

非精确情报信息环境下跨域无人集群 动态目标分配算法研究

郑傲宇¹, 梁晓龙^{1*}, 黄 骁², 陶 浩²

(1. 空军工程大学空管领航学院, 西安, 710051; 2. 中国舰船研究设计中心, 武汉, 430064)

摘要 针对非精确情报信息环境下跨域无人集群动态目标分配问题的算法进行了研究。首先, 描述了一个实际的跨域无人机群作战场景, 并对由于探测信息不精确性带来的目标位置和火力单元落点的不确定性进行了分析, 在此基础上建立了目标预分配的概率模型, 并设计改进的离散多目标粒子群算法求解; 其次, 针对作战环境中实时出现的新目标, 提出了基于市场机制的合同网目标重分配算法, 实时更新目标分配方案; 最后, 通过实验仿真验证了所提算法的有效性。

关键词 跨域无人集群; 非精确情报信息; 动态目标分配

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.05.003

中图分类号 V279; E925.4 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)05-0023-10

Research on Dynamic Target Assignment Algorithm of Cross-Domain Unmanned Swarm in Imprecise Intelligence Environment

ZHENG Aoyu¹, LIANG Xiaolong^{1*}, HUANG Xiao², TAO Hao²

(1. Air Traffic Control and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;
2. China Ship Development and Design Center, Wuhan 430064, China)

Abstract The algorithm for dynamic target allocation of cross-domain unmanned swarm in an imprecise information environment is proposed in this paper. Firstly, The paper delineates a realistic scenario of cross-domain drone swarm warfare and conducting an analysis of the inherent uncertainties in target positioning and impact points of firepower units due to the imprecision of detection information. Secondly, a probability model for target pre-allocation is developed based on this analysis, followed by the design of an enhanced discrete multi-objective particle swarm algorithm for solution purposes. Additionally, to address real-time emergence of new targets in the combat environment, a contract net-based target re-allocation algorithm, employing market mechanisms, is proposed to enable the real-time updating of target allocation schemes. Finally, the efficacy of the proposed algorithms is validated through experimental simulations. This research offers a comprehensive solution for the dynamic target allocation challenge encountered in cross-domain unmanned swarm operating in an imprecise information environment, with the potential to

收稿日期: 2023-07-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(61703427)

作者简介: 郑傲宇(1999—), 男, 湖南怀化人, 博士生, 研究方向为跨域无人集任务分配与协同控制。E-mail: 18574517676@163.com

通信作者: 梁晓龙(1981—), 男, 江苏徐州人, 教授, 博士生导师, 研究方向为航空集群作战运用。E-mail: afeu_lxl@sina.com

引用格式: 郑傲宇, 梁晓龙, 王宁, 等. 非精确情报信息环境下跨域无人集群动态目标分配算法研究[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(5): 23-32. ZHENG Aoyu, LIANG Xiaolong, HUANG Xiao, et al. Research on Dynamic Target Assignment Algorithm of Cross-Domain Unmannedswarm in Imprecise Intelligence Environment[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(5): 23-32.

enhance the effectiveness and efficiency of unmanned swarm warfare.

Key words Cross-domain unmanned swarm; Imprecise intelligence information; Dynamic target assignment

跨域无人集群作战是未来作战的发展趋势,需要通过集成多种类型无人系统在不同领域进行协同作战,涉及多领域的协同与合作。在当前复杂多变的战场环境中,跨域无人集群作战具有重要的战术和战略意义,通过集成各类无人系统的能力,提高作战效率和作战能力,可以适应现代战争需求,提高战场战术水平,提升国家安全能力。目前,诸多学者对无人机群的编队控制^[1-3]、任务分配、路径规划等问题展开了研究,取得了一定的成果。

目标分配是跨域无人集群协同执行任务的关键环节。现有的任务规划模型缺乏对战场约束条件的考量,对动态情况响应不足。针对这一问题,部分专家学者对此展开研究。文献[4]提出了基于自组织特征映射神经网络的任务分配方法,能够快速响应无人机机群执行任务中遇到的突发情况。文献[5]通过扩展合同网协议,设计了一种能够均衡任务负载、减少任务执行时间的有人机-无人机任务协同方法。文献[6]提出了考虑目标收益和代价的任务分配算法,能够获得至少8%的效能提升。文献[7]提出了基于实时战场态势的集中式分配方法,通过协调调度层进行任务分配决策,保持分配结果的优化和效率的平衡。文献[8]将改进的两阶段狼群搜索算法用于求解多无人机任务分配问题。文献[9]提出了一种基于遗传算法的无人机协同任务分配与路径优化的集成算法。文献[10]将无人机协同任务分配问题描述为对决策树的搜索,可通过树搜索算法对模型进行求解。文献[11]设计了一个可对实际三维地形和环境信息建模的多无人机任务规划器,提出了基于粒子群和改进蚁群算法的任务分配算法。文献[12]设计了飞航武器的动态任务规划模型,并提出了基于进化论和模拟退火算法的改进策略。文献[13]提出了一种有效的基于规则的启发式方法来解决基于资产的动态火力分配问题。文献[14]在交互式防御作战场景下进行了仿真,比较了传统WTA方法和多阶段WTA方法,并用蒙特卡罗方法对目标函数模型进行了验证。

与此同时,文献[13]还指出,在实际跨域作战任务分配中,会面临信息获取不完整的现象,这类不完整、不精确的情报可能会得到以下模糊信息:

- 1) 具有不确定性的目标位置或运动信息;
- 2) 缺乏完整的环境场景信息,而特殊的气象条

件对火力弹药发射会产生一定的负面影响。如文献[15]等人研究表明大气风对导弹的作战效能会产生影响;

- 3) 无法准确判断敌方的实力。

这些模糊信息可能会导致决策错误,任务失败,资源浪费等问题,因此,如何处理好这类不精确情报信息带来的不确定跨域无人集群目标分配问题,包括其理论、方法与求解,具有重要的研究价值。

本文在上述研究的基础上,首先给出实际跨域无人机群作战场景,分析由于探测信息的不精确性导致的无人机位置的不确定性、火力单元的不确定性等,在此基础上建立目标预分配模型。而后设计基于市场机制的合同网任务重分配算法,根据执行任务过程中出现的作战环境变化进行任务重分配。

