

# 基于无监督学习离散鸽群优化的多无人机侦察任务分配

龙泓, 魏晨, 段海滨

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京, 100083)

**摘要** 多无人机集群协同规划是无人机自主控制领域的前沿热点之一。提出了一种基于无监督学习离散鸽群优化的多机侦察任务分配方法。通过 Dubins 路径建立无人机模型, 给出了简化的传感器模型和侦察目标的模型, 并建立了无人机集群任务分配的模型和性能指标函数。采用无监督学习方法对侦察目标进行柔性分组, 利用改进离散鸽群优化策略对该任务分配模型进行了求解, 以有效解决无人机机间任务负载不平衡问题, 可提高无人机集群侦察的效率。通过仿真对比实验和三维态势视景仿真平台综合实验, 验证了所提出方法的可行性和有效性。

**关键词** 无人机; 集群协同; 鸽群优化; 无监督学习; 任务分配

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.05.002

**中图分类号** V279 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)05-0016-07

## Task Allocation for Multi-UAV Reconnaissance via Unsupervised Learning Discrete Pigeon-Inspired Optimization

LONG Hong, WEI Chen, DUAN Haibin

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

**Abstract** Cooperative planning of multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) swarm is a hotspot research issue in the field of UAVs autonomous control. A novel task allocation method is proposed for multi-UAV reconnaissance based on unsupervised learning discrete pigeon-inspired optimization. Firstly, a model of UAV is established by Dubins path. Secondly, a simplified sensor model and a reconnaissance target model are given, and a task allocation model of multi-UAV and index function of performance are established. The reconnaissance targets are grouped flexibly by the unsupervised learning method, and then the task allocation model is solved by using the improved discrete pigeon-inspired optimization strategy, effectively solving the unbalanced task load between UAV and improving the efficiency of UAV swarm reconnaissance. Finally, the method proposed in this paper is valid through the simulation comparison experiments and the three dimensional situational scene simulation platform experiments.

**Key words** unmanned aerial vehicle; swarm collaboration; pigeon-inspired optimization; unsupervised learning; task allocation

无人机正在智能搜索、区域监测、环境检测和营救任务<sup>[1]</sup>等军事和民用领域扮演着越来越重要的角

收稿日期: 2022-09-17

基金项目: 科技创新 2030“新一代人工智能”重大项目(2018AAA0102405); 国家自然科学基金(U20B2071, T2121003, U1913602, U19B2033)

作者简介: 龙泓(2000-), 男, 江西吉安人, 硕士生, 研究方向为无人机集群。E-mail: honglong@buaa.edu.cn

**引用格式:** 龙泓, 魏晨, 段海滨. 基于无监督学习离散鸽群优化的多无人机侦察任务分配[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(5): 16-22. LONG Hong, WEI Chen, DUAN Haibin. Task Allocation for Multi-UAV Reconnaissance via Unsupervised Learning Discrete Pigeon-Inspired Optimization[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(5): 16-22.

色。然而,受限于其自身的大小和能力,单独的无人机很难完成一些复杂的任务,因此多无人机协同完成任务已经成为研究热点。

相关多无人机集群协同规划执行侦察任务分配问题,可以分为任务分配的原则、模型以及算法3方面。任务分配的原则主要有路径合理、路径最优、算法完备以及高效及时等等<sup>[3-5]</sup>。常用的任务分配模型有混合整数线性规划(mixed integer linear programming, MILP)<sup>[6]</sup>、多旅行商(multiple traveling salesman problem, MTSP)<sup>[7]</sup>、多车辆路由(multiple vehicle routing problem, MVRP)<sup>[8]</sup>、协同任务分配(cooperative multiple task assignment problem, CMTAP)<sup>[9]</sup>等模型,主要根据具体问题针对性的构建。在算法求解方面,常采用集中式和分布式2类算法。文献[10]采用改进的多目标蚁群优化算法解决多机协同任务分配问题,注重决策代价的复杂性和算法的优越性,通过质点模型降低了分配代价的复杂性,减弱了实际无人机飞行轨迹的适用性。文献[11]将任务分配问题描述为 MILP 问题,考虑无人机燃料约束和地形约束等情况,提出一种高效的启发式结构方法生成可行解,虽然 MILP 模型具有较强的可扩展性,但此模型适合解决小规模问题。文献[12]分析了许多能描述成简单的 MTSP 模型的问题,考虑资源约束和任务序列限制,提出一种改进的两部分狼群搜索算法,在时间和任务完成度上有较好的优势和效果,但是在经典的 MTSP 问题中,路径的长度表示两个点之间的最短欧式距离,因此并没有考虑到无人机自身的运动学约束和机载传感器的侦察范围对目标的侦察情况<sup>[13]</sup>。文献[14]基于相邻局部通信的分布式拍卖算法,实现了多无人机协同任务分配问题的优化求解,但是每架无人机使用基于贪婪策略或局部通信的任务分配方法独立选择侦察路径,常常面临信息一致性和任务一致性的挑战,无人机群之间的冲突也会随着数量的增加而导致协作效率降低。以上研究主要考虑了多种分配模型下基于集中式和分布式两类算法的无人机侦察任务分配问题。分配模型过于简化,现有分配算法对处理规模较大的任务分配问题会造成任务负载不平衡,因此建立符合多无人机实际运动学约束的任务分配模型以及采用能够消解任务负载冲突的求解算法尤为重要。

