

激光与光电子学进展

紫外光通信协作编队无人机联盟围捕算法

赵太飞^{1,2*}, 赵毅¹, 刘阳¹, 张雯¹¹西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048;²陕西省智能协同网络军民共建重点实验室, 陕西 西安 710000

摘要 编队无人机对目标无人机进行围捕是多无人机战场作战中重要且典型的任务之一, 本文将无线紫外光通信技术与围捕算法结合, 提出了一种紫外光通信协作编队无人机联盟围捕算法。该算法借助无线紫外光辅助无人机编队机间数据保密传输和非直视通信, 将联盟生成算法与区域最小化策略进行融合, 采用动态规划法对最优联盟结构进行求解, 使用区域最小化策略对目标无人机实施空中围捕, 完成在复杂场景中无人机编队高效围捕多目标任务。对区域最小化策略和本文提出的紫外光协作编队无人机联盟围捕算法进行了仿真对比, 实验结果表明: 所提出的紫外光协作编队无人机联盟围捕算法在无人机编队围捕多目标过程中平均降低了 12.73% 的能耗, 算法迭代次数平均降低了 27.49%, 验证了该算法能耗少、围捕效率高的性能。

关键词 光通信; 紫外光通信; 无人机编队; 联盟生成; 区域最小化策略; 围捕算法

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222071

Ultraviolet Unmanned Aerial Vehicle Alliance Round-Up Algorithm Collaborative Formation

Zhao Taifei^{1,2*}, Zhao Yi¹, Liu Yang¹, Zhang Wen¹¹Faculty of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China;²Shaanxi Civil-Military Integration Key Laboratory of Intelligence Collaborative Networks, Xi'an 710000, Shaanxi, China

Abstract It is one of the most important and typical tasks for formation unmanned aerial vehicle (UAV) to round-up target UAV in multi-UAV battlefield operations. This study combines wireless ultraviolet (UV) communication technology with round-up algorithms and proposes a UV unmanned aerial vehicle alliance round-up algorithm collaborative formation. With the help of wireless UV assisted UAV formation, data confidentiality transmission, and nondirect-looking communication, the algorithm integrates alliance generation algorithm with the regional minimization strategy. The dynamic programming method is then used to solve the optimal alliance structure. Meanwhile, the area minimization strategy is employed to implement the target UAV aerial round-up, and the efficient UAV formation round-up multitarget task in complex scenarios is completed. The simulation comparison shows that the proposed UV collaborative formation UAV alliance round-up algorithm reduces both energy consumption by an average of 12.73% in the UAV formation multitarget round-up process and algorithm iterations by 27.49% than the regional minimization strategy. Therefore, this verifies the plausibility of algorithm performance with low energy consumption and high round-up efficiency.

Key words optical communications; ultraviolet communication; unmanned aerial vehicle formation; alliance generation; area minimization strategy; round-up algorithm

1 引言

近年来, 无人机(UAV)技术高速发展, 在地形地

貌勘探、航拍表演、交通运输等军民领域已广泛普及^[1-3], 但是在军用领域, 单个无人机在执行任务时会受到自身感知范围、续航能力、探测精准度等方面的限

收稿日期: 2022-07-14; 修回日期: 2022-08-08; 录用日期: 2022-08-15; 网络首发日期: 2022-08-25

基金项目: 国家自然科学基金(61971345)、陕西省教育厅科研计划项目(17-JF024)、陕西省重点研发计划一般项目(2021GY-044)、榆林市科技计划项目(2019-145)

通信作者: *zhaotaifei@163.com

制,这很大程度上会影响整个战场的形势。通过多无人机协同作战可实现对单机作战的弥补,提高任务执行的多样性和复杂性^[4-5]。多无人机通过自组网实现单个无人机间的信息交互,可以协作完成对特定区域内黑飞无人机的管控以及敌方无人机的打击。因此,无人机编队协同围捕具有十分重要的理论意义和研究价值。

无人机编队协同作战的首要任务是实现编队内的信息交互与数据传输^[6]。由于战场环境复杂,无人机编队对通信条件提出了更高的要求,必须要抗电磁干扰并且保证通信安全。在拒止环境下,传统的通信方式如无线电通信,无法保障无人机的安全,进而影响无人机编队执行任务的能力。工作在“日盲波段”(200~280 nm)的紫外(UV)光在大气中的强散射效应可以实现非视距通信,此波段由于大气臭氧层的强烈吸收,其背景辐射难以到达近地面,具有极低的背景噪声,并且抗电磁干扰能力强、保密性高,可以为无人机编队提供安全可靠的通信^[7-8]。

近年来,无人机编队协同围捕任务因具有重要的理论价值和广泛的应用前景,开始受到很多学者的关注。对入侵飞行器的协同追踪围捕控制问题已经有学者进行了研究:周贞文等^[9]在环境已知的基础上将自然界中生物群体捕猎时展现的逃逸-围捕策略移植到多无人机协同作战研究中,但这种集群围捕方法在面对环境未知的任务时经常会失效;吴子沉等^[10]针对这一问题探索出了一种对环境适应性较佳的围捕方法,能够有效适应未知环境,完成未知环境下的围捕。大多数围捕策略都是对追捕单目标问题的讨论,为了改善这一缺陷:路月潭^[11]模拟了多架无人机在二维固定区域内对目标协同搜索和合作追捕情景,为多无人机围捕多目标提供了理论基础;刘峰等^[12]引入“群体意志”定义无人机的协作认知,解决了不同数量的无人机集群在固定环境下的围捕问题,提升了无人机系统的稳定性及收敛速度,有效地减少了无人机系统的计算负载;凌文通等^[13]将改进的鲸鱼优化算法应用于无人机围捕任务,所提出的基于动态预测围捕点的多无人机围捕算法,可以实时感知目标的位置信息,提高了算法搜索效率。为了解决群机器人系统的协同狩猎问题:Awaheda等^[14]提出了一种模糊强化学习算法,即使游戏环境不同于训练环境,追捕者捕获逃避者的能力也会增加,提升了追赶者捕获逃逸者的能力;Huang等^[15]建立了个体在自组织过程中通过目标与个体之间的相互作用形成理想狩猎形态的松散偏好规则,利用所提出的规则来设计个体的自主运动控制器,提升了个体的自主运动能力;Bilgin等^[16]也采用强化学习的方法对多智能体追踪逃避问题进行了研究,其中编队内的每个成员都有自己的行动价值功能,并且能够独立更新自己的信息空间。为了有效地降低追逃任务的复杂度,提高学习效果:Liu等^[17]提出了一种基于分层