1 场景描述

本文以跨域多无人系统联合执行对敌方目标打击为背景,无人系统基于作战中心指令与目标信息对敌目标实施毁伤打击。我方在该区域部署有岸端指挥控制中心、雷达探测系统、侦察系统以及若干架可执行任务的无人作战单元,战场初始态势示意图如图1所示。

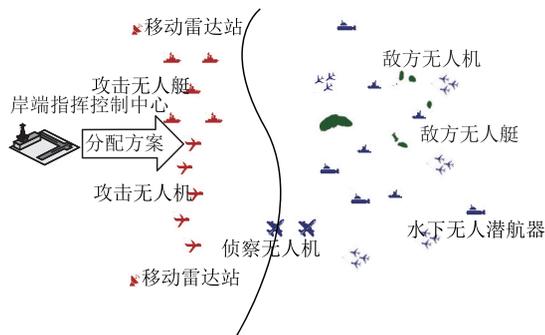


图1 战场初始态势示意图

雷达探测系统主要用于探测作战区域内出现的目标位置信息,侦察系统用于监测目标被毁伤的状态,所探测到的目标信息以及无人作战单元的位置通过信息链传输至岸端指挥控制中心,岸端指挥控制中心根据信息进行目标分配,并将目标分配结果传输至无人作战单元,无人作战单元按照所接收到的目标分配信息对目标进行打击。作战过程中的目标流程如图2所示。

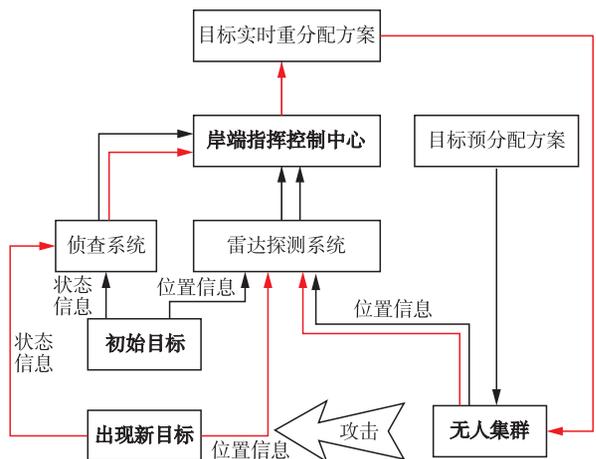


图 2 目标分配流程

图 2 包含了目标预分配和目标实时分配的流程,二者主要区别在于数学模型的建立和求解方法的选择。目标预分配可建立一个优化模型,求解该模型获得最优分配方案,但是计算时间长、计算量大;在目标实时分配阶段,由于其对实时性要求较高,因此通过求解优化模型的方法不再适用,此时需要通过更高效的方法得到一个较优的可行分配方案。

在某次作战任务中,我方可攻击敌方目标的作战力量包含两类无人作战单元有,分别为无人机和无人艇,其中无人机数量为 M_U ,无人艇数量为 M_W ;敌方待分配的目标有 3 类,分别为地面目标、水面目标以及水下目标,其中地面目标数量为 N_G ,水面目标数量为 N_S ,水下目标数量为 N_D ,每个敌方目标可分配给我方多个无人作战单元。无人机主要攻击敌方的地面目标和水面目标,无人艇主要攻击敌方的水面目标和水下目标。同时,无人艇可以为无人机攻击地面目标提供补充,无人机亦可为无人艇攻击水下目标提供协助。

无人集群目标分配的初始信息记为二元组 $\{\text{Weapon}, \text{Target}\}$,其中 Weapon 为无人集群集合:

$$\text{Weapon} = \{U_1, U_2, \dots, U_{N_U}, W_{N_U+1}, W_{N_U+2}, \dots, W_{N_U+N_W}\} \quad (1)$$

其中,第 i 个无人作战单元初始位置为 $\mathbf{P}_i^{\text{weapon}}(x_i, y_i, h_i)$,在单次作战过程中可攻击的最大目标

$$P_j = \iiint_{\sqrt{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2+(h-h_0)^2} \leq R_0} f_j(x, y, h) dV = \int_{x_0-R_0}^{x_0+R_0} \int_{y_0-\sqrt{R_0^2-(x-x_0)^2}}^{y_0+\sqrt{R_0^2-(x-x_0)^2}} \int_{h_0-\sqrt{R_0^2-(x-x_0)^2-(y-y_0)^2}}^{h_0+\sqrt{R_0^2-(x-x_0)^2-(y-y_0)^2}} f_j(x, y, h) dh dy dx \quad (5)$$

1.2 火力资源落点的不确定性

在跨域作战中,对于地面火力单元,风速过大会对导弹产生较大的侧向力,影响其对地面和海面目标的命中精度;对于水下火力单元,海洋内部的洋流会影响火力弹药对海下目标的命中精度。同时,地球扰动引力等因素亦会对落点位置产生影响。

通过文献[16]等实验研究,可认为火力单元落

数量为 A_i ,每次攻击的辐射范围为 R_i 。

二元组中的 Target 为目标集合:

$$\text{Target} = \left\{ \begin{matrix} G_1, G_2, \dots, G_{N_G}, S_{N_G+1}, S_{N_G+2}, \dots, S_{N_G+N_S}, \\ D_{N_G+N_S+1}, D_{N_G+N_S+2}, \dots, D_{N_G+N_S+N_D} \end{matrix} \right\} \quad (2)$$

其中,第 j 个目标的坐标为 $\mathbf{P}_j^{\text{target}} = (x_j, y_j, h_j)$,其价值为 φ_j 。

设岸端指挥控制中心进行目标分配时无人机/无人艇 i 命中目标 j 为事件 Λ_{ij} ,该事件发生概率为:

$$P\{\Lambda_{ij}\} = p_{ij} \quad (3)$$

无人机/无人艇 i 命中目标 j 后对其毁伤效能值为 q_{ij} ,则此次目标分配所获得的总效益为 $P\{\Lambda_{ij}\} q_{ij} \varphi_j$ 。