本文针对上述问题,以侦察目标数量和位置在一定时间内保持不变的确定性环境为任务分配背景。为了考虑无人机的运动学约束,引入了 Dubins 曲线模型<sup>[15-16]</sup>,这种问题模型可以描述为多 Dubins 旅行商问题(multiple Dubins travelling salesman problem, MDTSP)<sup>[17]</sup>。考虑执行侦察目标和无人

机集群规模较大的协同侦察任务,侦察点的拓扑图会很大,边很多,并且在侦察过程中,不同无人机之间所侦察的目标点数目差距过大也会造成相应的负载不平衡,从而导致无人机集群侦察的工作效率低下,本文提出一种引入无监督学习的柔性分组策略的离散鸽群优化方法,仿真对比实验和三维态势仿真平台实验证明,所提出的算法在计算成本和冲突消解方面更具优势。

## 1 多无人机侦察任务分配问题模型设计

### 1.1 基于 Dubins 曲线设计无人机模型

以二维战场环境为背景研究多无人机协同侦察任务分配问题,主要在无人机群顶层的决策层面,而且考虑复杂的六自由度无人机模型将使该任务分配问题难以求解,因此将 Dubins 曲线模型引入到无人机模型当中。该模型在许多协同任务分配研究中取得了较好的应用效果,但是仍需要对无人机的运动学约束和载荷约束做出以下假设:

1)在执行任务的过程中,无人机群与静止侦察目标之间不存在战场对抗的过程,仅仅考虑无人机群的侦察过程,不会发生无人机战损和丢失的情况。

2)无人机群执行任务时已处在一个较稳定的状态,即其工作时飞行速度和海拔高度趋于恒定。

3)机群中各架无人机在侦察过程中飞行在不同且恒定的海拔高度,内部不会发生机间碰撞。

4)假设无人机携带了足够的载荷储备,且飞行时间足够满足完成分配的侦察任务。

根据以上假设首先建立无人机群集合  $U = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$ ,将无人机简化为3个状态量( $x, y, \phi$ )表示,对于第  $i$  架无人机  $U_i$ ,其运动学模型可以表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i \cos\phi_i \\ \dot{y}_i = v_i \sin\phi_i \\ \dot{\phi}_i = cv_i / \rho_{\min}^i \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x$ 与 $y$ 为无人机的位置; $\phi$ 为无人机的偏航角; $v$ 为无人机的速度,在此为常值; $\rho_{\min}$ 为无人机的最小转弯半径; $c$ 为控制输入,  $|c| \leq 1$ 。  $c > 0$ 时,表示无人机逆时针转弯; $c < 0$ 时,表示无人机顺时针转弯;当  $c = 0$ 时,表示无人机沿着原来的方向直行。

在无人机通过2个目标点之间的路径时,在 Dubins 模型限制下,可以得到所有可能的最佳运动方式集合:

$$D = \{LSL, RSR, RSL, LSR, RLR, LRL\} \quad (2)$$

式中: $D$ 表示无人机可以选择的运动方式集合。如图1所示, $L$ 表示逆时针转弯, $R$ 表示顺时针转弯, $S$ 表示沿着原来的方向直行。

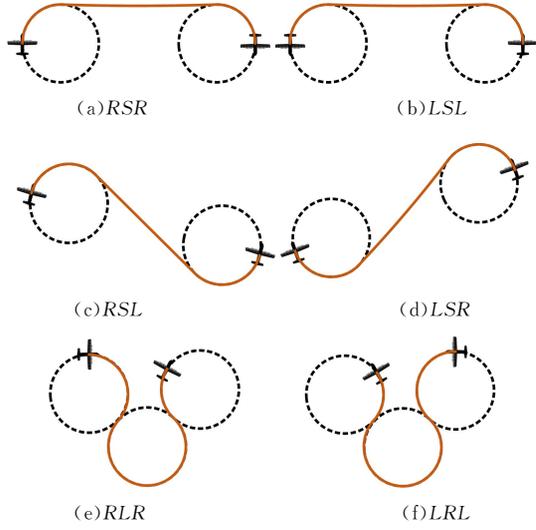


图1 Dubins曲线模型的6种最佳路径

## 1.2 侦察目标与传感器模型

侦察目标为静止的点目标  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ , 例如典型的待侦察的建筑物和地面车辆等<sup>[17]</sup>。因为无人机群在恒定高度飞行,且与地面平行,所以假设其传感器侦察范围为一稳定的圆形范围,视场半径为  $R$ 。当无人机穿过该目标点时,意味着已对其执行了侦察过程。具体的概念

$$\cos(T_i, C_k) = 1 - \frac{(T_i^1, T_i^2, \dots, T_i^h)(C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^h)'}{\sqrt{(T_i^1, T_i^2, \dots, T_i^h)(T_i^1, T_i^2, \dots, T_i^h)'(C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^h)(C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^h)'}} \quad (3)$$

由于在二维战场对静态目标点的侦察背景下,每个对象仅有2个维度的特征,因此式(3)又可简化为式(4):

$$\cos(T_i, C_k) = 1 - \frac{(T_i^x, T_i^y)(C_k^x, C_k^y)'}{\sqrt{(T_i^x, T_i^y)(T_i^x, T_i^y)'(C_k^x, C_k^y)(C_k^x, C_k^y)'}} \quad (4)$$

式中: $T_i^x$ 和 $T_i^y$ 分别表示目标点 $i$ 的横纵坐标; $C_k^x$ 和 $C_k^y$ 分别表示类簇中心点 $k$ 的横纵坐标。

4)通过比较式(4)计算出的余弦相似度,得到余弦相似度类似的新的 $k$ 个类簇 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ ,通过式(5)重新求得每个类簇中的类簇中心。

$$C_k = \frac{\sum_{T_i \in S_k} T_i}{n(S_k)} \quad (5)$$

式中: $C_k$ 为新的类簇中心; $T_i$ 为属于类簇 $S_k$ 的第 $i$ 个对象; $n(S_k)$ 为类簇 $S_k$ 的元素个数。

5)不断重新迭代分配数据样本和类簇中心,直到总迭代次数达到一定值或者类簇中心的位置变化趋于稳定,此时输出各组的目标点。

模型见图2。

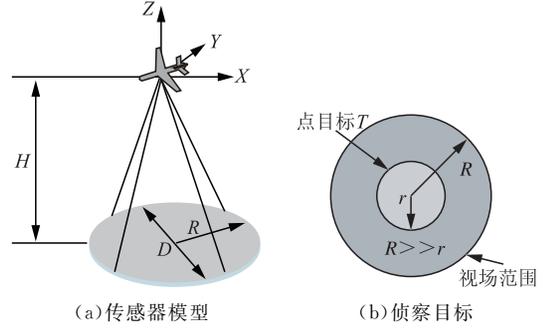


图2 概念模型

## 1.3 基于无监督学习的无人机群柔性分组模型

从无人机模型和目标模型已知,有 $n$ 架无人机,集合为 $U$ , $m$ 个待侦察的目标点,集合为 $T$ 。在集合 $T$ 中包含的 $m$ 个对象,每个都会有 $h$ 个维度的特征。为了降低航迹重叠度以及减少迭代时间,并且有效地应用于从一个中心起始位置出发的无人机群,采用 $K$ -means余弦相似度聚类的策略进行柔性分组<sup>[18]</sup>,以下是具体过程,如图3所示。

1)首先随机产生数据大小在范围内的 $n$ 个对象作为初始的类簇中心点 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ 。

2)将 $m$ 个对象根据对象之间的余弦相似度聚集到指定的 $n$ 个类簇中,并且每个对象只能存在于被指定的 $n$ 个类簇中的一个。

3)然后通过式(3)计算每个对象 $T_i$ 到每个聚类中心 $C_k$ 的余弦值。

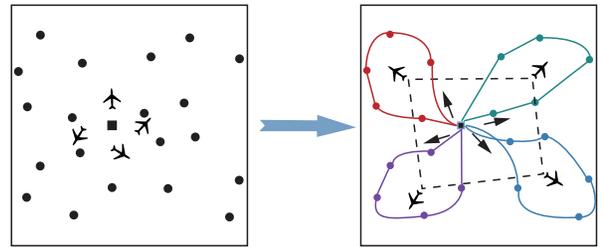


图3 无人机群柔性分组模型示意图

## 1.4 侦察任务性能指标设计

在执行侦察任务的过程中,为了能够均衡分组,优化各无人机任务之间的负载差异,最小化分组代价,实现侦察目标点的均衡划分,得到无人机侦察的最优覆盖占位,从而在最大效费比的情况下对目标点进行侦察。采用侦察路径的总长度和各无人机之间的路径标准差来评价该任务完成的效果。