强化学习选项法的追踪回避算法,并将其应用于二维动态环境下的多机器人追踪回避游戏中;Li等^[18]对深度确定性策略梯度算法进行了改进,能够引导无人机器学习智能决策。为了保证对逃跑者的捕获,文献[19]和文献[20]提出了一种在有界的、简单连通的平面域中,多个追踪者协同追踪单个逃避者的分散实时算法,在玩家模型相同的情况下,给出了保证捕获的证明。文献[21]提出了一种在有界凸环境中多追踪者协同追踪多逃避者的分布式算法,在逃跑者运动策略未知的情况下,追踪者通过使用基于环境 Voronoi 镶嵌的全局“区域最小化”策略,保证在有限时间内捕获所有逃跑者。

综上所述,目前大多数围捕算法都没有考虑无人机的自身能耗情况,并且在三维区域内对多目标进行围捕时效率低。为了解决这一问题,本文在保证捕获目标的区域最小化策略基础上提出一种紫外光协作编队无人机联盟围捕算法。该算法由两个部分组成,第一部分在考虑无人机自身能耗的情况下使用最优联盟生成策略对无人机编队进行分组,第二部分使用区域最小化策略完成对目标的追捕,可以减少无人机编队的能量消耗,提高无人机编队围捕效率,同时该算法适用于三维动态场景,更贴合战场实际情况,具有一定的可行性和有效性。

2 基本原理

2.1 编队无人机机载无线紫外光通信模型

由于无人机编队内部成员在协同作战过程中是相对运动的,所以选用非直视单次散射通信模型,其模型示意图如图 1 所示。

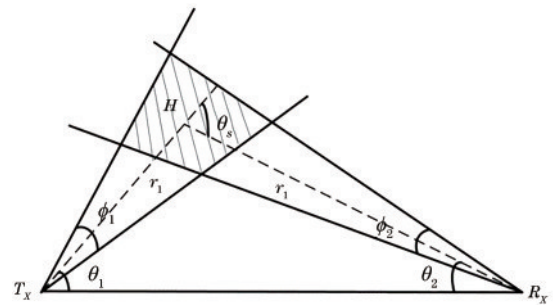


图 1 非直视单次散射通信模型

Fig. 1 Non-line-of sight-scattering communication model

图 1 中, T_x 和 R_x 分别为信号的发送端和接收端, ϕ_1 和 ϕ_2 分别为信号发送端的发散角和信号接收端的视场角, θ_1 和 θ_2 分别为发送仰角和接收仰角, H 为公共散射体, r_1 和 r_2 为信号发送端、接收端分别到 H 的距离, θ_s 为 θ_1 与 θ_2 的散射夹角。

编队内各个无人机搭载半球形紫外发光二极管(LEDs)实现编队间的互相通信和链路保持,如图 2 所示。半球形紫外 LEDs 通过全向发送的方式发送紫外

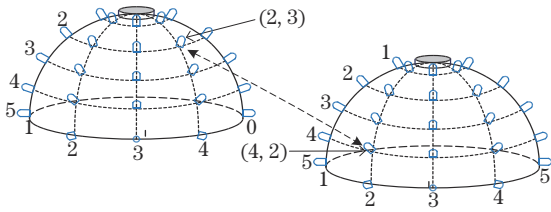


图 2 半球形紫外 LED 通信模型示意图

Fig. 2 Schematic diagram of hemispherical UV LED communication model

光信号,其表面由经线和纬线相交而成,在经纬向交点处安装 LED 发射装置,顶部全向接收,无人机编队内成员间需要确认方位信息时,半球形紫外光信标结构会按照经纬线交替的方式进行扫描,每颗紫外光 LED 都拥有独立的 ID 编码,编码包含两位数字,第一位为经线信息,后一位为纬线信息。当单颗 LED 持续亮起时,该 LED 会将自身的 ID 编号以及通信内容等信息,通过编码的方式发送至对方^[22]。两架无人机之间通过这种方式进行通信并且可以准确得到彼此的方位信息。非直视情况下,无线紫外光接收端接收到的功率公式为

$$P_{r, \text{NLOS}} = \frac{P_t \cdot A_r \cdot K_s \cdot P_s \cdot \phi_2 \cdot \phi_1^2 \cdot \sin(\theta_1 + \theta_2)}{32\pi^3 \cdot r \cdot \sin(\theta_1) \cdot \left(1 - \cos \frac{\phi_1}{2}\right)} \cdot \exp\left[-\frac{K_e \cdot r \cdot (\sin \theta_1 + \sin \theta_2)}{\sin(\theta_1 + \theta_2)}\right], \quad (1)$$

式中: r 为通信直线距离; P_t 为发送功率; $K_e = K_a + K_s$ 为大气信道衰减系数, K_a 为吸收系数, K_s 为散射系数; A_r 为接收孔径面积; P_s 为散射角的相函数。

2.2 基于动态规划的最优联盟生成算法

在多无人机系统中,由于单个无人机资源和能力的局限性,为了提高无人机编队对多个目标无人机进行围捕的效率,在无人机编队发现目标后,编队内部需要进行分割组合成不同联盟,以便高效地执行围捕任务,然而即使是完成相同的任务,多个无人机采用不同的联盟,其得到的总回报(一般用效用值来表示)是不相同的,所以联盟的形成是无人机编队系统中的一个关键问题。

假设无人机编队由 n 个追捕者组成的集合为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 定义联盟 S 是追捕者集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 中的一个非空子集, 其中每个追捕者只能加入一个联盟。定义 U_S 是联盟 S 中的所有成员的回报总和, U_x 为第 x 个追捕者加入到联盟 S 中所得到的回报, $CS = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 为追捕者集合 P 的一个完全划分, 称 CS 为追捕者集合 P 的一个联盟结构^[23]。对于一个由 4 个追捕者组成的追捕者集合 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 所形成的联盟结构如图 3 所示。其中每个联盟结构都有对应的效用值 U , 最优联盟生成问题即找出所有联盟结构中效用值最大的组合。

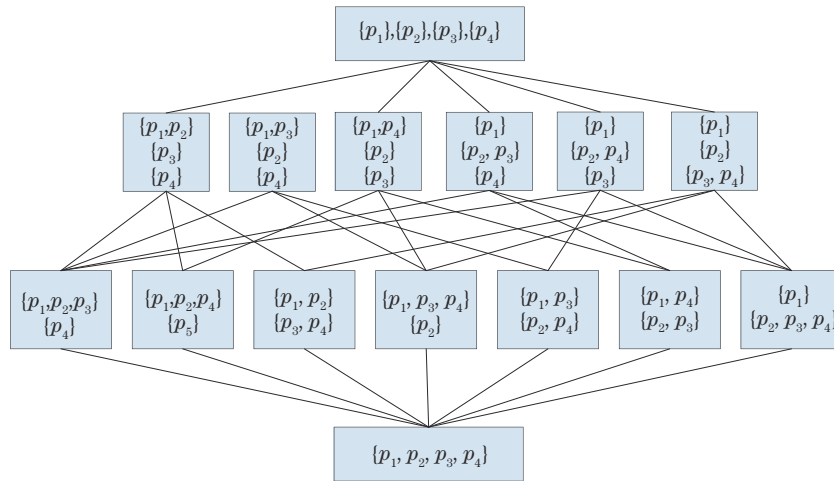


图 3 联盟结构图

Fig. 3 Structure diagram of the alliance

含有 n 个智能体的集合 P 总共可以形成的联盟个数为 $2^n - 1$, 所以当集合 P 中的成员很多时, 由集合 P 所能确定的联盟结构数目会很大, 通过穷举搜索找出所有联盟结构中最优联盟结构是很费时的, 本文利用动态规划法来求解最优联盟结构问题, 在一定程度上可以减少搜索时间^[24]。具体求解步骤如下:

1) 找出最优解的性质, 刻画其结构特征; 假定本文中求的最优联盟中包含 m 个联盟, 即 P 的划分中共有

m 个划分块, 即 $CS^* = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$, S_1 为第一个联盟, S_m 为第 m 个联盟。在第 k 个联盟 S_k 和第 $k+1$ 个联盟 S_{k+1} 之间将原先的联盟结构分割为两个联盟结构——左联盟结构 CS_L 和右联盟结构 CS_R , 整个联盟结构的值 $U(CS)$ 为左联盟结构的值 $U(CS_L)$ 与右联盟结构的值 $U(CS_R)$ 的和, 即 $U(CS) = U(CS_L) + U(CS_R)$ 。

2) 递归地定义最优值; 给定集合 P 的一个子集 S , S' 为 S 的子集, 构造的递归式为 $U(S) = \text{Max} \{U(S -$

$S') + U(S')$ 。

3)以自底向上的方式计算最优值;在计算过程中将已经计算过的最优联盟值保存起来,每个联盟只要计算一次,后续步骤直接查看,从而避免大量地重复计算,节省时间。

4)根据计算最优值时得到的信息,构造一个最优解。根据每个联盟 S 的最优联盟结构值 $U(CS)$,通过动态规划构造最优联盟结构。

2.3 基于 Voronoi 细分环境的区域最小化策略

区域最小化策略,即通过减少逃跑者的安全可达区域^[21]实现对逃跑者的成功追捕,Voronoi图解决的问题实际上就是基于一组特定点将平面分割成不同区域,而每一区域又仅包含唯一的特定点,并且该区域内任意位置到该特定点的距离比到其他的特定点都要更近。在本文中,无人机编队与目标逃跑者之间形成Voronoi图,追捕无人机向追踪者和逃跑者之间共享的Voronoi边界的中点运动,从而保证在有限的时间内捕获所有逃跑者。本文设定围捕成功距离为 d ,当追捕无人机与逃跑者之间的距离小于等于 d 时即视为围捕成功。安全可达域表示逃跑者在任何其他智能体之前到达的 q 点的合集,对于无人机编队来说,就是通过减小逃跑者的 Voronoi 区域 V_e 实现对目标逃跑者的围捕,安全可达域 A_e 的计算公式为

$$A_e = \int_{V_e} dq, \quad (2)$$

式中: V_e 表示逃跑者的 Voronoi 元胞。由于整个追捕过程是动态的,所以安全可达域是不断改变的,本文所涉及的安全可达域的动态表达式为

$$\dot{A}_e = \frac{\partial A_e}{\partial x_e} \dot{x}_e + \sum_{j=1}^{n_p} \frac{\partial A_e}{\partial x_p^j} \dot{x}_p^j, \quad (3)$$

式中: x_e 表示逃跑者的位置; x_p^j 表示第 j 个追捕者的位置。

本文中追捕无人机编队与目标逃跑者有各自的运动策略,追捕者是朝逃跑者 Voronoi 区域边界的中点运动从而减小逃跑者的 Voronoi 区域,其中单个追捕无人机的运动策略为

$$u_p^j = \frac{(C_{b_j} - x_p^j)}{\|C_{b_j} - x_p^j\|}, \quad (4)$$

式中: x_p^j 是第 j 个追捕者的位置; b_j 是 x_p^j 和 x_e 之间的共享 Voronoi 边界; C_{b_j} 在二维情况下是共享 Voronoi 边界的中点,在三维情况中是共享 Voronoi 边界面的质心。追捕者通过扩大自身的 Voronoi 区域,逐渐减小逃跑者的 Voronoi 区域,该策略使得逃跑者各个方向都存在追捕者,并且追踪者与逃避者之间的距离是严格减小的,保证了在有限的时间内捕获逃跑者。

同时,本文结合文献[19]中的引理 2 规定目标逃跑者的运动策略为

$$u_e^* = \frac{(C_b - x_e)}{\|C_b - x_e\|}, \quad (5)$$

式中: C_b 是追踪者 x_p 和逃避者 x_e 之间共享 Voronoi 边界的质心(中点),这一策略驱使逃避者远离 Voronoi 元胞边缘,平衡了邻近追捕者的威胁,并避开环境边界。

区域最小化策略分为全局策略和局部策略两种,其中:追捕多逃跑者全局策略是追捕者瞄准最近的逃跑者,并与其他具有相同目标的追捕者协调;局部区域最小化策略是每个追捕者根据所有的智能体计算其 Voronoi 元胞,追击者会选择离它的 Voronoi 邻居最近的逃跑者作为目标。图 4 为具体的算法流程图,这两种松弛策略保证了追踪者在每一步中只需要它的邻域

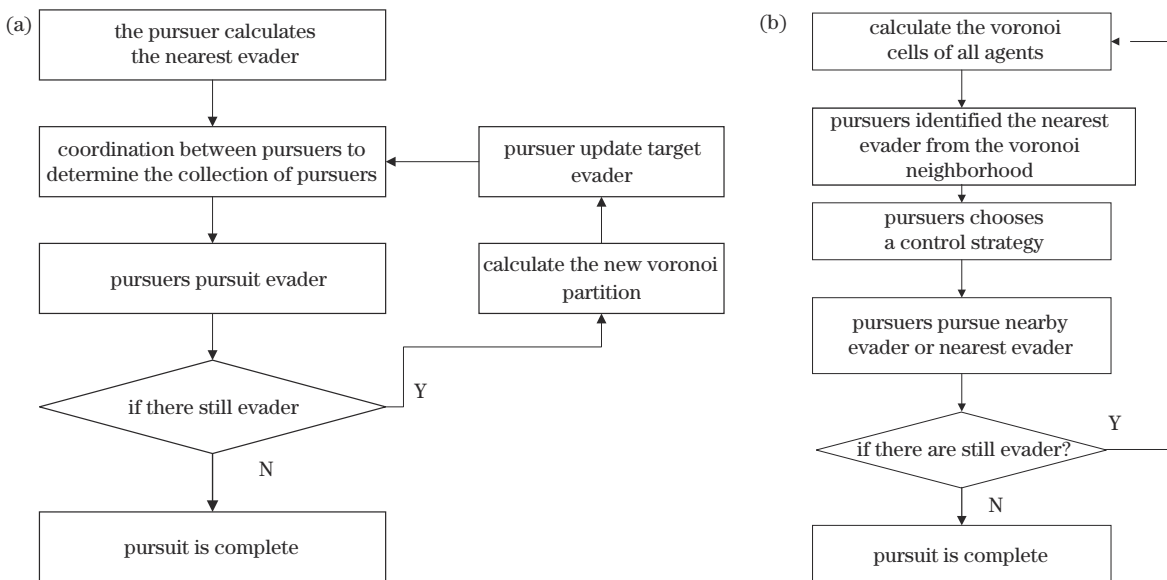


图 4 区域最小化策略流程图。(a)全局区域最小化策略框图;(b)局部区域最小化策略方框图

Fig. 4 Area minimization strategy flowchart. (a) Global area minimization policy block diagram; (b) local area minimization policy block diagram