然而,在实际跨域作战任务分配中,会面临信息获取不完整的现象,这类不完整、不精确的情报可能会得到部分模糊信息,下面对战场环境中可能出现的模糊信息进行分析。

1.1 目标位置的不确定性

设目标坐标位置服从三维正态分布,且各坐标轴之间相互独立,即:

$$f_j(x, y, h) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 \sigma_{j,x}^2 \sigma_{j,y}^2 \sigma_{j,h}^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{(x-\mu_{j,x})^2}{\sigma_{j,x}^2} + \frac{(y-\mu_{j,y})^2}{\sigma_{j,y}^2} + \frac{(h-\mu_{j,h})^2}{\sigma_{j,h}^2} \right)} \quad (4)$$

式中: $\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_z^2$ 分别表示 3 个随机变量的方差; μ_x, μ_y, μ_z 分别表示 3 个随机变量的均值,记该分布函数的协方差矩阵为 Σ_f , 则:

$$\Sigma_f = \begin{bmatrix} \sigma_{j,x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{j,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{j,z}^2 \end{bmatrix}$$

在本任务场景中,有 $\mu_{j,x} = x_j, \mu_{j,y} = y_j, \mu_{j,h} = h_j$,在该概率密度函数下,可计算得到目标落在以点 (x_0, y_0, h_0) 为中心, R_0 为半径的圆内的概率,该积分式没有解析解,因此需要使用数值积分方法进行计算。即:

点的纵横偏差服从正态分布,并且三者具有弱相关性。设火力单元落点坐标 $\mathbf{Q}_i = (X_i, Y_i, Z_i)$ 的概率密度函数为 $g_i(X, Y, H)$, 则:

$$g_i(X, Y, H) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 |\Sigma_g|}} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu)^T \Sigma_g^{-1} (x - \mu) \right] \quad (6)$$

式中: $x=(X, Y, H)$ 和 $\boldsymbol{\mu}=(\mu_X, \mu_Y, \mu_H)$ 分别为三维随机变量及其均值向量, 正协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_g$ 表示为:

$$\boldsymbol{\Sigma}_g = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \rho_{XZ}\sigma_X\sigma_Z \\ \rho_{XY}\sigma_X\sigma_Y & \sigma_Y^2 & \rho_{YZ}\sigma_Y\sigma_Z \\ \rho_{XZ}\sigma_X\sigma_Z & \rho_{YZ}\sigma_Y\sigma_Z & \sigma_Z^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\sigma_X^2, \sigma_Y^2, \sigma_Z^2$ 分别是 x, y, z 三个维度上的方差, $\rho_{xy}, \rho_{xz}, \rho_{yz}$ 分别是 x, y, z 之间的相关系数。

设火力单元的辐射范围为 r_0 , 火力单元落点与目标位置间的距离为 d , 其概率密度函数为 $\Omega(d)$, 则有:

$$\Omega(d) = \frac{1}{\sqrt{2\pi^3} |\mathbf{V}|^{1/2} d^3} \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{(\mathbf{w}-\mathbf{m})^2}{|\mathbf{V}|}\right\} \quad (8)$$

其中,

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ -1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix} \frac{d^2}{2}, \mathbf{m} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_g^{-1} \\ \boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_g^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \\ x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_g^{-1} & -\boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} \\ -\boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} & \boldsymbol{\Sigma}_f^{-1} + \boldsymbol{\Sigma}_g^{-1} \end{bmatrix}$$

则我方火力单元 i 对敌方目标 j 的命中率为:

$$P\{\Delta_{ij}\} = \int_0^{r_0} \Omega(d) dd \quad (9)$$

1.3 毁伤效能的不确定性

由于难以对敌方目标的规模和实力做出准确判断, 同时导弹爆炸时的破片数量难以预测, 故我方发射的火力单元对敌的毁伤效能会与预判有差异。

设我方火力单元 i 对敌方目标 j 的毁伤效能为 q_{ij} , 同时, 火力单元对目标的毁伤效能 $q_{i,j}$ 通常与火力单元和目标之间的距离 $d_{i,j}$ 有关, 距离越近, 毁伤效能越大, 设其满足如下函数关系:

$$q_{i,j} = e^{-\vartheta_{i,j} d_{i,j}} \quad (10)$$

式中: $\vartheta_{i,j}$ 为参数, 与作战单元类型和目标的属性相关。

大量统计数据表明, 导弹毁伤效能的分布通常是右偏的, 在实际研究中, 对数正态分布在描述导弹毁伤效能时较为常用, 能够反映出导弹毁伤效能的多样性和不确定性, 即:

$$\tilde{f}_{ij}(q) = \frac{1}{q\sigma_{ij}\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln q - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (11)$$

在实际作战中, 由于毁伤效能 $q_{ij} \in [0, 1]$, 因此, 通常对基本对数正态分布进行修正, 得到截断对

数正态分布:

$$f_{ij}(q) = \frac{1}{q\sigma_{ij}\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln q - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \cdot \frac{1}{F_{ij}(1) - F_{ij}(0)} \quad (12)$$

式中: μ_{ij} 是对数正态分布的均值; σ_{ij} 是标准差; F_{ij} 为分布函数。

设多枚火力单元 i_1, i_2, \dots, i_k 均对目标 j 发起攻击, 目标 j 最终毁伤效能记为 q_j , 其概率密度函数为 $\tilde{f}_j(q)$, 在实际工程运算中, 很难得到精确的解析解, 通常采用数值计算的方法进行近似计算。

对每枚导弹的毁伤效能区间 λ 等分, 则每一等分区间长度 $\delta = 1/\lambda$, 每个等分区间的中值记为 \bar{q}_s , $s = 1, 2, \dots, \lambda$, 将毁伤效能所对应的概率近似计算如下:

$$P_{ij}(\bar{q}_s) = \int_{\bar{q}_s - \delta/2}^{\bar{q}_s + \delta/2} f_{ij}(q) dq \quad (13)$$

由此, 可以计算得到当火力单元 i_1, i_2, \dots, i_k 的毁伤效能分别为 $\bar{q}_{s_1}, \bar{q}_{s_2}, \dots, \bar{q}_{s_k}$ 时所对应的概率 $P_{i_1,j}(\bar{q}_{s_1}), P_{i_2,j}(\bar{q}_{s_2}), \dots, P_{i_k,j}(\bar{q}_{s_k})$, 进一步可以计算在此毁伤效能下目标 j 的总毁伤效能为:

$$1 - (1 - P\{\Delta_{i_1,j}\} \bar{q}_{s_1})(1 - P\{\Delta_{i_2,j}\} \bar{q}_{s_2}) \dots (1 - P\{\Delta_{i_k,j}\} \bar{q}_{s_k})$$

