugv}} strike_{j,t} \geq strike_{target} \quad (20)$$

式中, $strike_{i,t}$ 为无人平台 i 在第 t 时刻的载弹量, $strike_{target}$ 为被发现目标所需的打击量。

3.3 协同优化模型

基于上述对目标模型和约束条件的描述,整合得到面向动态任务的协同优化模型如下:

$$\begin{aligned} \min C &= \min (\alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2) \\ \text{s.t.} &\begin{cases} \sqrt{\Delta x_{i,k} + \Delta y_{i,k}} \geq d_{uav}^{\min} \\ \sqrt{\Delta x_{j,k} + \Delta y_{j,k}} \geq d_{ugv}^{\min} \\ (x_{i,t}^{uav}, y_{i,t}^{uav}) \notin \text{building} \\ (x_{j,t}^{ugv}, y_{j,t}^{ugv}) \in \text{road} \\ \sum_{i=1}^{N_{uav}} strike_{i,t} + \sum_{j=1}^{N_{ugv}} strike_{j,t} \geq strike_{target} \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

当动态打击任务到达时,载弹量和任务类型是首要考虑的问题,若平台载弹量为 0 或任务类型不为搜索任务则不参与本次分配。求解上述优化模型的关键是计算各无人平台到达目标点的可行路径,为了满足任务分配的时效性,本文利用 A* 算法计算各平台的可行路径,通过平台的

当前位置(起点)、目标位置(终点)以及经过目标搜索建立的城市路障信息进行解算,从而得到各平台的可行路径。

4 算法实现

在本节中,首先对城市环境中的动态目标搜索和任务分配算法进行介绍,并给出相应的算法步骤说明。

4.1 目标搜索算法

本文引入数字信息素图对未知城市区域进行动态目标搜索,具体实现流程见算法1。

算法1 目标搜索算法

```

1  初始化信息素参数;
2  初始化平台和目标的运动状态及属性;
3   $found_i \leftarrow 0$ ;
4  while  $found_i < M$  do
5    for  $i=1$  to  $N_{uav} + N_{ugv}$  do
6      if  $UV_i.tasktype == 1$  then
7         $all\_path \leftarrow get\_path(UV_i, N)$ ;
8         $J_s \leftarrow 0$ ;
9         $(x_{i,t-1}, y_{i,t-1}) = (x_{i,t}, y_{i,t})$ ;
10        $UV_i.strackset() \leftarrow (x_{i,t-1}, y_{i,t-1})$ ;
11       判断  $UV_i$  检测范围内是否包含目标;
12       if  $UV_i.foundnum == 1$  then
13          $found_i = found_i + 1$ ;
14       endif
15       共享  $UV_i$  检测信息;
16     else
17       任务分配算法();
18     endif
19   endfor
20   利用公式(6)和(8)更新  $S_a$ 、 $S_r$ ;
21   for  $i=1$  to  $N_{uav} + N_{ugv}$  do
22     for  $k=1$  to  $N$  do
23       利用公式(4)规划下一时刻平台  $UV_i$  的可行
       位置点;
24       利用公式(12)计算  $J_s(k)$ ;
25        $get\_path(UV_i, N) \leftarrow J_s(k)$ ;
26     endfor
27      $(x_{i,t}, y_{i,t}) \leftarrow \max J_s$ ;
28   endfor
29 endwhile

```

在算法1中,首先初始化数字信息素参数以及无人平台和目标的运动状态。然后设置初始发现目标数 $found_i$ 为0,开始目标搜索任务。在初始搜索中,将 UV_i 的在 $t-1$ 时刻的位置进行赋值,并加入到运动轨迹序列 $UV_i.strackset()$ 中。根据无人机和无人车的不同检测范围(图2),判断 UV_i 检测范围内是否包含目标。若包含运动目标,则

将 $UV_i.foundnum$ 的值赋为1,同时更新发现目标数,即 $found_i = found_i + 1$ 。其次,在全局数字地图上共享 UV_i 检测信息。在此基础上,利用所有平台的位置信息通过公式(6)、公式(8)分别更新吸引信息素 S_a 和排斥信息素 S_r 。在平台 UV_i 的位置更新方面,利用基于平台协同收益和区域覆盖率的双重指标进行优化计算。设置平台的位移步长为 N ,利用公式(4)计算 UV_i 的所有相邻可行位置点组合(除去不可达区域),然后通过公式(12)计算各个组合的指标值。最后将具有最优指标值的可行位置点赋值于 UV_i 。反复上述过程,直至所有运动目标被找到,完成空地无人平台的搜索任务。