的局部信息来计算它的控制策略,并且追赶者策略之间是相互合作的,能够充分保证捕获目标。

2.4 紫外光通信协作的编队无人机联盟围捕算法

本文将单个无人机看作一个智能体,编队内每个无人机通过与其他无人机互相通信,可以充分地解编队内其他所有无人机的速度、位置、能耗等情况,能够自主做出决策,并且每个无人机都有其效用函数,单个无人机和无人机联盟效用函数计算公式为

$$U_{sig} = w_1 \times U_e + w_2 \times (1/D_{UT}), \quad (6)$$

式中: U_{sig} 为单个无人机效用值; U_e 为无人机自身能量; D_{UT} 为无人机与所有目标间平均距离; w_1 和 w_2 为 U_e 和 D_{UT} 所占权重,取值为 $w_1 = 0.6, w_2 = 0.4$ 。

$$U_{coa} = w_1 \times \sum_{i=1}^m U_e + w_2 \times \left(1 / \sum_{i=1}^m D_{U,T} \right) + w_3 \times \left(1 / \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=i+1}^m D_{ij} \right), \quad (7)$$

式中: U_{coa} 为无人机联盟效用值; U_e 为无人机自身能量; $D_{U,T}$ 为第 i 个无人机与所有目标的平均距离; m 为联盟内无人机的个数; D_{ij} 表示联盟内第 i 架无人机与第 j 架无人机之间的距离。在无人机执行任务阶段,无人机自身能量是首要考虑因素,因此 w_1 取值为 0.5; 在联盟生成阶段,联盟内的无人机与目标之间的距离重要程度高于联盟内无人机机间距离,因此 w_2 取值 0.3, w_3 取值 0.2。

本文所提出的紫外光协作的编队无人机联盟围捕算法,是针对非法入侵我方领空的他方无人机进行包围驱逐或“黑飞”管控等非战争性质的应用场景。围捕目标所在位置可由我方编队无人机机载紫外光设备进行探测,并实时传递共享。假设我方无人机编队不知道逃跑者的策略,在实际的边界环境或者禁飞领空区域中,使用无人机编队对非法闯入的他方无人机进行围捕驱离,具体流程图如图 5 所示。

我方无人机编队首先对特定区域进行搜索,当发现有他方飞行目标非法进入该特定区域时,无人机编队内共享所发现的目标无人机位置信息,同时共享各自位置、速度及能耗等信息,根据目标的数量确定无人机编队联盟个数,编队内部计算效用值,根据效用值采用最优联盟生成算法自动构建最优联盟结构,不同联盟根据与目标之间的距离进行目标匹配,不同联盟内采用基于 Voronoi 细分环境的区域最小化策略对目标实施围捕,当有联盟优先完成对目标的追捕后,会自动更新目标,直到区域内所有目标被追捕完成。详细步骤如下:

1) 无人机编队搜索特定区域,当发现目标后执行步骤 2。

2) 编队无人机内部利用机载紫外光设备互相通信,通过第 2 节中的编码方式共享目标无人机的位置、自身的位置和自身能量等信息。

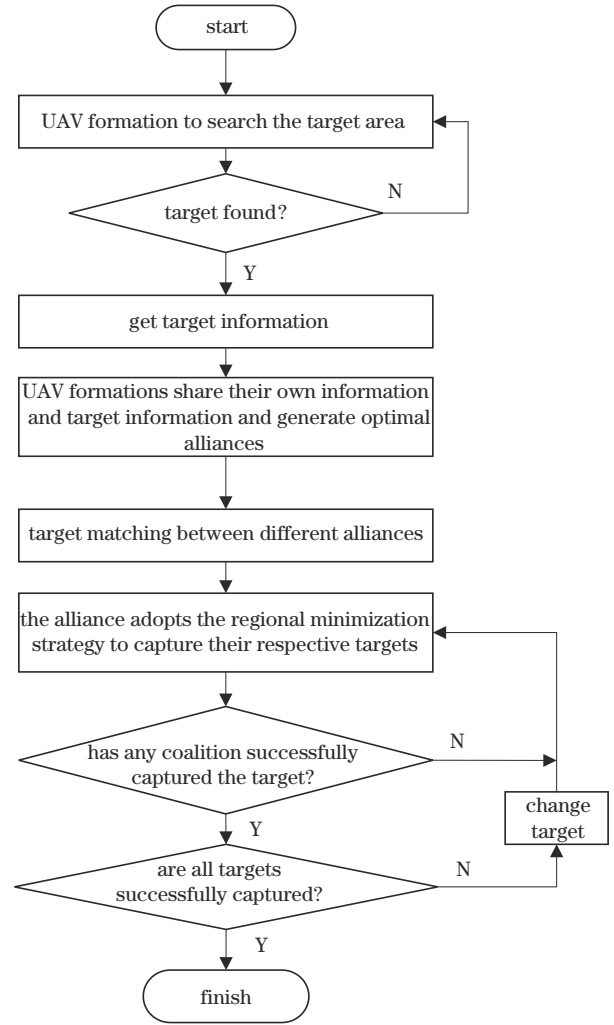


图 5 基于联盟生成的区域最小化策略流程图

Fig. 5 Flowchart of area minimization strategies generated based on federation

3) 编队内无人机进行最优联盟生成。首先,无人机编队内部互相通信,根据探测到的目标数量确定联盟个数;其次,各无人机根据式(6)和式(7)计算组成不同联盟时对应的联盟效用值 U ;然后,编队内无人机根据联盟效用值采用动态规划法进行最优联盟结构计算,确定无人机编队最优联盟结构 CS ;最终,无人机编队根据确定的最优联盟结构进行分组,形成不同的子联盟 S 。