获得该毁伤效能的概率为:

$$P_{i_1,j}(\bar{q}_{s_1}) P_{i_2,j}(\bar{q}_{s_2}) \dots P_{i_k,j}(\bar{q}_{s_k})$$

通过遍历每枚火力单元的划分区间, 可以得到目标最终毁伤效能所对应的概率密度函数, 进而求得其概率分布。可知当 λ 越大, 所得到的概率密度函数越精确, 当 $\lambda \rightarrow \infty$, 即 $\delta \rightarrow 0$ 时, 即可得到毁伤效能的真实概率密度。

2 目标预分配

在作战初期, 需要根据收集到的战场任务数据规划一个目标预分配方案, 此时通常建立一个优化模型, 通过求解该模型得到预分配方案。

2.1 目标函数

在目标分配中, 通常需要考虑两个目标函数, 一是无人集群摧毁目标所获得的收益, 二是我方所消耗的火力资源成本。

首先, 定义目标分配的决策变量:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{我方作战单元 } i \text{ 攻击敌方目标 } j \\ 0, & \text{我方作战单元 } i \text{ 不攻击敌方目标 } j \end{cases}$$

对于第 j 个敌方目标, 我方无人机/无人艇对其

总毁伤效能为:

$$1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j})$$

目标分配的首要目标是获得最大化收益,即:

$$\max \sum_{j=1}^M \left[1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j}) \right] \varphi_j \quad (14)$$

由于目标函数中含有随机变量,不能直接求解,因此需对其进行转化,为了在实际作战过程中获得更为精准的目标分配方案,通常预先给定一个目标收益的期望值,然后最大化真实收益大于该目标收益的概率,即得到如下的目标函数:

$$\max P \left\{ \sum_{j=1}^M \left[1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j}) \right] \varphi_j \geq \alpha \right\} \quad (15)$$

其次,在实际作战中,需要尽可能保留我方作战力量,即:

$$\min \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (16)$$

由此,得到目标预分配的两个目标函数。下面分析目标预分配的约束条件。

2.2 约束条件

首先,由于我方无人机/无人艇携带的火力资源有限,因此需满足:

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} \leq A_i, i=1,2,\dots,N \quad (17)$$

其次,在作战过程中,为保证作战效能,需要保证每个目标的毁伤程度达到一个预期值。通常当目标的毁伤程度大于 ϵ 的概率大于 ζ 时,即认为该目标对我方已无威胁,由此可得约束条件:

$$P \left\{ 1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j}) \geq \epsilon \right\} \geq \zeta, j = j_1, j_2, \dots, j_t \quad (18)$$

由此,可得到如下的规划模型:

$$\begin{aligned} & \max P \left\{ \sum_{j=1}^M \left[1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j}) \right] \varphi_j \geq \alpha \right\} - \\ & \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N x_{ij} \\ \text{s. t. } & \sum_{j=1}^M x_{ij} \leq A_i, i=1,2,\dots,N \\ & P \left\{ 1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{i,j} P\{\Lambda_{i,j}\} q_{i,j}) \geq \epsilon \right\} \geq \zeta, \\ & j = j_1, j_2, \dots, j_t \\ & x_{i,j} = 0 \text{ 或 } 1 \end{aligned} \quad (19)$$

2.3 求解算法

2.3.1 算法设计

为了求解问题,本文采用粒子群算法作为优化

工具。其优点是可以处理多维、非线性和离散优化问题,并且具有全局搜索、并行处理和自适应性等特点,改进粒子群算法解决该问题的步骤如下:

1) 编码和种群初始化

在粒子群算法中,种群是由一组个体组成,每个个体代表了一种解决方案。在本问题中,一个个体就是一个大小为 $N \times M$ 的二进制矩阵,表示每个火力单元是否攻击了给定目标。

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \cdots & x_{1M} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \cdots & x_{2M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & x_{N3} & \cdots & x_{NM} \end{bmatrix}$$

初始化种群时,随机生成若干个个体,即若干个 $N \times M$ 的二进制矩阵,作为初始种群。

2) 约束支配

定义 2.1 给定目标分配方案 x , 其约束违背程度为:

$$c(x) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J c_j(x) = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \frac{d_j(x)}{d_{\max}^j} \quad (20)$$

式中: $d_j(x) = \max\{g_j(x), 0\}$, $d_{\max}^j = \max_{x \in D} d_j(x)$, $j = 1, 2, \dots, J$ 。 $g_j(x)$ 为约束条件。

定义 2.2 给定目标分配方案 x_1 和 x_2 , 若满足以下 2 个条件之一, 则称 x_1 含约束支配 x_2 :

① $c(x_1) < c(x_2)$;

② $c(x_1) = c(x_2)$, $\forall i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $f_i(x_1) \leq f_i(x_2)$, 且 $\exists i_k \in \{1, 2, \dots, M\}$ 满足 $f_{i_k}(x_1) < f_{i_k}(x_2)$ 。

3) 更新可行储备集和非可行储备集

在带约束的多目标优化过程中,设置两个固定容量的外部储备集,即不可行储备集和可行储备集,分别存储搜索过程中得到的不可行解和非劣解,并在这两个储备集中选择个体以构建下一代种群。

本算法采用帕累托支配关系更新可行储备集。首先将可行储备集和新可行解集组成一个新种群,而后在新种群中根据约束支配关系选择互不支配的粒子,将其保存在可行储备集中,如果可行储备集的元素大于储备集容量 N_a , 则选取拥挤距离最大的 N_a 个粒子存储到可行储备集中。

在更新可行储备集的基础上,继续更新非可行储备集。首先将非可行解集中的粒子放入可行储备集中,如果该粒子支配可行储备集中的任一元素,或者该粒子不被任意元素支配且位于稀疏区域,则将该元素保存到非可行储备集中。如果可行储备集的元素各处大于非可行储备集容量 N'_a , 则选取拥挤