4.2 任务分配算法

当无人平台发现目标后,任务分配算法被触发,整合无人资源对目标进行打击操作,该算法的具体实现流程见算法2。

算法2 任务分配算法

```

1  确定目标位置及打击量;
2   $AP() \leftarrow []$ ;
3  for  $i=1$  to  $N_{uav} + N_{ugv}$  do
4    if  $UV_i.bombload < 1$  or  $UV_i.tasktype != 1$  do
5      continue;
6    else
7      利用 A* 计算  $UV_i$  到达目标点的可行路径
       $AP_i()$ ;
8    endif
9  endfor
10  根据路径的距离对  $AP()$  进行降序排列;
11  计算满足公式(21)的最少平台数量  $num$ ;
12  保存相应的  $type$ 、 $ID$ 、 $AP()$ ;
13  for  $i_{num}=1$  to  $num$  do
14    if  $type_{i_{num}} == UAV$  then
15       $t_{strike(i_{num})} = AP() / v_{uav}^{max}$ ;
16    else
17       $t_{strike(i_{num})} = AP() / v_{ugv}^{max}$ ;
18    endif
19  endfor
20  for  $i=1$  to  $N_{uav} + N_{ugv}$  do
21    if  $ID == i$  then
22      if  $UV_i.taskflag == 2$  and  $UV_i.bombload < 1$  then
23         $t_{wait} = \min(t_{strike})$ ;
24        if  $t_{wait} > 0$  then
25           $(x_{i,t-1}, y_{i,t-1}) = (x_{i,t}, y_{i,t})$ ;
26           $UV_i.strackset() \leftarrow (x_{i,t-1}, y_{i,t-1})$ ;
27           $t_{wait} = t_{wait} - 1$ ;
28        else
29           $UV_i.taskflag = 1$ 
30        endif
31      elif  $UV_i.taskflag == 2$  and  $UV_i.bombload \geq 1$  then

```

```

32       $t_{wait} = \max(t_{strike})$ ;
33      if  $t_{wait} \geq 1$  then
34           $(x_{i,t-1}, y_{i,t-1}) = (x_{i,t}, y_{i,t})$ ;
35           $UV_i.strackset() \leftarrow (x_{i,t-1}, y_{i,t-1})$ ;
36           $t_{wait} = t_{wait} - 1$ ;
37      else
38           $UV_i.taskflag = 1$ 
39      endif
40  else
41       $t_{wait} = \max(t_{strike})$ ;
42      while  $t_{wait} \geq 1$  do
43          if  $AP() = []$  then
44               $(x_{i,t-1}, y_{i,t-1}) = (x_{i,t}, y_{i,t})$ ;
45               $UV_i.strackset() \leftarrow (x_{i,t-1}, y_{i,t-1})$ ;
46          else
47               $(x_{i,t}, y_{i,t}) \leftarrow AP(1)$ ;
48               $AP(1) \leftarrow AP(1 + v_{uv}^{max})$ ;
49               $(x_{i,t-1}, y_{i,t-1}) = (x_{i,t}, y_{i,t})$ ;
50               $UV_i.strackset() \leftarrow (x_{i,t-1}, y_{i,t-1})$ ;
51          endif
52           $t_{wait} = t_{wait} - 1$ ;
53      endwhile
54       $UV_i.taskflag = 1$ ;
55  endif
56  endif
57  endfor

```

在任务分配执行前,利用搜索算法确定目标的实时位置和打击量。在分配算法中,首先对所有平台进行遍历,若平台的载弹量为0或已分配其他打击任务($UV_i.tasktype \neq 1$),则在本次分配中删去该平台,增加任务的执行效率。然后利用A*算法对剩余的无人平台进行路径规划,并记录各平台的可行轨迹点集 $AP()$ 。将记录的轨迹点集进行降序排列,利用建立的优化函数进行优化求解,得到满足目标打击量的平台属性。其次,根据选用无人平台的 $type$ 计算达到目标点所需要的时间。对于被选中的平台 UV_i ,若 $UV_i.taskflag = 2$ 并且 $UV_i.bombload < 1$,这说明该平台无法进行打击任务,因此该平台负责监视目标,实时报告目标的位置,待其他平台赶到目标点时(等待时间 $t_{wait} = \min(t_{strike})$),该平台将任务类型转换为搜索任务,退出本次打击任务。若该平台的载弹量满足 $UV_i.bombload \geq 1$ 时,仍需对目标的打击量进行判断。若 $t_{wait} < 1$,说明该平台能够独立完成打击,则实施打击操作,待完成后将平台状态转换为搜索任务。若 $t_{wait} \geq 1$,说明该平台的打击力不够,需要其他平台支援打击,则 $t_{wait} = \max(t_{strike})$ 。此外,当任务状态为3时,说明该平台被选用为协助打击平台,待打击任务完成后任务类型也将转换为搜索任务,从而