4) 不同子联盟计算与每个目标的平均距离,根据与目标之间的距离进行目标匹配,距离最近的目标作为联盟的初始目标。

5) 无人机编队对目标实施围捕。假设无人机编队 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 形成的最优联盟结构为 $CS = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$, 不同联盟 S 包含若干追捕无人机 x_p , 不同联盟 S 有对应的目标 x_e , 则不同联盟内无人机与匹配的目标构建 Voronoi 块,采用式(4)的运动策略相互协作缩小目标无人机的 Voronoi 区域 V_e 实现对目标的追捕,当追捕无人机与目标无人机的距离达到设定

的追捕距离 d 时,即围捕成功。

6) 当有联盟优先完成对目标的追捕后,更换目标,即找离该联盟最近的目标,继续执行步骤 5。

7) 若区域内目标都被追捕到,无人机编队则完成任务,否则,重复步骤 5~6。

3 实验仿真及分析

本文采用 MATLAB 对算法进行仿真分析,二维空间下对区域最小化策略和基于联盟生成的区域最小化策略进行了仿真模拟,结果如图 6 所示,三维空间下对区域最小化策略和基于联盟生成的区域最小化策略仿真模拟结果如图 7 所示。编队内无人机有各自的编号及各自的初始能量,无人机编队的初始位置和目标无人机的初始位置都是随机生成。

二维仿真区域为 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的正方形区域,无人机编队中无人机个数为 6,目标无人机数量为 2。图 6(a)、(b)是在使用区域最小化策略情况下,对无人机编队追捕目标过程的部分截取,图中绿色圈表示编队内无人

机,红色星表示目标无人机,绿色线表示编队内无人机的运动方向,黑色线构成了无人机的 Voronoi 区域。从结果图可以看出,追捕过程中编队内大部分无人机都瞄准一个目标进行追捕,只有一个无人机对另一个目标进行跟踪追捕,这种追捕方式增加了目标的逃跑成功率,不适用于战场环境。图 6(c)、(d)是在初始条件一致的情况下,使用基于联盟生成的区域最小化策略对目标实施围捕的部分过程截图。无人机编队集合为 $\{P1, P2, P3, P4, P5, P6\}$,在对目标追捕前,无人机编队内部首先根据位置和能量等信息进行联盟分组,由结果图可以看出,无人机编队分成了 $\{P1, P2, P5\}$ 和 $\{P3, P4, P6\}$ 两组,并且不同联盟匹配不同目标, $\{P1, P2, P5\}$ 组合匹配的目标为 E1, $\{P3, P4, P6\}$ 组合匹配的目标为 E2,两个联盟分别向各自目标运动,通过减小目标无人机的 Voronoi 区域面积对目标实施围捕。对比图 6(a)、(b)和图 6(c)、(d)可以发现,使用基于联盟生成的区域最小化策略后,无人机编队协同对多个目标同时进行围捕,编队内分工更加明确、追捕效率更高。

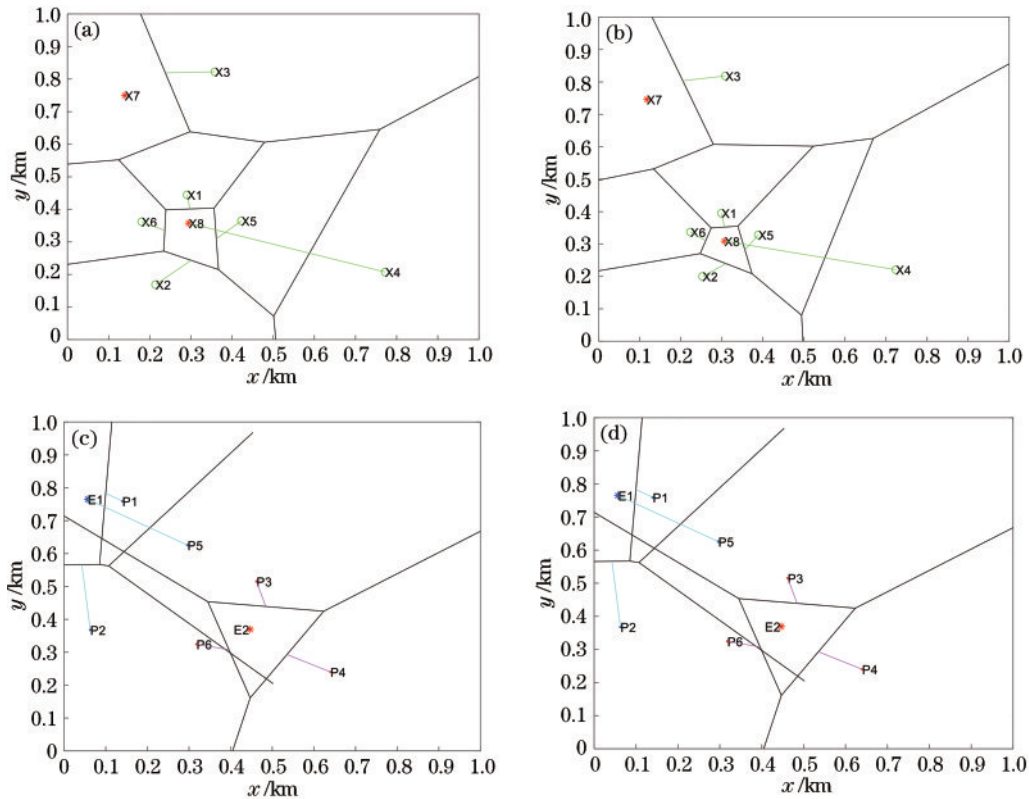


图 6 二维空间无人机编队围捕目标逃跑者仿真结果图。(a)无联盟(第 19 次迭代);(b)无联盟(第 27 次迭代);(c)有联盟(第 19 次迭代);(d)有联盟(第 27 次迭代)

Fig. 6 Simulation results of UAV formation rounding up target escapees in two-dimensional space. (a) Without alliance (19th iteration); (b) without alliance (27th iteration); (c) with alliance (19th iteration); (d) with alliance (27th iteration)

为了测试本文所提算法在三维空间中是否适用,在 $1\text{ km} \times 1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的立方体区域内进行了仿真分析,仿真结果如图 7 所示。为了更好地观察和体现算法性能,适当增加了追捕无人机数量,编队中无人机个数为 8,目标无人机数量为 2。图 7(a)、(b)是使用区域最

小化策略情况下,无人机编队对目标进行追捕的部分过程截图,无人机编队集合为 $\{X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8\}$, X9 和 X10 为目标无人机,绿色线是编队内无人机的运动方向,和二维结果一致,初始时编队内大部分无人机都朝向一个目标进行追捕。图 7(c)、(d)是使

用基于联盟生成的区域最小化策略对目标实施围捕的部分过程截图,初始的无人机编队集合为{P1,P2,P3,P4,P5,P6,P7,P8},在对目标追捕前,无人机编队分成了{P1,P3,P6,P7}和{P2,P4,P5,P8}分别对目标X1和X2进行围捕,图中蓝色圈表示联盟{P1,P3,P6,P7}中各个成员的位置,蓝色线表示其运动方向,红色