距离最大的 N'_a 个粒子存储到非可行储备集中。

4) 粒子全局引导者的选择

粒子需要从非可行储备集和可行储备集中选择全局引导者。在算法初期,粒子应以较大的概率从非可行储备集中选择全局引导者,这样有利于算法的全局搜索;在迭代后期应尽可能从可行储备集中选择全局引导者,这样有利于局部探索。因此,本文以概率 p_{sl} 从非可行储备集中选择全局引导者:

$$p_{sl} = p_{sl1} - p_{sl2} \frac{t}{T_{\max}} \quad (21)$$

式中: T_{\max} 表示最大迭代次数。

5) 粒子位置更新

在目标分配问题中,由于自变量取值为 0-1 变量,因此传统的粒子群算法不再适用于本模型。Kennedy 等人于 1997 年率先提出一种针对 0-1 规划问题的二进制 PSO(binary PSO)算法。在 BPSO 算法中,一个二进制的空间就表示一个超立方体空间,每个粒子用一个二进制变量来表示,可以通过该二进制变量的某些位在 $\{0,1\}$ 之间的翻转来实现粒子在这个超立方体空间中的移动。

为了使每次迭代后 $x_{i,j}$ 的值只取 0 或 1,离散粒子群算法将速度 $v_{i,j}$ 转换为相应 $x_{i,j}$ 取 0、1 的概率。速度 $v_{i,j}$ 的计算继续采用传统粒子群算法的速度计算公式,即:

$$v_{i,j} = \omega v_{i,j} + c_1 r_1 (p_{i,j} - x_{i,j}) + c_2 r_2 (g_{i,j} - x_{i,j}) \quad (22)$$

式中: c_1 、 c_2 为学习因子; $p_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 分别表示个体最优方案和群体最优方案。

由于在离散粒子群算法中将速度 $v_{i,j}$ 转化为 $x_{i,j}$ 的取值概率,因此需将其映射到 $\{0,1\}$ 集合,本文采用 sigmoid 函数进行转换,即:

$$S(v_{i,j}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{i,j})} \quad (23)$$

由此,可定义粒子的更新公式如下:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \text{rand}() < S(v_{i,j}) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (24)$$

式中: $\text{rand}()$ 是在区间 $[0,1]$ 内产生的一个随机数。

由此,可设计如下的含约束多目标粒子群算法:

Step1 设置算法参数,包括粒子群数目,储备集容量,算法迭代次数等;

Step2 设置 $t=0$,随机初始化粒子位置,粒子的个体引导者为其自身;可行储备集和非可行储备集均设为空集;

Step3 计算每个粒子的适应值,计算粒子约束违背程度;

Step4 将粒子分为可行解和非可行解,并更新可行储备集和非可行储备集;

Step5 判断是否达到终止条件,若满足,则算法终止;否则,进入下一步;

Step6 对每个粒子执行以下操作:

1) 以概率 p_{sl} 从非可行储备集中选择粒子的全局引导者;

2) 更新粒子的个体引导者;

3) 更新粒子的位置;

Step7 $t \leftarrow t+1$,转入 Step3。

2.3.2 算法测试

本文所建立的目标预分配模型为离散多目标优化问题,通常的测试函数中针对理算多目标的优化函数较少,因此本文分别对算法处理离散问题以及多目标问题的有效性进行测试。

为分析算法处理多目标优化的性能,选取 BNH 和 OSY^[16] 2 个测试函数,2 个测试函数的可行解占整个解空间的比为 3.16% 和 3.25%,可行解空间较小,更能检验算法的可行性。

为定量分析算法处理多目标问题的性能,将其与两种经典的多目标优化算法 NSGA-II 和 HBGA 进行对比,引入 SP 和 GD 两个指标,分别用于评估解在空间中的分布情况以及与真实 Pareto 前沿之间的距离。每次测试均独立运行 20 次并计算指标,结果如表 1 所示。

表 1 算法处理多目标问题的指标对比

指标	函数	MOPSO	NSGA-II	HBGA
SP	最优值	0.000 28	0.007 39	0.009 16
	BNH 最劣值	0.010 38	0.292 84	1.293 74
	平均值	0.003 84	0.083 74	0.748 32
	最优值	0.026 08	0.038 45	0.048 28
	OSY 最劣值	0.068 39	0.813 84	0.663 83
	平均值	0.038 57	0.284 62	0.193 73
GD	最优值	0.000 67	0.003 84	0.002 84
	BNH 最劣值	0.009 44	0.029 34	0.012 47
	平均值	0.003 73	0.012 81	0.008 63
	最优值	0.003 97	0.009 48	0.008 16
	OSY 最劣值	0.010 48	0.029 79	0.019 48
	平均值	0.008 74	0.016 46	0.012 93

由表 1 可知,对于两个测试函数,本节设计的 BB-CMOPSO 算法无论在 GD 指标上还是 SP 指标

上均有较好的结果,这意味着其所获得的有效解最接近真实的 Pareto 前沿且具有较好的分布性。

为了验证算法对于处理离散问题的适应性,本文采用一个规模为 50 的背包问题经典数据集对算法进行测试,该问题的最优解为 1 063。独立运行算法 20 次,得到的结果如表 2 所示。

表 2 算法处理背包问题的结果

1 024	1 063	980	1 021
998	1 018	1 063	989
1 046	1 063	1 063	1 048
1 058	1 046	1 063	1 024
1 023	1 048	1 063	1 024
最优值	1 063	最劣值	980
平均值	1 044.59	标准差	4.25

通过上述算法测试可知,本文所设计的引入变异算子的多目标离散粒子群优化算法能有效地处理多目标规划和离散优化问题。

3 目标实时分配

在得到目标预分配方案后,根据预先设定的计划执行任务。然而实际任务环境是不断变化的,例如可能新任务出现,或者无人机执行任务时遇到紧急情况而无法按照计划执行后续任务。这时需要进行任务分配的动态调整,修改无人机的任务序列。在实际问题中,需要进行重分配的触发场景通常有以下 3 种:①出现新的任务目标;②无人机出现突发状况无法完成任务;③目标位置等信息与预规划时出现较大偏差。