完成当前动态到达的目标打击任务。

5 实验结果与分析

空地无人平台和目标的初始参数以及数字信息素图的初始参数是本文方法的重要组成部分,因此本节首先对这些参数进行描述。为了说明AGENTS的先进性,本节还设计了多组与现有方法的对比实验,从定性和定量角度分析说明优化模型的有效性。最后,为了体现算法的全面性,对所使用的无人平台数量、城市区域面积进行了扩展性讨论,分析AGENTS的实际可行性。

5.1 实验参数设置

本文利用栅格对城市区域 Ω 进行等比例划分,共有 82×82 个栅格,每个栅格的实际边长为10米。为了增加目标搜索和路径规划的难度,在区域 Ω 中共设置了59个建筑物和341个城建区域,每个建筑物或城建区域均占用9个栅格,且十分密集,从而更好地模拟复杂城市环境。本文实验选用8架无人机和8辆无人车组成空地协同编队进行搜索和打击任务,这些无人机和无人车的基本参数见表1和表2。同时,参考文献[20],在此区域中分别设置了9个三类运动状态的目标,它们的初始运动状态见表3。

表1 无人机的基本参数
Table 1 The basic parameters of UAVs

编号	网格索引	载弹量	速度区间	任务编号
UAV_1	(19,1)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_2	(82,1)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_3	(19,82)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_4	(1,19)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_5	(40,1)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_6	(82,19)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_7	(40,82)	2	[0,30]	[1,2,3]
UAV_8	(1,40)	2	[0,30]	[1,2,3]

表2 无人车的基本参数
Table 2 The basic parameters of UGVs

编号	网格索引	载弹量	速度区间	任务编号
UGV_1	(61,1)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_2	(82,40)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_3	(61,82)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_4	(1,61)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_5	(79,1)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_6	(82,61)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_7	(79,82)	2	[0,40]	[1,2,3]
UGV_8	(1,79)	2	[0,40]	[1,2,3]

表3 目标初始状态信息
Table 3 The initial state information of targets

编号	网格索引	运动类型	需打击量	运动状态
T_1	(61,1)	1	2	[0,1]
T_2	(82,40)	2	3	[0,1]
T_3	(61,82)	3	4	[0,1]
T_4	(1,61)	1	2	[0,1]
T_5	(79,1)	2	3	[0,1]
T_6	(82,61)	3	4	[0,1]
T_7	(79,82)	1	2	[0,1]
T_8	(1,79)	2	3	[0,1]
T_9	(61,61)	3	4	[0,1]

同时,本文设定无人机编队的最小安全距离 $d_{ucv}^{\min} = 20\text{m}$, 无人车编队的最小安全距离 $d_{ugv}^{\min} = 10\text{m}$; 无人机和无人车在单位行进距离下的能耗分别为 0.005W 和 0.006W 。此外, 数字信息素^{[20],[24]}是计算搜索模型的协同编队收益的重要指标, 直接决定着目标搜索及打击任务的成败。因此本节对其主要参数设置进行说明, 具体为: (1)吸引信息素: 挥发系数 $G_a = 0.3$, 传播系数 $E_a = 0.4$, 释放常数 $d_a = 1$ 。(2)排斥信息素:

挥发系数 $G_r = 0.3$, 传播系数 $E_r = 0.4$, 释放常数 $d_r = 10$ 。(3)系数常量: 预测步长 $N = 3$, 协同收益权重 $\lambda_1 = 0.5$, 区域覆盖率权重 $\lambda_2 = 0.5$ 。

5.2 实验对比分析

为了验证本文提出的动态任务分配方法的先进性, 选用文献[24]分布式模型预测控制(Distributed Model Predictive Control, DMPC)和文献[30]局部粒子群优化(Local Particle Swarm Optimization, LPSO)两种现有流行方法进行对比, 考察打击目标数、路径覆盖率和整体运行时间等主要指标, 分析三种方法的优越性。

DMPC 方法是基于贝叶斯理论对目标的运动状态进行估计, 并在原有数字信息素的基础上设计了调度信息素, 从而保证了多平台协同搜索目标的能力。由于此方法不包含任务分配功能, 因此本文加入简单的任务分配模式, 即到达任务及时处理的机制, 采用空闲平台执行打击任务。由于 DMPC 方法也采用数字信息素进行目标搜索, 为了保证实验的公平性, 该方法的吸引和排斥信息素参数设置与 AGENTS 相同, 而调度信息素的释放常数 $d_d = 5$ 。