圈表示联盟{P2,P4,P5,P8}中各个成员的位置,黑色线表示其运动方向,蓝色星表示目标X1位置,红色星表示目标X2位置。观察结果可知,不同联盟分别对特定目标进行追捕,各目标的Voronoi体积随时间逐渐减小,实现了无人机编队内分工协作,提高了编队围捕效率。

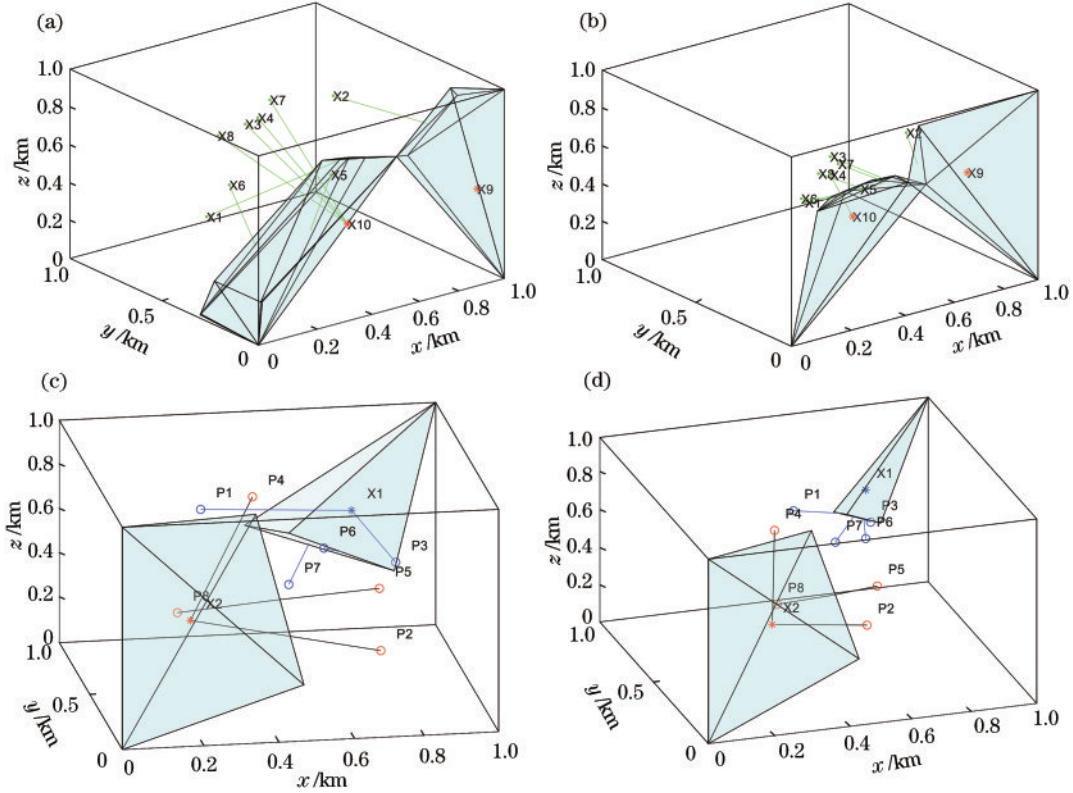


图7 三维空间下无人机编队围捕目标逃跑者仿真结果图。(a)无联盟(第11次迭代);(b)无联盟(第30次迭代);(c)有联盟(第11次迭代);(d)有联盟(第30次迭代)

Fig. 7 Simulation result of UAV formation rounding up target escapees in three-dimensional space. (a) Without alliance (11th iteration); (b) without alliance (30th iteration); (c) with alliance (11th iteration); (d) with alliance (30th iteration)

无人机编队在发现目标后,通过无线紫外光通信实现编队内信息共享,从而完成编队内的联盟分组,无人机编队在运动和通信时都会消耗能量,图8分别对比了二维和三维空间下无联盟生成和有联盟生成条件下

无人机编队围捕目标的能量消耗情况,本文所提出的紫外光协作编队无人机联盟围捕算法在围捕多目标过程中平均降低了12.73%的能耗,观察实验结果可以发现,无人机编队在对目标围捕时进行联盟生成可以

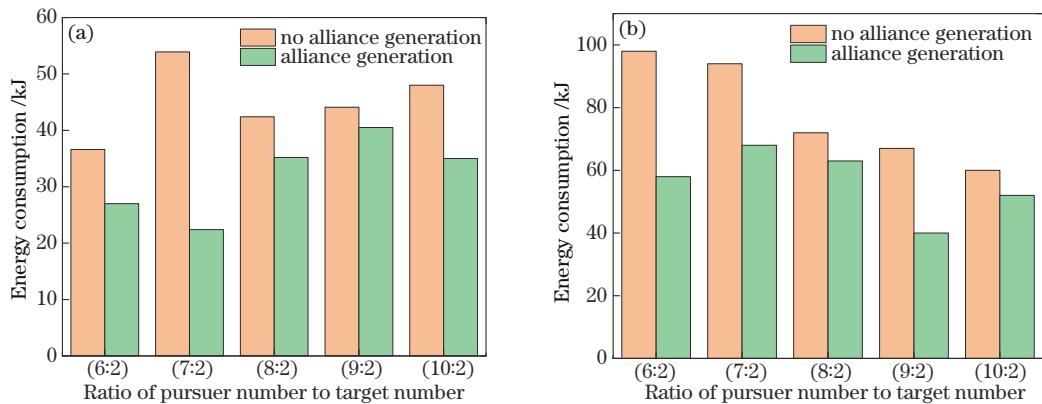


图8 无人机编队围捕目标能量消耗。(a)二维;(b)三维

Fig. 8 Energy consumption of UAV formation rounding up target. (a) Two-dimensional; (b) three-dimensional

有效地减少能量消耗,延长无人机编队的生命周期。

图 9(a)、(b)分别是二维和三维空间下无人机编队成功追捕到目标时的迭代次数,浅橙色表示追捕者仅采用区域最小化策略(无联盟)对目标实施追捕时程序所用迭代次数,深绿色是追捕无人机采用基于联盟生成的区域最小化策略(有联盟)对目标无人机实施围捕时程序所用迭代次数。本文中的迭代次数是指程序从开始到结束执行的循环次数,可表示为无人机编队

成功追捕目标所需要的时间。对比实验结果可以发现,在追捕者数量和目标数量比值不同的条件下,追捕无人机采用基于联盟生成的区域最小化策略比仅采用区域最小化策略的迭代次数少,算法迭代次数平均降低了 27.49%。每一次迭代都意味着追捕无人机能量有所消耗,再一次证明了基于联盟生成的区域最小化策略相较于区域最小化策略在减少追捕无人机能量消耗方面是有作用的。