采用合同网实现任务的重新分配,其中包括 4 个步骤:任务发布,竞标投标,合同签订和任务执行。这种方法是一种分布式的自适应方法,合同签订过程中所有无人机的目标相同,且具有双向选择性。为加快对于新任务的重分配速度,本文运用一种基于市场机制的合同网算法,对多无人机在动态任务环境下执行任务过程中出现的突发状况做出快速反应,在较短时间内完成任务的重分配,减少资源的浪费并提高任务完成的效率。

当环境出现变化,触发重分配机制时,任务管理者向无人机发布任务信息,说明任务信息条件,无人机则根据自身能力进行投标,收到标书后任务管理者通过对比选择最优无人机,并将此任务分配给该无人机,无人机收到合同确认信息后,根据新的任务

序列开始执行任务。

针对无人机任务的重分配机制,会牵涉到合同网中竞标和中标的过程。对于参与新任务竞标的无人机,需要有一个可以评判标书优劣的标准。因此,必须设计一个能够反映任务重分配收益的效能函数。而完成重分配后的方案,也需要对单个或多个无人机的任务序列进行修改。

设无人机 i 的目标集合 $S_i = \{T_{j_1}, T_{j_2}, \dots, T_{j_\kappa}\}$, 针对无人机 i 的任务执行过程,其效能函数为:

$$I(S_i) = \sum_{v=1}^{\kappa} (\alpha V_{j_v} P\{\Lambda_{i,j_v}\} q_{i,j_v} - \beta C_{i,j_v}) \quad (25)$$

式中: α, β 为权重系数, κ 表示 S_i 中的任务数量, C_{i,j_v} 为无人机 i 执行任务 j_v 所需成本,即无人机/无人艇的弹药消耗。无人机 i 执行任务序列 S_i 不满足约束条件(17)和(18),则定义效能函数

$$I(S_i) = -\infty \quad (26)$$

从上述建模过程可知,目标预分配和目标实施分配均需要计算任务分配方案所能获得的价值,同时要满足弹药消耗、对目标的毁伤程度等约束条件。目标实时重分配模型本质上是从目标预分配模型转化而来,综合考虑目标预分配模型中的总收益及总弹药消耗这 2 个目标函数以及式(17)~(18)中 2 个约束条件,将其转化为各个无人机/无人艇的效能函数,体现了每个作战单元被分配相应的目标集合中的目标后所能获得的效益,效能函数越大,说明作战单元执行该任务集合更有优势,若效能函数较小,说明作战单元不适宜执行该目标集合。

本文通过基于市场机制的合同网求解算法求解任务重分配问题。算法流程如图 3 所示。

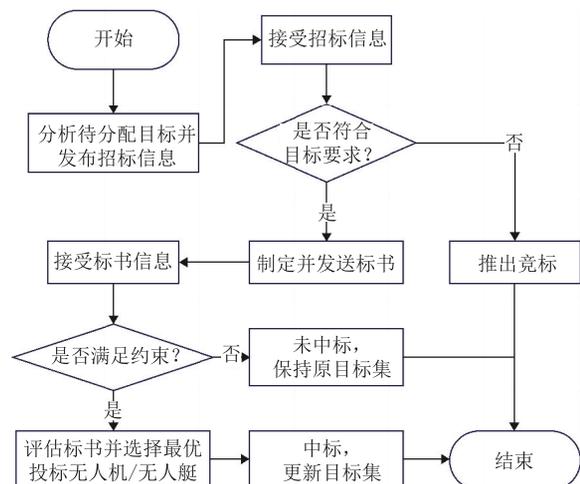


图 3 基于市场机制合同网的任务重分配示意图

在指挥中心发布招标信息后,若无人机 U_i 满足新任务的执行要求,则根据得到的任务信息制定

标书 ΔI_i , 其体现了增加新任务后 U_i 的效能函数值的变化, 即

$$\Delta I_i = I(S'_i) - I(S_i) \quad (27)$$

式中: S'_i 和 S_i 分别表示为新任务集合和原任务集合。

指挥中心在收到所有无人机发送的标书后, 对标书值进行排序, 达到最大标书 ΔI_{\max} , 而后将该任务分配给 ΔI_{\max} 所对应的无人机, 收到任务执行计划后无人机按照新的任务分配方案执行任务。

4 实验仿真

4.1 实验参数设置

本场景设置环境大小为 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km} \times 8 \text{ km}$, 我方共 10 个火力单元, 其中无人机 5 架, 无人艇 5 架。初始时刻探测到目标数量 30 个。

火力单元和初始时刻探测到的目标位置坐标相关参数分别如表 3 和表 4 所示。

表 3 我方火力单元坐标

火力单元	坐标	火力单元	坐标
U_1	(26.70, 88.00, 0)	W_6	(6.85, 11.39, 0)
U_2	(9.90, 44.43, 0)	W_7	(19.55, 97.85, 0)
U_3	(6.89, 75.59, 0)	W_8	(1.98, 84.85, 0)
U_4	(3.41, 60.32, 0)	W_9	(8.26, 5.06, 0)
U_5	(9.32, 78.32, 0)	W_{10}	(8.45, 46.62, 0)

表 4 敌方目标位置坐标

目标	坐标	价值	目标	坐标	价值
T_1	(52.79, 75.61, -0.24)	21	T_{16}	(79.05, 6.81, 3.31)	7
T_2	(74.11, 36.83, 2.33)	23	T_{17}	(91.05, 58.10, 3.03)	13
T_3	(46.12, 94.18, 3.08)	7	T_{18}	(33.65, 63.71, -0.71)	23
T_4	(70.59, 1.71, 2.61)	23	T_{19}	(45.37, 65.12, 0.52)	20
T_5	(72.22, 82.90, 1.05)	17	T_{20}	(62.17, 86.46, 0.94)	24
T_6	(71.99, 62.65, 3.76)	6	T_{21}	(97.09, 5.59, 3.23)	18
T_7	(61.39, 53.87, 1.84)	10	T_{22}	(85.30, 81.68, 3.19)	5
T_8	(32.47, 65.05, 3.79)	15	T_{23}	(61.63, 52.89, 2.06)	21
T_9	(65.96, 72.66, -0.16)	24	T_{24}	(53.34, 69.43, 2.07)	23
T_{10}	(58.54, 9.44, 0.43)	24	T_{25}	(34.13, 21.24, -0.78)	18
T_{11}	(37.56, 87.75, 2.98)	8	T_{26}	(81.86, 54.32, 2.64)	20
T_{12}	(62.19, 1.43, 3.61)	24	T_{27}	(65.47, 70.25, 3.08)	19
T_{13}	(61.56, 29.43, 3.02)	24	T_{28}	(43.99, 95.64, 1.48)	12
T_{14}	(68.57, 17.99, -0.12)	14	T_{29}	(59.90, 44.45, 1.50)	18
T_{15}	(86.37, 92.62, -0.18)	21	T_{30}	(41.80, 8.53, 1.59)	8