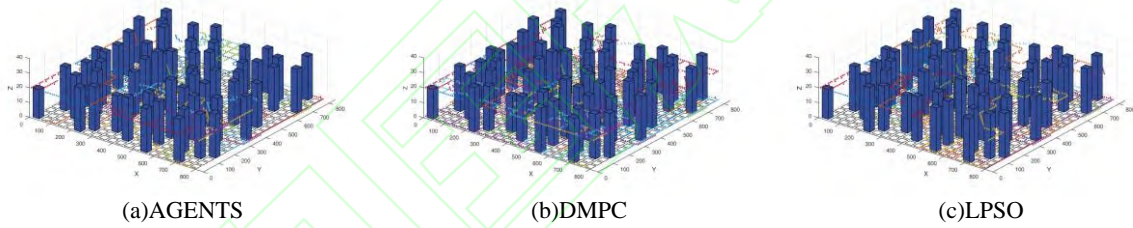


图5 空地平台3维行进路线
Fig.5 3D travel routes of air-ground platforms

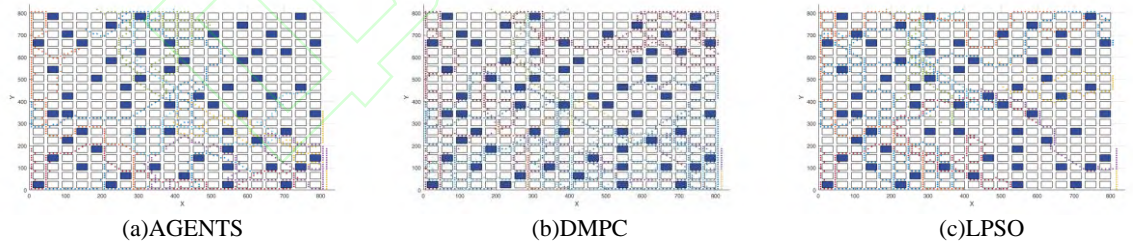


图6 无人机2维行进路线
Fig.6 2D travel routes of UAVs

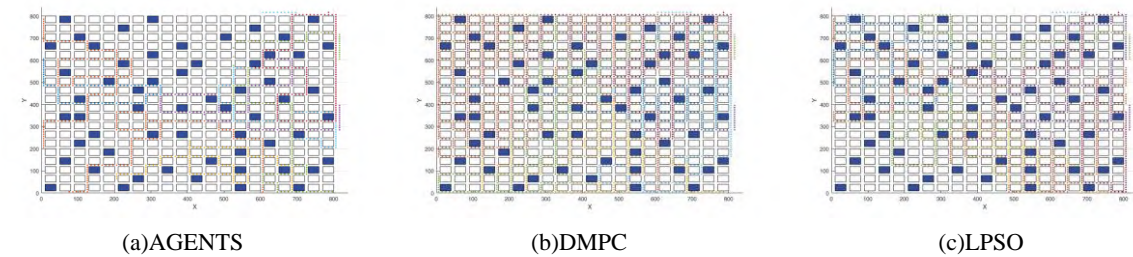


图7 无人车2维行进路线
Fig.7 2D travel routes of UGVs

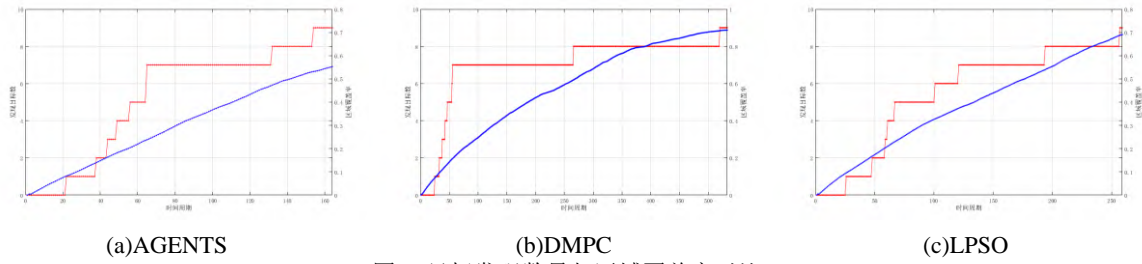


图8 目标发现数量与区域覆盖率对比

Fig.8 Comparison of target discovery quantity and regional coverage

LPSO 方法将搜索区域分为大小相等的单元,每个单元与目标发生概率和无人机接收到的命中数相关联。并基于合作和竞争粒子群优化算法,构建分布式协同模型,从而提高多平台的目标搜索能力。与 DMPC 方法相同,此方法同样不包含任务分配功能,为了体现算法对比的公平性,将本文设计的任务分配机制加入到此方法中。LPSO 方法的主要参数设置为:控制个体“认知”的 $c1$ 和决定群体“社交”的 $c2$ 均为 2。个体和群体权重系数分别为 0.5 和 0.5。目标识别阈值 $B = 0.99$ 。