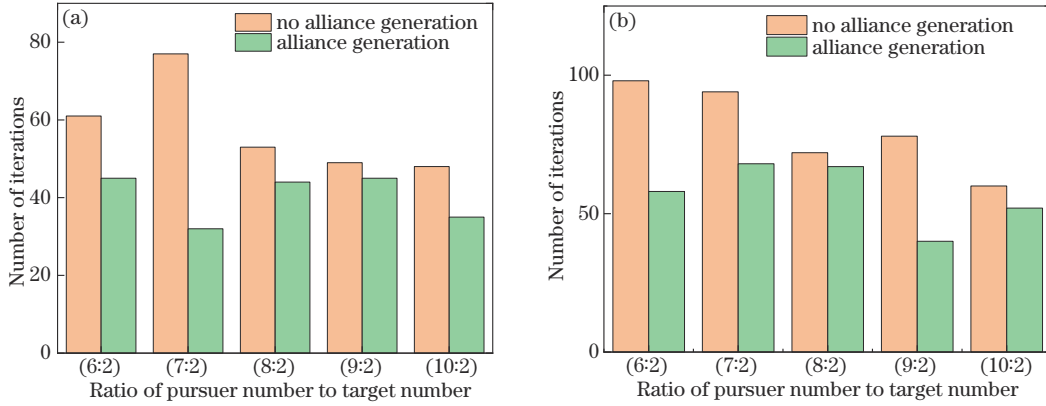


图 9 无人机编队成功围捕目标迭代次数。(a)二维;(b)三维

Fig. 9 Number of iterations of the successful round-up target by the UAV formation. (a) Two-dimensional; (b) three-dimensional

图 10 绘制了二维环境中在追捕者数量和目标数量比值分别为 8:3、9:3 和 10:3 条件下,无人机编队分别采用区域最小化策略(无联盟)和基于联盟生成的区域最小化策略(有联盟)对目标实施围捕过程中目标逃跑者与所有追捕无人机之间的最小距离,黑色点画线表示捕获半径(0.003 km)。实验结果表明,随着迭代次数的增加,最小距离逐渐减小,在到达捕获半径后,目标逃跑者最终被捕获,无论追捕者个数与目标个数比值如何,无人机编队采用基于联盟生成的区域最小化策略成功追捕到所有目标所用的迭代次数总比仅采

用区域最小化策略要少,这证明了基于联盟生成的区域最小化策略可以提高无人机编队成功围捕目标无人机的效率。观察图 10(c)可以发现,采用无联盟策略目标 1 和目标 3 的最小距离在迭代前期变化很小,这是由于迭代前期大部分追捕者都追捕目标 2,忽略了目标 1 和目标 3,这种追捕方式降低了无人机编队的围捕效率,相反,采用无联盟策略各个目标都有对应联盟对其进行追捕,最小距离一直在大幅减小,可以有效地提高无人机编队的围捕效率。

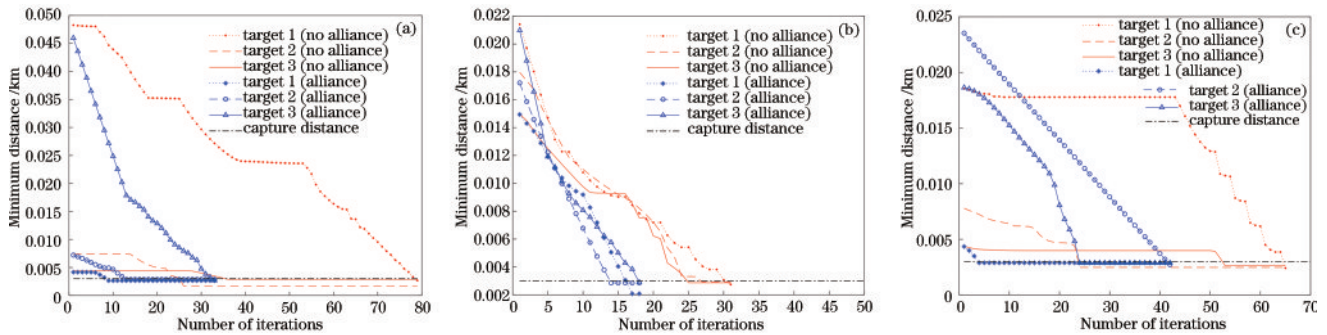


图 10 二维空间下不同追捕者数量和目标数量比值时,目标逃跑者与所有编队无人机之间最小距离。(a) 8:3; (b) 9:3; (c) 10:3
Fig. 10 Minimum distance between the target escapee and all UAV formation, when ratio of pursuer number to target number is different in two-dimensional space. (a) 8:3; (b) 9:3; (c) 10:3

图 11 绘制了三维空间中在追捕者数量和目标数量比值分别为 8:2、9:2、10:2 条件下,无人机编队分别采用区域最小化策略和基于联盟生成的区域最小化策略对目标实施围捕过程中目标逃跑者与所有追捕无人

机之间的最小距离,黑色点画线表示捕获半径(0.003 km),和二维结果一致,随着迭代次数的增加,最小距离逐渐减小,在到达捕获半径后,目标逃跑者最终被捕获。对比图 11 中无联盟曲线和有联盟曲线可

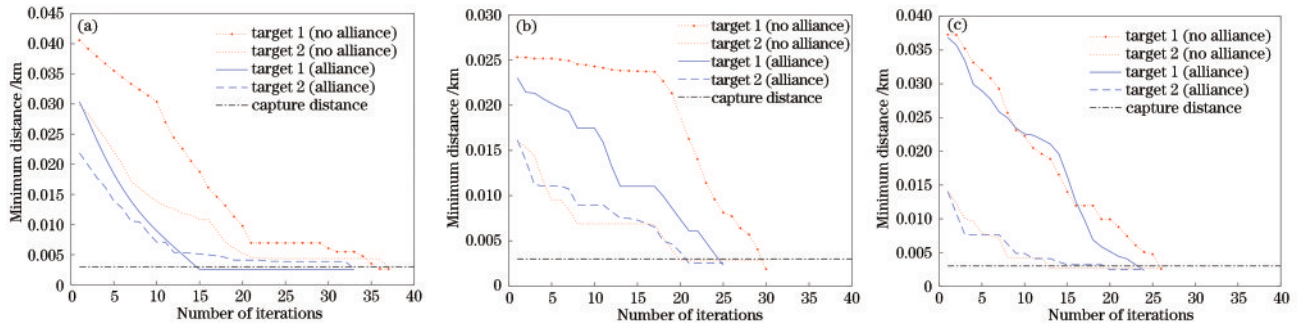


图 11 三维空间下不同追捕者数量和目标数量比值时,目标逃跑者与所有编队无人机之间最小距离。(a)8:2; (b)9:2; (c)10:2
Fig. 11 Minimum distance between the target escapee and all UAV formation, when ratio of pursuer number to target number is different in three-dimensional space. (a) 8:2; (b) 9:2; (c) 10:2