由于我方探测系统的不精确性, 所获取的目标位置具有不确定性, 目标坐标位置服从三维正态分

布, 且各坐标轴之间相互独立。设坐标轴三个维度上的方差

$$\sigma_x^2 = \sigma_y^2 = \sigma_z^2 = 0.64$$

火力单元落在三个维度上的方差及各维度之间的相关系数分别设置的如下:

$$\sigma_X^2 = \sigma_Y^2 = \sigma_Z^2 = 2.25$$

$$\rho_{XY} = 0.12, \rho_{YZ} = 0.15, \rho_{XZ} = 0.11$$

同时, 火力单元对目标的毁伤效能 $q_{i,j}$ 通常与火力单元和目标之间的距离 $d_{i,j}$ 有关, 取 $\vartheta = 10^{-2}$, $\sigma_{ij}^2 = 0.018$ 。

4.2 实验仿真与结果分析

本文采用 MATLAB 进行仿真实验, 设置 $\alpha = 380$, 得到初始 Pareto 有效目标分配方案见表 5。

表 5 初始 Pareto 有效目标分配方案

有效解	分配方案	概率	弹药量
有效解 1	$U_1: T_4, T_5, T_{19}, T_{24}, T_{26}, T_{28}, T_{30}$	0.968 1	—65
	$U_2: T_{22}, T_{25}, T_{28}$		
	$U_3: T_8, T_9, T_{10}, T_{11}, T_{14}, T_{16}, T_{27}$		
	$U_4: T_3, T_{12}, T_{15}, T_{18}, T_{20}$		
	$U_5: T_4, T_5, T_9, T_{10}, T_{21}, T_{24}, T_{25}$		
	$W_6: T_1, T_4, T_5, T_{18}, T_{19}, T_{27}, T_{29}$		
	$W_7: T_1, T_7, T_{11}, T_{15}, T_{23}, T_{24}, T_{26}$		
	$W_8: T_4, T_{19}, T_{20}$		
	$W_9: T_{13}, T_{16}, T_{18}, T_{22}, T_{27}$		
	$W_{10}: T_1, T_2, T_7, T_{14}, T_{15}, T_{16}, T_{18}$		
有效解 2	$U_1: T_7, T_{14}, T_{18}, T_{19}, T_{20}, T_{23}, T_{30}$	0.951 9	—64
	$U_2: T_2, T_3, T_4, T_{14}, T_{27}$		
	$U_3: T_4, T_9, T_{10}, T_{25}$		
	$U_4: T_8, T_{13}, T_{14}, T_{18}, T_{20}, T_{21}, T_{28}$		
	$U_5: T_8, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{15}, T_{21}, T_{22}, T_{29}$		
	$W_6: T_5, T_{15}, T_{24}, T_{28}$		
	$W_7: T_4, T_5, T_7, T_7, T_{17}, T_{20}, T_{25}$		
	$W_8: T_{12}, T_{15}, T_{20}, T_{29}, T_{30}$		
	$W_9: T_1, T_3, T_5, T_7, T_{12}, T_{25}, T_{27}, T_{30}$		
	$W_{10}: T_1, T_7, T_{13}, T_{15}, T_{19}, T_{23}, T_{26}$		

从表中数据可知, 如果采用有效目标分配方案 1, 所消耗的弹药量为 65 枚, 所获得的总价值大于 380 的概率为 96.81%; 如果采用有效任务分配方案 2, 则所消耗的弹药量为 64 枚, 所获得的总价值大于 380 的概率为 95.19%。

设决策者选择目标分配方案 1, 在得到初始任务分配方案后, 指挥系统给各无人系统发布指令, 各无人系统根据所分任务的坐标位置规划最优航线, 依次执行任务。假设某时刻, 我方火力单元已完成

对部分目标的攻击,此时探测系统发现敌方出现新目标,目标坐标位置为 $\tilde{T}(65.34, 87.12, 0.25)$, 价值为 18。此时采用基于市场机制的合同网任务重分配算法进行计算,得到新的任务分配方案见表 6。

表 6 目标重分配方案

分配方案	概率	弹药量
$U_1: T_4, T_5, T_{24}, T_{30}$		
$U_2: T_{22}, T_{28}$		
$U_3: T_8, T_9, T_{14}, T_{16}, T_{27}$		
$U_4: T_{12}, T_{15}, T_{18}, T_{20}$		
$U_5: T_4, T_5, T_{21}, T_{25}$		
$W_6: T_1, T_{19}, T_{27}, T_{29}$	0.971 2	-66
$W_7: T_7, T_{11}, T_{15}, T_{26}$		
$W_8: T_4, \tilde{T}, T_{20}$		
$W_9: T_{16}, T_{27}$		
$W_{10}: T_2, T_{15}, T_{18}$		

从表中数据可知,新探测的目标被分配给火力单元 8 执行。该方案所消耗的火力单元总数量为 66,获得的总价值大于 380 的概率为 97.12%。与预分配方案相比,通过基于市场机制合同网的任务重分配方法得到的重分配方案提高了我方所能获得的总效益,同时所消耗的火力单元数量仅增加 1 枚。

为验证任务重分配算法的有效性,在实验过程当出发重分配条件时,进一步采用预分配的优化模型进行求解,得到若干 Pareto 有效解,祈祷所对应的目标函数值见表 7。

表 7 优化模型求解重分配问题的 Pareto 有效解

有效解	概率	弹药量
1	0.972 8	-66
2	0.973 5	-68
3	0.974 6	-70

通过表中数据可知,通过优化模型得到的有效解中,当弹药消耗量为 66 时,所获得的总价值大于 380 的概率为 97.28%,虽然该结果相较于基于市场机制的合同网算法所得方案更优,但是该算法耗时较长,复杂度大,而基于市场机制的合同网算法耗时短,且所得结果仅略次于最优解,能够在取得较优解的同时满足实时性要求。