传统的MDTSP模型应该确保无人机群对每个目标点必须执行一次,采用一个决策标识符 $X_{ij}^l$ 来表示无人机集合 $U$ 中的第 $i$ 架无人机对分组后的目标点集合 $S_i$ 中第 $j$ 个目标的侦察任务执行情况,其定义为<sup>[19]</sup>:

$$X_{ij}^l = \begin{cases} 1, & \text{无人机 } U_i \text{ 对集合 } S_l \text{ 中 } j \text{ 号目标执行侦察} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

在每个柔性分组的集合  $S_k$  中无人机执行任务都需要满足任务分配模型约束:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m X_{ij}^l = 1 \quad (7)$$

$$\forall S_l \in \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$$

每个分组  $S_l$  中的代价函数通过无人机侦察其中所有的目标点的 Dubins 航程来决定,假设分组中有  $p$  个目标点:

$$J_l = \min(D_{0,1} + \sum_{i=1}^p D_{i,i+1} + D_{p,0}) \quad (8)$$

式中: $J_l$  为无人机侦察完所有在分组  $S_l$  中的目标点所需要的代价; $D_{0,1}$  为无人机从起始点到第一个目标点的 Dubins 距离; $D_{p,0}$  为无人机从最后一个目标点到起始点的 Dubins 距离。据此可以得到整个侦察任务的代价函数:

$$J = \min(\sum_{l=1}^k J_l) \quad (9)$$

针对侦察目标点数目较多,无人机集群之间对所分组的目標点数目以及总航程差异太大会造成无人机之间的工作负载不平衡,时间上的不协同问题从而降低工作效率。因此采用方差和时间差来评价无人机集群之间的负载平衡和多机协同情况:

$$\alpha = \sqrt{\sum_{l=1}^k (\min(J_l) - \bar{J})^2 / k} \quad (10)$$

$$T_d = \frac{\max(J_l) - \min(J_l)}{v} \quad (11)$$

## 2 基于改进离散鸽群优化的任务分配算法

鸽群优化算法是模拟鸽子归巢行为设计的智能优化算法,通过地磁场信息、太阳高度信息和地标信息3个导引工具使得鸽子更易归巢<sup>[20-22]</sup>,可以有效解决参数优化和数值设计等一系列问题,通常在函数极值问题等连续性优化问题上具有一定的优势。但是对于复杂的组合优化问题,例如本文中的MDTSP问题,鸽群优化算法的连续性限制了它的使用范围。针对以上的问题,采用全局编码交叉与变异的方法将指南针算子和地标算子离散化引入多无人机侦察任务分配的组合优化问题中。

基于改进离散鸽群优化的任务分配算法具体实施步骤如下:

**Step1** 种群初始化,鸽群的种群个数为  $G$ ,需

要被侦察的目标点数为  $p$ ,  $I_1$  表示地磁导航次数,  $I_2$  表示地标导航次数,第  $i$  只鸽子的位置  $X_i$  表示一段无人机对侦察目标点的顺序序列,第  $i$  只鸽子的速度为  $V_i$  表示一段使鸽子的位置  $X_i^t$  得到另一个位置  $X_i^{(t+1)}$  的转移序列,且满足:

$$\begin{cases} X_i = [x_1, x_2, \dots, x_p] \\ V_i = [v_1, v_2, \dots, v_p] \\ \forall j, k \in p \ \& \ j \neq k, x_j \neq x_k \\ X_i^{(t+1)} = X_i^t + V_i \end{cases} \quad (11)$$

式中: $x_j \neq x_k$  表示需要保证无人机对侦察目标不会重复侦察; $x_1, x_2, \dots, x_p$  表示侦察目标点的一段排序,表示无人机将从  $x_1$  点依次侦察直到  $x_p$  点。