以发现,无论追捕者个数与目标个数比值如何,无人机编队采用基于联盟生成的区域最小化策略成功追捕到所有目标所用的迭代次数总比仅采用区域最小化策略要少,这证明了在三维空间中基于联盟生成的区域最小化策略也可以提高无人机编队成功围捕目标无人机的效率。

4 结 论

本文通过将最优联盟生成算法与区域最小化策略融合,结合紫外光通信技术,提出了紫外光协作无人机编队联盟围捕算法。在无人机编队对目标实施围捕过程中,编队内无人机互相通信共享信息,使用最优联盟生成算法形成最优联盟,不同联盟根据与目标间的距离进行目标匹配,采用基于 Voronoi 细分环境的区域最小化策略减小目标无人机的 Voronoi 区域面积,从而对目标实施围捕。本文分别模拟了二维和三维场景下无人机编队对目标的追捕过程,对比了仅采用区域最小化策略和采用基于联盟生成的区域最小化策略的无人机编队能量消耗情况、迭代次数、目标与无人机编队之间最小距离等。实验结果表明,改进后的算法可以有效地减少无人机编队在执行追捕任务时的能量消耗,同时提高追捕目标的效率。

参 考 文 献

- [1] Alam M S, Oluoch J. A survey of safe landing zone detection techniques for autonomous unmanned aerial vehicles (UAVs)[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 179: 115091.
- [2] Mohamadi H E, Kara N, Lagha M. Heuristic-driven strategy for boosting aerial photography with multi-UAV-aided Internet-of-Things platforms[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 112: 104854.
- [3] Ślędz S, Ewertowski M W, Piekarczyk J. Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) surveys and Structure from Motion photogrammetry in glacial and periglacial geomorphology[J]. *Geomorphology*, 2021, 378: 107620.
- [4] Zhang J, Xing J H. Cooperative task assignment of multi-UAV system[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(11): 2825-2827.
- [5] Xu C, Xu M, Yin C J. Optimized multi-UAV cooperative path planning under the complex confrontation environment[J]. *Computer Communications*, 2020, 162: 196-203.
- [6] Dai J Y, Wang S H, Jang Y, et al. Multi-UAV cooperative formation flight control based on APF & SMC[C]//2017 2nd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), December 29-31, 2017, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2017: 222-228.
- [7] Ma Z F, Ai B, He R S, et al. Impact of UAV rotation on MIMO channel characterization for air-to-ground communication systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(11): 12418-12431.
- [8] Shubin D N, Lobov E M, Varlamov V O. Overview of the NLOS ultraviolet communication technology[C]//2020 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO), July 1-3, 2020, Svetlogorsk, Russia. New York: IEEE Press, 2020.
- [9] 周贞文, 邵将, 徐扬, 等. 针对逃逸目标的多机协同围捕策略研究[J]. *空军工程大学学报(自然科学版)*, 2021, 22(3): 2-8.
Zhou Z W, Shao J, Xu Y, et al. Research on multi-UAV cooperative round-up strategy for escape targets[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2021, 22(3): 2-8.
- [10] 吴子沉, 胡斌. 基于态势认知的无人机集群围捕方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 47(2): 424-430.
Wu Z C, Hu B. Swarm rounding up method of UAV based on situation cognition[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 47(2): 424-430.
- [11] 路月潭. 多无人机联合自动围捕策略研究[J]. *通化师范学院学报*, 2012, 33(6): 18-19, 24.
Lu Y T. Research on multi-UAV cooperative automatic hunting strategy[J]. *Journal of Tonghua Normal University*, 2012, 33(6): 18-19, 24.
- [12] 刘峰, 魏瑞轩, 周凯, 等. 基于群体意志统一的无人机协同围捕策略研究[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(11): 2241-2249.
Liu F, Wei R X, Zhou K, et al. Research on multi-UAV roundup strategy based on the unity of group will[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*,

- 2022, 48(11): 2241-2249.
- [13] 凌文通, 倪建军, 陈颜, 等. 基于改进鲸鱼优化算法的多无人机围捕[J]. 计算机与现代化, 2021(6): 1-5, 11.
Ling W T, Ni J J, Chen Y, et al. Multi-UAV hunting based on improved whale optimization algorithm[J]. Computer and Modernization, 2021(6): 1-5, 11.
- [14] Awgheda M D, Schwartz H M. A fuzzy reinforcement learning algorithm using a predictor for pursuit-evasion games[C]//2016 Annual IEEE Systems Conference (SysCon), April 18-21, 2016, Orlando, FL, USA. New York: IEEE Press, 2016.
- [15] Huang T Y, Chen X B, Xu W B, et al. A self-organizing cooperative hunting by swarm robotic systems based on loose-preference rule[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(1): 57-68.
- [16] Bilgin A T, Kadioglu-Urtis E. An approach to multi-agent pursuit evasion games using reinforcement learning [C]//2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR), July 27-31, 2015, Istanbul, Turkey. New York: IEEE Press, 2015: 164-169.
- [17] Liu J, Liu S H, Wu H Y, et al. A pursuit-evasion algorithm based on hierarchical reinforcement learning [C]//2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, April 11-12, 2009, Zhangjiajie, China. New York: IEEE Press, 2009: 482-486.
- [18] Li Y, Han W, Wang Y Q. Deep reinforcement learning with application to air confrontation intelligent decision-making of manned/unmanned aerial vehicle cooperative system[J]. IEEE Access, 2020, 8: 67887-67898.
- [19] Huang H M, Zhou Z Y, Zhang W, et al. Safe-reachable area cooperative pursuit[EB/OL]. [2022-03-06]. <https://ww3.math.ucla.edu/camreport/cam12-55.pdf>.
- [20] Zhou Z Y, Zhang W, Ding J, et al. Cooperative pursuit with Voronoi partitions[J]. Automatica, 2016, 72: 64-72.
- [21] Pierson A, Wang Z J, Schwager M. Intercepting rogue robots: an algorithm for capturing multiple evaders with multiple pursuers[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2): 530-537.
- [22] Zhao T F, Liu P, Zhang S, et al. UAV assisted landing guided by UV LEDs[J]. Applied Optics, 2020, 59(20): 5910-5917.
- [23] Changder N, Akinine S, Dutta A. An effective dynamic programming algorithm for optimal coalition structure generation[C]//2019 IEEE 31st International Conference on Tools with Artificial Intelligence, November 4-6, 2019, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2019: 721-727.
- [24] 刘惊雷, 童向荣, 张伟. 一种快速构建最优联盟结构的方法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(4): 35-37, 44.
Liu J L, Tong X R, Zhang W. A kind of method for quick constructing optimal coalition structure[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(4): 35-37, 44.