5 结语

本研究旨在探讨跨域无人集群在不精确情报信息环境下的动态目标分配问题,并提出相应的解决方案。首先,本文描述了一个具体的跨域无人集群作

战场景,并分析了信息不确定性对无人机位置和火力单位的影响。基于此,构建了一个概率模型来进行目标预分配。其次,本文采用市场机制和合同网络任务重新分配算法来应对作战环境的动态变化。最后通过实验模拟验证了所提算法的有效性。实验结果表明,本文给出的算法能够在不精确情报信息的条件下实现动态目标分配,从而提高无人集群作战的效果和效率。本研究为解决跨域无人集群动态目标分配问题提供了一种可行的解决方案,对于优化作战任务分配和指导无人集群作战具有重要意义。未来研究可以进一步探索该算法在实际作战情境中的应用,并对算法进行进一步改进和优化。

参考文献

- [1] 张煜. 战术飞机飞行任务规划中不确定性因素处理方法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2006.
- [2] 侯岳奇, 梁晓龙, 张诺, 等. 有向通信拓扑下海上无人集群分布式编队控制[J]. 中国舰船研究, 2021, 16(6): 1-9, 33.
- [3] 王丹丹. 多无人机分布式编队保持与重构控制方法研究[D]. 天津:天津大学, 2019.
- [4] 竺殊荣. 动态环境下多无人机协同任务规划方法[D]. 南京:南京邮电大学, 2020.
- [5] 陈宣霏, 沈博, 张凡, 等. 基于扩展合同网协议的有人机/无人机任务协同方法[J]. 无人系统技术, 2022, 5(5):9.
- [6] 严飞, 祝小平, 周洲, 等. 考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配[J]. 中国科学:信息科学, 2019, 49(5):15.
- [7] 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.
- [8] CHEN Y, YANG D, YU J. Multi-Uav Task Assignment with Parameter and Time-Sensitive Uncertainties Using Modified Two-Part Wolf Pack Search Algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6): 2853-2872.
- [9] 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.
- [10] RASMUSSEN S J, SHIMA T. Branch and Bound Tree Search for Assigning Cooperating Uavs to Multiple Tasks[C]// 2006 American Control Conference, Minnesota, AIAA, 2006: 2171-2176.
- [11] 蒋世文. 动态环境下多无人机任务规划算法研究及仿真[D]. 成都:电子科技大学, 2021.
- [12] 王昊. 动态条件下的飞航武器任务规划算法研究

- [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2023.
- [13] XIN B, CHEN J, PENG Z, et al. An Efficient Rule-Based Constructive Heuristic to Solve Dynamic Weapon-Target Assignment Problem[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2010, 41(3): 598-606.
- [14] JIA Z R, LU F X, WANG H Y. Multi-Stage Attack Weapon Target Allocation Method Based on Defense Area Analysis[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(3): 539-550.
- [15] 张英豪, 严洪森. 大气风对导弹作战效能影响的动力学仿真[J]. 工业控制计算机, 2015(4):86-89.
- [16] 傅修竹, 胡晓, 方洋旺, 等. 空地导弹落点精度评估系统[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2014, 15(5):42-45.
- [17] OSY CZKA A, KUNDU S. A New Method to Solve Generalized Multicriteria Optimization Problems Using the Simple Genetic Algorithm[J]. Structural Optimization, 1995, 10: 94-99.

(编辑:徐敏)

(上接第 22 页)

- [9] 田震, 王晓芳. 基于多基因遗传算法的异构多无人机协同任务分配[J]. 飞行力学, 2019, 37(1):39-44.
- [10] CHEN L Z, LIU W L, ZHONG J H. An Efficient Multi-Objective Ant Colony Optimization for Task Allocation of Heterogeneous Unmanned Aerial Vehicles[J]. Journal of Computational Science, 2022, 58: 101545.
- [11] PARIKSHIT M, KAARTHIK S, MANDEEP S, et al. Cooperative Aerial-Ground Vehicle Route Planning with Fuel Constraints for Coverage Applications[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(6):3016-3028.
- [12] CHEN Y B, YANG D, YU J Q. Multi-UAV Task Assignment with Parameter and Time-Sensitive Uncertainties Using Modified Two-Part Wolf Pack Search Algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6):2853-2872.
- [13] 田菁. 多无人机协同侦察任务规划问题建模与优化技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2007.
- [14] 邸斌, 周锐, 丁全心. 多无人机分布式协同异构任务分配[J]. 控制与决策, 2013, 28(2):274-278.
- [15] YAO P, XIE Z X, REN P. Optimal UAV Route Planning for Coverage Search of Stationary Target in River[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(2):822-829.
- [16] 关震宇, 杨东晓, 李杰, 等. 基于 Dubins 路径的无人机避障规划算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(6):570-575.
- [17] WANG Z, LIU L, LONG T, et al. Multi-UAV Reconnaissance Task Allocation for Heterogeneous Targets Using an Opposition-based Genetic Algorithm with Double-chromosome Encoding[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(2):339-350.
- [18] MA S, GUO W H, SONG R, et al. Unsupervised Learning Based Coordinated Multi-Task Allocation for Unmanned Surface Vehicles[J]. Neurocomputing, 2021, 420:227-245.
- [19] 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.
- [20] DUAN H B, HUO M Z, SHI Y H. Limit-Cycle-based Mutant Multiobjective Pigeon-Inspired Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 24(5):948-959.
- [21] 段海滨, 邱华鑫, 范彦铭. 基于捕食逃逸鸽群优化的无人机紧密编队协同控制[J]. 中国科学:技术科学, 2015, 45(6):559-572.
- [22] HAI X S, WANG Z L, FENG Q, et al. Mobile Robot ADRC with an Automatic Parameter Tuning Mechanism via Modified Pigeon-Inspired Optimization[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2019, 24(6):2616-2626.

(编辑:徐敏)