**Step2** 基于全局编码交叉与变异的地图和指南针算子的设计,连续型的地图指南针算子的迭代公式为:

$$V_i^t = V_i(t-1)e^{-Rt} + \text{rand}(X_g^t - X_i^{(t-1)}) \quad (12)$$

$$X_i^t = X_i^{(t-1)} + V_i^t$$

式中: $R$  为地图指南针算子权重系数; $t$  为迭代次数,rand为 $[0,1]$ 间的随机数; $X_g^t$  为第  $t$  代时的全局最优位置。改进离散型地图指南针算子更新公式如下:

$$\begin{aligned} \psi_i^t &= X_g^t - X_i^t & \psi_i^t &= [\varphi_1^t, \varphi_2^t, \dots, \varphi_p^t] \\ W_i^t &= \begin{cases} \omega_i^t = 0, \alpha_i \geq \text{rand} \\ \omega_i^t = \varphi_i^t, \alpha_i < \text{rand} \end{cases} & V_i^t &= \begin{cases} v_i^t = 0, \beta_i \geq e^{-Rt} \\ v_i^t = \omega_i^t, \beta_i < e^{-Rt} \end{cases} \\ & & & 1 \leq i \leq p \end{aligned} \quad (13)$$

$$X_i^{(t+1)} = X_i^t + V_i^t$$

式中: $\psi_i^t$  表示个体  $i$  此时的序列交叉转换为全局最优序列的转移序列; $\alpha_i$  和  $\beta_i$  皆为 $[0,1]$ 的随机数; $W_i^t$  表示  $\psi_i^t$  经过随机数 rand 保留的转移序列, $V_i^t$  表示  $W_i^t$  经过指数收敛  $e^{-Rt}$  保留的转移序列,随机数可以保证在交叉的时候能够具有一定的变异率,防止整个算法陷入局部最优,指数收敛可以让整个寻优过程在一开始具有较强的全局寻优能力,在之后具有较强的局部寻优能力。

**Step3** 基于全局编码交叉与变异的地图算子设计,连续型的地图算子的迭代公式为:

$$N^t = N^{(t-1)} / 2$$

$$X_c^t = \frac{\sum X_i^{(t-1)} \times f(X_i^{(t-1)})}{N^t \sum f(X_c^{(t-1)} - X_i^{(t-1)})}$$

$$X_i^t = X_i^{(t-1)} + \text{rand}(X_c^t - X_i^{(t-1)}) \quad (14)$$

式中: $N^t$  为种群的个体数目; $X_c^t$  为每次迭代之后中心鸽子的位置; $f(\cdot)$  为计算适应度函数值函数。改进离散型地标算子更新公式如下:

$$N^t = \text{ceil}(N^{(t-1)} / 2)$$

$$\mathbf{X}_{c1}^t = \text{ceil}(\sum_{i=1}^{N_t} \mathbf{X}_g^t / N_t)$$

$$\mathbf{X}_{c2}^t = \begin{cases} x_{c1,i}^t, x_{c1,i}^t \in \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \\ 0, x_{c1,i}^t \notin \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \cup x_{c1,i}^t \neq x_{c1,i+1}^t \end{cases}$$

$$\mathbf{X}_c^t = O(\mathbf{X}_{c2}^t)$$

$$\mathbf{K}_i^t = \mathbf{X}_c^t - \mathbf{X}_i^{(t-1)}, \mathbf{K}_i^t = [\kappa_1^t, \kappa_2^t, \dots, \kappa_p^t]$$

$$\mathbf{K}_i^t = \begin{cases} \kappa_i^t = 0, \gamma_i \geq \text{rand} \\ \kappa_i^t = \kappa_i^t, \gamma_i < \text{rand} \\ 1 \leq i \leq p \end{cases}$$

$$\mathbf{X}_i^t = \mathbf{X}_i^{(t-1)} + \mathbf{K}_i^t \quad (15)$$

式中:  $\text{ceil}(\cdot)$  为取整函数,因为在计算的过程中目标序列会产生小数,该离散问题下要避免这种情况的发生,因此需要对计算结果进行取整运算; $O(\cdot)$  是一个缺整补全算子,表示当  $\mathbf{X}_{c2}^t$  序列中的部分元素为 0 时,将会用集合  $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$  中不等于  $\mathbf{X}_{c2}^t$

中的目标点依次补全序列,使其满足该段序列的任务需求。 $\mathbf{K}_i^t$  表示的是个体  $i$  此时的序列交叉转换为以中心序列的转移序列, $\gamma_i$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,其他表示与式(13)一致。

### 3.2 无监督学习离散鸽群优化多机任务分配实现流程

根据前文搭建的多无人机 Dubins 模型、点目标模型以及传感器模型,然后随机产生一系列待侦察的目标点数据集  $T$ ,并且进行无监督学习的柔性分区,主要过程包括先从数据集  $T$  中随机选择  $n$  个样本作为类簇中心,通过计算所有的目标点与类簇中心的余弦相似度进行分区归类,在此过程中不断的进行重复计算类簇中心直到迭代次数达到  $N_{\max}$  或者类簇中心位置基本稳定,则输出分组集合  $S$  以及类簇中心集合  $C$ ,如图 4 所示。