三种方法的目标搜索与打击结果分别如图 5、图 6、图 7 和图 8 所示。图 5 显示了空地无人平台应用这三种方法的 3D 行进路线,本文假设无人机在等高平台飞行,不同颜色的点表示各无人平台的路径点。图 6 和图 7 分别显示了三种方法在空域和地域的平台分布情况,其中无人机的行进方向为 8 个,无人车的则为 4 个。图 8 显示了各方法的目标发现数与区域覆盖率的数据图。

从图 5 可以看出,三种方法均能较好地完成任务搜索与打击任务,且各无人平台均能分布在城市的各个角落,具有较强的目标搜索能力。AGENTS 和 LPSO 的任务分配能力强于 DMPC,各平台的行进路径更少,所执行的时间周期更短。为了清晰地显示各平台的行进路线,图 6 和图 7 分别显示了各域的行进轨迹。从图中可以看出 AGENTS 的协同能力更强,无人机与无人车的路径覆盖形成了互补,在无人机未涉及的区域,无人车能够及时补充,协同完成目标搜索与打击任务。与 DMPC 相比,AGENTS 虽采用了相同的目标搜索机制,但更好地实现了动态任务分配。AGENTS 利用能耗和最短距离作为优化指标,促使各平台能够在更短的时间内打击目标,从而继续进行区域搜索任务,既保证了任务的完成率,也提高了多平台动态目标搜索效率。

与 LPSO 相比,AGENTS 利用信息素图的方法进行区域搜索,有戏避免路径重复的问题。综上所述,AGENTS 使得无人机与无人车之间的重复路径更少,无人机主要分布在城市区域的中央位置,无人车更多的分布在区域四周,因此相同周期下的区域覆盖率更高,目标搜索能力更强。

为了更加清晰直观地对比三种方法的性能,图 8 展示了三种方法在目标发现数量和区域覆盖率方面的对比结果。从图 8 可以看出,AGENTS 的时间周期更短,在相同时间内目标发现数量最多,区域覆盖率最高。具体而言,AGENTS 在 163 个时间周期内完成目标搜索与打击任务,而 LPSO 在 259 个周期内完成任务,DMPC 耗时最长,在 533 个周期内才能发现并打击目标。需要指出的是,AGENTS 与 DMPC 的目标搜索能力较强,均能够在 60 个周期内发现 7 个目标,而 LPSO 则需要 120 个周期才能发现同等数量的目标,这进一步证明了采用数字信息素图的方式是行之有效的。另一方面,与 DMPC 相比,AGENTS 的打击任务分配效率更高,能够在发现目标后及时分配平台进行目标打击,而 DMPC 则需要花费 500 个周期才能完成目标打击任务,这也证明了本文提出的动态任务分配模型的有效性,采用最短任务完成时间作为优化指标,对整个系统进行任务规划,提升了任务执行效率。

为了进一步定量分析三种方法的性能,本节对不同时间周期下的目标发现数、打击数、区域覆盖率以及运行时间进行了对比分析。考虑实验的公平性,本文对三种方法分别进行 10 次独立运行,并取平均结果作为最终的数据统计结果。三种方法的不同周期下的的定量对比见表 4。

在表 4 中,由于 AGENTS 和 LPSO 方法在 300 个时间周期内即可找出全部目标,因此本文仅统计了 300 个时间周期下的定量数据。从表 4 中的数据可以看出,本文提出的 AGENTS 的协

同优势。在 100 个时间周期内，三种方法的区域覆盖率达到 30% 以上，AGENTS 能够发现 7 个目标，并成功打击其中的 6 个。LPSO 在此周期内仅能发现并打击 4 个运动目标，DMPC 的发

现目标数为 6，但也仅能打击其中的 4 个目标。随着任务的不断深入，AGENTS 的优势愈发体现，例如在 200 个周期内能够找出并打击所有目标，而其他两种方法仅能有效打击 6 个目标。