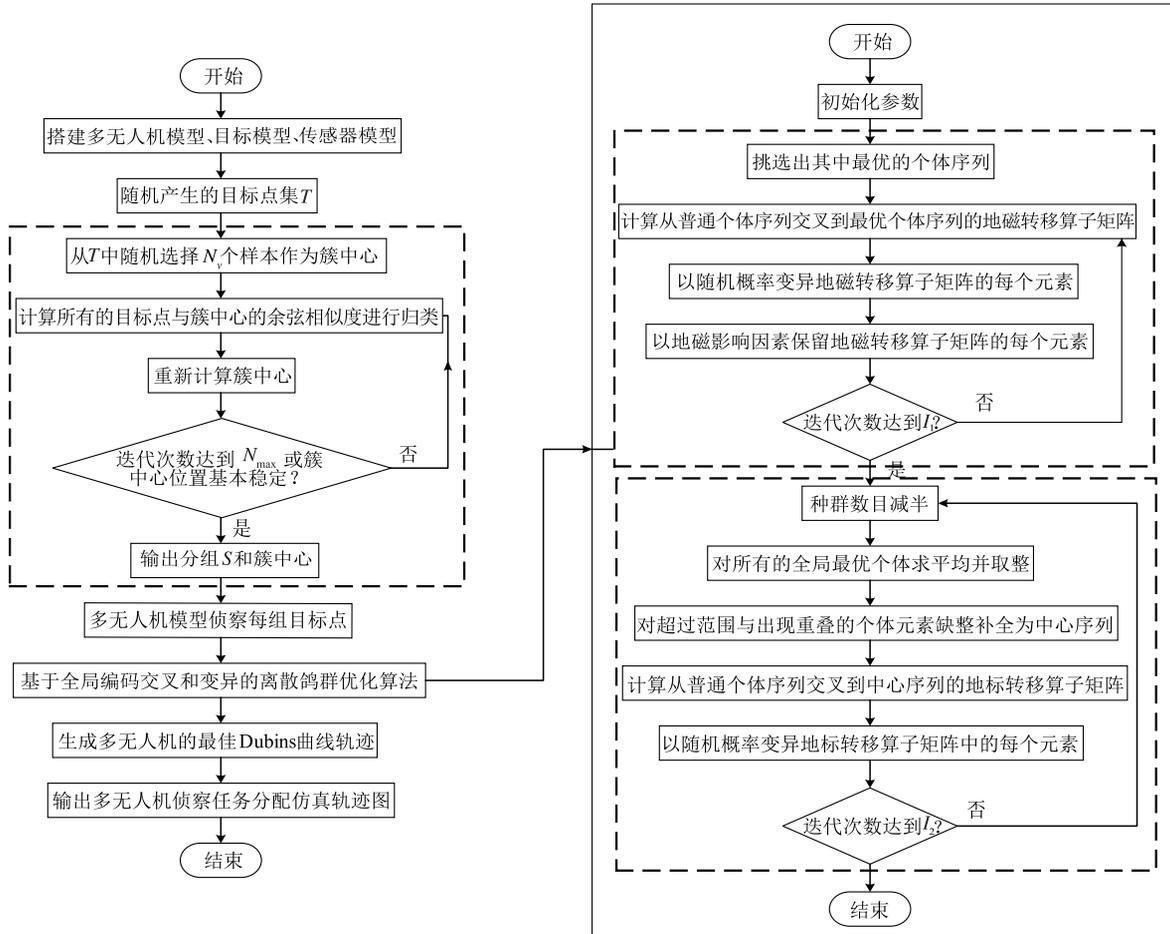


图 4 基于无监督学习离散鸽群优化的多机侦察任务分配算法流程

## 3 仿真实验分析

### 3.1 实验设计

为验证本文所提出的无监督学习离散鸽群优化算法的有效性,设计仿真实验场景为 10 架无人机和

50 个待侦察的目标点,在  $200 \text{ m} \times 200 \text{ m}$  的范围内进行侦察,并且与传统用于任务分配任务的遗传算法进行仿真实验对比。给定无人机的初始航向角均为  $0^\circ$ ,速度恒为  $10 \text{ m/s}$ ,最小转弯半径为  $6 \text{ m}$ ,初始位置均在原点,表 1 与表 2 分别表示本文算法和文献[17]遗传算法参数设置。

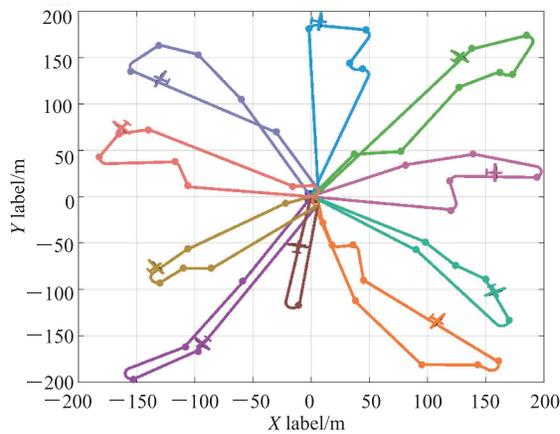
表 1 无监督学习离散鸽群优化算法参数设置

参数变量	数值
种群规模	50
地磁迭代次数	50
地标迭代次数	150
地磁影响因子	0.9
聚类簇数	10

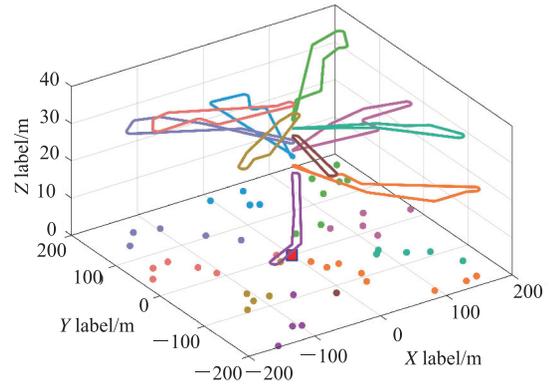
表 2 遗传算法参数设置

参数变量	数值
种群个数	50
迭代次数	200
部分匹配交叉概率	0.4
染色体 I 单点变异	0.01
染色体 II 更新概率	0.01

本文算法和遗传算法的无人机集群协同侦察任务分配单次运行结果如图 5 和 6 所示,图中不同颜色的轨迹代表着每一架无人机的飞行航路,图中,通过无监督学习的柔性分区策略的引入,将不同航迹下的分区目标点用与航迹相同的颜色标出,性能指标如表 3 所示。由仿真结果可以发现,两种算法已经全部完成了对目标的侦察任务,并且在本文算法中因为考虑了柔性分区策略,在航迹重合度、负载冲突以及工作效率上更具优势。

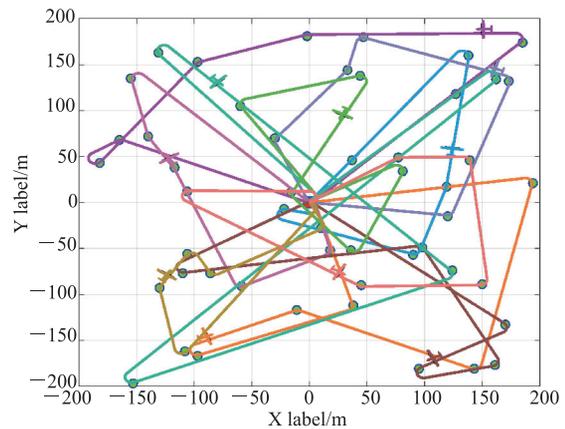


(a)二维视图

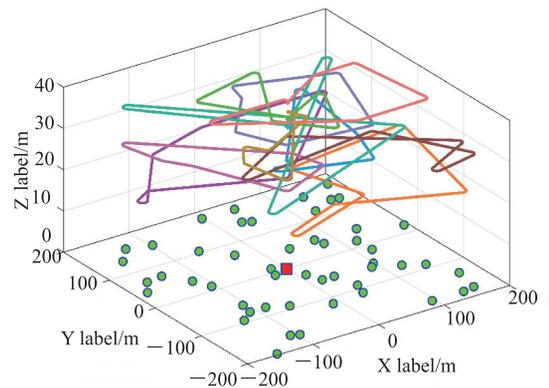


(b)三维视图

图 5 无监督学习离散鸽群优化算法多机侦察任务分配结果图



(a)二维视图



(b)三维视图

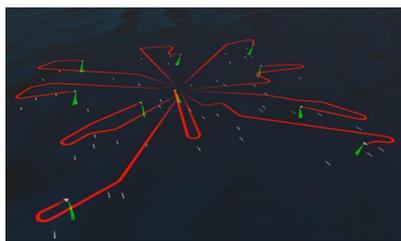
图 6 遗传算法多机侦察任务分配结果图

表 3 2 种算法单次运行在性能指标参数对比

算法	平均值/m	方差	最大值/m	最小值/m	任务完成率/%	实际运行时间/s
遗传算法	805.84	9.60E+04	1 577.60	499.20	100	5 172.41
本文算法	444.64	8.07E+03	540.00	251.20	100	103.22