表 4 不同周期下的定量对比
Table 4 Quantitative comparison under different cycles

方法	时间周期	目标发现数	目标打击数	区域覆盖率	运动时间(s)
AGENTS	100	7	6	0.372	77.9
	200	9	9	0.612	149.2
	300	9	9	0.723	191.6
DMPC	100	6	4	0.317	76.4
	200	7	6	0.524	165.1
	300	8	6	0.701	206.6
LPSO	100	4	4	0.326	85.6
	200	7	6	0.554	175.4
	300	9	9	0.709	236.9

与 LPSO 方法相比，AGENTS 不仅在限定时间能够打击更多的目标，且运行时间也优于其他两种方法，在 200 个周期内将算法运行时间减少了 25s，这说明利用数字信息素对运动目标搜索是十分有效的，而粒子群算法在复杂城市环境中易陷入局部最优，且周期较长。另一方面，DMPC 方法在 100 个周期内的运行时间比 AGENTS 节约了 1.5s。但随着时间持续进行，由于 AGENTS 能够在 170 个周期内快速打击所有目标，其余时间仅进行搜索任务，因此在 200 周期时，最终执行时间比 DMPC 减少了 15s，这进一步证明了任务分配模型的有效性。本文利用最小完成时间为指标，在提升了目标打击效率的同时，缩短了算法的整体运行时间。

5.3 模型扩展性评估

本节列举并分析了平台数量和平台载弹量对任务分配模型的影响，进而体现 AGENTS 的实用性和模型可扩展性。

(1) 无人平台数量对任务分配结果的影响

在空地协同任务分配模型中，无人平台的数量直接影响了遂行任务的结果。本节仅对平台的数量进行考核，假设平台的

其他参数(载弹量、速度区间)均不变，平台数量由原来的 16 个依次增加到 20、24 个，评估提出模型的可扩展性。为了体现均衡性，增加的 4 个平台中包含 2 架无人机和 2 辆无人车。图 9 展示了不同平台数量下的区域覆盖率和运行时间结果。

图 9 中的统计数据均为运行了 10 次后的平均统计结果。从图 9 可以看出，随着平台数量的不断增加，城市区域的覆盖率也随之增加，但算法的整体运行时间却在不断减小。这种现象的原因是：一方面由于平台数量的增加，执行目标搜索的平台将不断的在城市区域中穿梭，因此随着平台的增加，探测的区域将随之增加。另一方面，在任务分配的过程中，当平台数量充足的情况下，模型仅需要找到离目标点最近的平台完成打击任务即可，且等待打击时间也有所降低，因此计算时长将被缩短，当平台数量达到 24 时，AGENTS 的整体算法运行时间仅为 109s，且能够在 138 个时间周期即可完成目标搜索和动态打击任务。

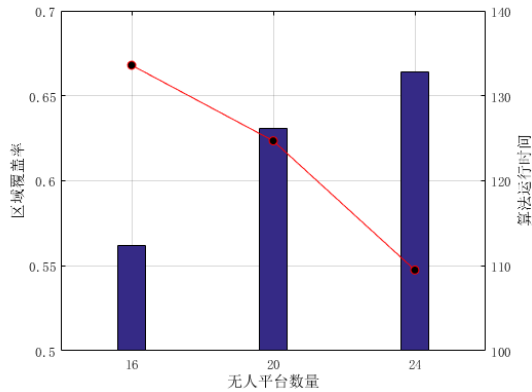


图9 不同平台数量下的区域覆盖率和运行时间结果

Fig.9 Results of regional coverage rate and runtime for different number of platforms

(2) 平台载弹量对任务分配结果的影响

平台载弹量是另一个影响任务分配结果的重要指标,因此本节同样对其进行实验评估,设定平台数量和速度区间均不变,由于本文设定的目标打击量最大为4,即表明若无人平台的载弹量能够达到4时,该平台能够独立完成对所有目标的打击任务,因此平台载弹量由原来的2个依次增加到3、4个,从而评估任务分配模型的可扩展性。图10展示了不同载弹量下的区域覆盖率和运行时间结果。

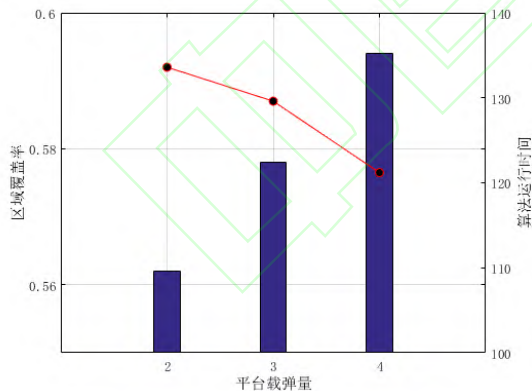


图10 不同载弹量下的区域覆盖率和运行时间结果

Fig.10 Results of regional coverage rate and runtime for different ammunition loads

在图10中,随着平台载弹量的增加,AGENTS的区域覆盖率也随之增加。这是因为在打击目标时,大部分平台能够独立完成打击任务,而无需等待其他平台辅助,其他平台则能够继续执行目标搜索任务,从而扩大空地协同搜索范围,从而增加了

城市区域的覆盖率。在算法运行时间方面,平台载弹量同样有着重要的影响,当载弹量达到4时,AGENTS 仅需120s 即可完成打击任务,由于每个平台均能独立完成打击任务,减少了平台等待和其他无人平台路径规划的时间,与载弹量为2时相比算法计算时间减少了13s。

6 结论

针对复杂城市环境中的未知动态目标打击问题,提出了面向动态目标搜索与打击的空地协同自主任务分配方法,旨在提高目标打击成功率和城市区域覆盖率。具体而言,针对区域中的未知运动目标,提出一种改进的基于数字信息素的目标搜索方法,构建了面向多平台协同收益和区域覆盖率的双重优化指标,从而提升目标的发现率和城市区域的覆盖率。在此基础上,面向动态到达的目标打击任务,以平台能耗和最短任务完成时间为目标函数,提出多任务组织分配优化模型,规划出平台的最优可行路径,从而保证任务的完成率。与当前流行的方法相比,本文提出的AGENTS 在区域覆盖率和发现目标数方面均具备较大优势,特别是在相同的时间周期内,AGENTS 的目标打击能力更强,且算法的运行时间最短。实验结果表明,AGENTS 在保证动态任务执行率的同时,增强了对复杂城市环境的区域覆盖能力。

目前,空地多平台协同遂行任务所面临的最大难题为通信链路不稳定问题,特别是在复杂城市环境中,由于障碍物和建筑物的干扰易导致原有的通信链路不可达问题。未来的研究工作中,从空中无人机和地面无车车的实际通信能力角度出发,重点突破局部通信条件下的空地协同优化问题,充分考虑地面与空中通信链路的动态连接与断开问题,使得设计的空地协同优化模型能够在实际城市环境中发挥作用,更好地完成目标搜索与打击任务。

参考文献

- [1] SANTOSO F, GARRATT M, ANAVATTI S. State-of-the-art

- integrated guidance and control systems in unmanned vehicles: a review[J]. IEEE Systems Journal, 2021, 15(3): 3312-3323.
- [2] 张婷婷,蓝羽石,宋爱国.无人集群系统自主协同技术综述[J]. 指挥与控制学报,2021,7(02):127-136.
ZHANG T T, LAN Y S, SONG A G. An overview of autonomous collaboration technologies for unmanned swarm systems[J]. Journal of Command and Control, 2021, 7(02): 127-136.
- [3] LIU D Q, BAO W D, ZHU X M, *et al.* Cooperative path optimization for multiple UAVs surveillance in uncertain environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(13): 10676-10692.
- [4] ZHU L, WANG Y, WU Z. An adaptive priority allocation for formation UAVs in complex context[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems. 2021, 57(2): 1002-1015.
- [5] 余婧,雍恩米,陈汉洋,等.面向多无人机协同对地攻击的双层任务规划方法[J]. 系统工程与电子技术,2022,44(09):2849-2857.
YU J, YONG E, CHEN H, *et al.* Bi-level mission planning framework for multi-cooperative UAV air-to-ground attack[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(9): 2849-2857.
- [6] 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: 455-464.
- [7] YE F, CHEN J, TIAN Y, *et al.* Cooperative multiple task assignment of heterogeneous UAVs using a modified genetic algorithm with multi-type-gene chromosome encoding strategy[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(2): 615-627.
- [8] CHEN X, LIU Y, YIN L, *et al.* Cooperative task assignment and track planning for multi-UAV attack mobile targets[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 100(3): 1383-1400.
- [9] WEI C, JI Z, CAI B. Particle swarm optimization for cooperative multi-robot task allocation: a multi-objective approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 2530-2537.
- [10] CHEN C, BAO W D, MEN T, *et al.* NECTAR-an agent-based dynamic task allocation algorithm in the UAV swarm[J]. Complexity, 2020: 6747985.
- [11] DUAN H, ZHAO J, DENG Y, *et al.* Dynamic discrete pigeon-inspired optimization for multi-UAV cooperative search-attack mission planning[J]. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 706-720.
- [12] 李翰,张洪海,张连东,等.城市区域多物流无人机协同任务分配[J].系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3594-3602.
LI H, ZHANG H H, ZHANG L D, *et al.* Multiple logistics unmanned aerial vehicle collaborative task allocation in urban areas[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(12): 3594-3602.
- [13] LUO Q, DUAN H. An improved artificial physics approach to multiple UAVs/UGVs heterogeneous coordination[J]. Science China Technological Sciences, 2013, 56(10): 2473-2479.
- [14] NI J, TANG M, CHEN Y, *et al.* An improved cooperative control method for hybrid unmanned aerial-ground system in multitasks[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2020, 2020: 1-14.