多机侦察任务分配在三维态势仿真平台上进行实验验证如图 7 所示,图 7 中红色的轨迹曲线是无人机的航迹,绿色的部分代表着无人机携带的简化

传感器模型,通过观察在线仿真的执行情况,无人机群通过各自的航迹完成所有目标后回到起始点,执行完全部任务,满足无人机飞行的整体态势要求。



(a) 本文算法



(b) 遗传算法

图 7 在三维态势视景仿真平台实验验证

如图 8 所示,基于无监督学习离散鸽群优化算法在每架无人机的航迹长度上均优于遗传算法计算的航迹长度,并且考虑负载不匹配问题,100 次迭代

过程后计算两种算法下各种性能指标的值如表 4 所示。在任务完成率都达到 100% 时,本文的算法无论是在航程平均值、航程方差、航程最大值以及所用时间上都不同程度的优于遗传算法。特别是在所用时间上,引入柔性分组策略和采用改进的鸽群算法相结合能够在一定程度上比传统方法极大地提高工作效率。

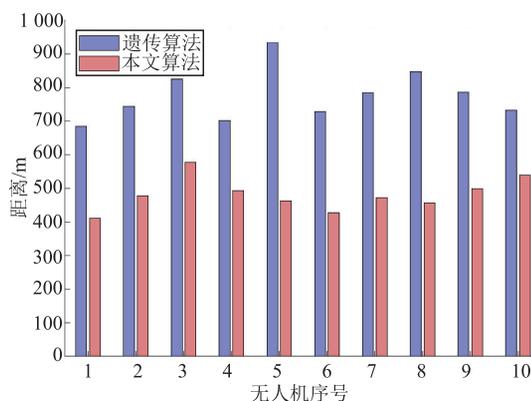


图 8 2 种算法运行 100 次时各无人机的航程距离对比

表 4 2 种算法运行 100 次在性能指标参数对比

算法	平均值/m	方差	最大值/m	最小值/m	任务完成率/%	实际运行时间/s
遗传算法	706.54	6.65E+04	934.18	684.53	100	4 632.21
本文算法	481.32	2.44E+03	576.96	410.10	100	99.70

## 4 结语

面向多无人机协同侦察任务分配的任务场景,本文首先分析研究了多机协同侦察任务分配模型、适用于无人机的 Dubins 模型、传感器模型以及目标模型,提出了一种无监督学习策略的离散鸽群优化算法,以解决无人机集群协同侦察任务负载不匹配、工作效率低下等问题。三维态势视景仿真平台对比仿真实验结果证明,文中方法与传统方法相比,在计算成本、航程距离和冲突消解方面均具有一定的优势、可行性和有效性。

### 参考文献

- [1] 段海滨,何杭轩,赵彦杰,等. 2021 年无人机热点回眸[J]. 科技导报, 2022, 40(1):215-227.
- [2] PENG Q, WU H S, XUE R S. Review of Dynamic Task Allocation Methods for UAV Swarms Oriented to Ground Targets[J]. Complex System Modeling and Simulation, 2021, 1(3):163-175.
- [3] SHAURYA S, SATYANDRA K G. Incorporation of Contingency Tasks in Task Allocation for Multirobot

Teams[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(2):809-822.

- [4] DUAN H B, ZHAO J X, DENG Y M, et al. Dynamic Discrete Pigeon-Inspired Optimization for Multi-UAV Cooperative Search-Attack Mission Planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1):706-720.
- [5] HU J Q, WU H S, ZHANG R J, et al. Self-organized Search-Attack Mission Planning for UAV Swarm Based on Wolf Pack Hunting Behavior[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2021, 32(6):1463-1476.
- [6] LI J L, HUA N, ZHU K Q, et al. Leveraging Joint Allocation of Multidimensional Resources for Distributed Task Assignment[J]. Journal of Optical Communications and Networking, 2022, 14(5):351-364.
- [7] NICHOLAS S, DE G, KELLY C. Cooperative Multi-agent UAS Task Assignment for Disaster Response Scenario [J]. AIAA Scitech Forum. Reston: AIAA, 2022:0792.
- [8] 陈璞,严飞,刘钊,等. 通信约束下异构多无人机任务分配方法[J]. 航空学报, 2021, 42(8):313-326.

(下转第 32 页)