- [15] NI J, WANG X, TANG M, et al. An improved real-time path planning method based on dragonfly algorithm for heterogeneous multi-robot system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 140558-140568.
- [16] WU Y, WU S, HU X. Cooperative path planning of UAVs & UGVs for a persistent surveillance task in urban environments[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(6): 4906-4919.
- [17] 梁星星,修保新,范长俊,等.面向海上移动目标的空天协同连续观测模型[J]. 系统工程理论与实践,2018,38(01):229-240.
- LIANG X X, XIU B X, FAN C J, et al. The aerospace cooperative planning model for maritime moving target continuation observation[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2018, 38(1): 229-240.
- [18] LI J, SUN T, HUANG X, et al. A memetic path planning algorithm for unmanned air/ground vehicle cooperative detection systems[J]. IEEE Trans. on Automation Science and Engineering, 2021, Early Access, doi: 10.1109/TASE.2021.3061870.
- [19] 李夏苗,廖文昆,伍国华,等.基于两阶段迭代优化的空天观测资源协同任务规划方法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1147-1156.
- LI X M, LIAO W K, WU G H, et al. A two-stage iterative optimization method for the coordinated task planning of space and air observation resources[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1147-1156.
- [20] MEN T, LIU D Q, ZHU X M, et al. Cooperative target search for UAVs in urban environment[C]// Proc. of the IEEE International Conference on Smart City and Informatization, 2021: 8-14.
- [21] YAO P, WANG H, JI H. Multi-UAVs tracking target in urban environment by model predictive control and improved grey wolf optimizer[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 55: 131-143.
- [22] JUANG C, YEH Y. Multi-objective evolution of biped robot gaits using advanced continuous ant-colon optimized recurrent neural networks[J]. IEEE Trans. on Cybernetics, 2018, 48(6): 1910-1922.
- [23] LIU Z, GAO X, FU X. A cooperative search and coverage algorithm with controllable revisit and connectivity maintenance for multiple unmanned aerial vehicles[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1472.
- [24] 肖东,江驹,周俊,等.通信受限下多无人机协同运动目标搜索[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39(11): 1823-1829.
- XIAO D, JIANG J, ZHOU J, et al. Multi-UAV cooperation search for moving targets under limited communication[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2018, 39(11): 1823-1829.
- [25] [路径规划]基于 A 星算法求解路径规划问题 [A/OL]. [2021-11-25].https://blog.csdn.net/qq_59747472/article/details/121547551.
- [26] A 星算法 (基于 matlab)[A/OL]. [2019-04-10]. http://blog.csdn.net/lmq_zzz/article/details/88999480.
- [27] RAMIREZ-ATENCIA C, BELLO-ORGAZ G, R-MORENO M, et al. Solving complex multi-UAV mission planning problems using multi-objective genetic algorithms[J]. Soft Computing, 2017, 21: 4883-4900.

- [28] ROBIN C, LACROIX S. Multi-robot target detection and tracking: taxonomy and survey[J]. Autonomous Robots. 2016, 40(4): 729-760.
- [29] FEI B W, BAO W D, ZHU X M, et al. Autonomous cooperative search model for multi-UAV with limited communication network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, Early Access, doi: 10.1109/JIOT.2022.3165278.
- [30] SAADAoui H, BOUANANI F E. Information sharing based on local PSO for UAVs cooperative search of unmoved targets [C]// Proc. of the International Conference on Advanced Communication Technologies and Networking, 2018.

作者简介

费博雯（1991—），女，博士后，博士，主要研究方向为无人系统资源组织协同与优化。

包卫东（1971—）男，教授，博士，主要研究方向为指挥信息系统和复杂网络。

刘大千（1992—），男，博士后，博士，主要研究方向为智能无人系统，目标检测和跟踪。

朱晓敏（1979—），男，教授，博士，主要研究方向为分布式协同与群体智能。