



研究与开发

基于群智能的无人机集群侦测计算联合优化算法

洪晖杰¹, 毛雅淇², 林晓勇¹, 李大鹏¹, 赵志翔宇¹

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003;

2. 西北工业大学电子信息学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 在灾害预警与战场侦察等任务中发挥着重要作用, 但单机模式受限于侦测覆盖与计算能力, 难以应对复杂环境。为此, 提出一种基于群智能灰狼优化 (grey wolf optimization, GWO) 的侦测计算联合 (joint detection and computation, JDC) 优化算法, 该算法通过多维度协同优化实现无人机集群侦测与计算能力的双重提升。构建了融合目标存在概率与环境不确定度的动态栅格化侦测模型, 以实现自适应侦测部署; 设计了基于块坐标下降 (block coordinate descent, BCD) 算子的空基协同计算框架, 以优化任务卸载与资源分配策略。仿真实验结果表明, JDC 优化算法可使系统任务时延降低 33.35%, 收敛速度提升 76.47%, 在侦算力 (effectiveness of detection and computation, EDC) 指标上较基准算法提升 10.01%~28.74%。实验结果验证了 JDC 优化算法在无地面基站支持场景下的优越性, 为无人机集群自主协同侦察提供了理论支撑与工程指导。

关键词: 无人机集群; 协同计算; 资源调度; 部署优化; 群智能算法

中图分类号: TN915.08

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026039

Joint detection and computation optimization algorithm for UAV swarms based on swarm intelligence

Hong Huijie¹, Mao Yaqi², Lin Xiaoyong¹, Li Dapeng¹, Zhao Zhixiangyu¹

1. School of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV) plays a crucial role in disaster early warning and battlefield reconnaissance, yet single-UAV operation suffers from limited sensing coverage and computational capacity. To overcome

收稿日期: 2025-07-20; 修回日期: 2025-10-30

通信作者: 林晓勇, linxy@njupt.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2021ZD0140405); 江苏省自然科学基金资助项目 (No.BK20241885); 江苏省大学生科技创新训练计划项目 (No.202510293079Z)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2021ZD0140405), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No.BK20241885), The Science and Technology Innovation Training Program (STITP) of Jiangsu Province (No.202510293079Z)

these constraints, a joint detection and computation (JDC) optimization algorithm inspired by grey wolf optimization (GWO) within swarm intelligence was proposed. The JDC optimization algorithm integrated a dynamic grid-based detection model, which fused target existence probability and environmental uncertainty for adaptive deployment, with an airborne collaborative computing framework that leveraged distributed task offloading and a block coordinate descent (BCD) operator for efficient resource allocation. The simulation experiment results show that JDC reduces overall latency by 33.35% and achieved 76.47% faster convergence than conventional swarm intelligence methods. The effectiveness of detection and computation (EDC) metric improves by 10.01%~28.74% compared with benchmark algorithms. These results demonstrate the superiority of the proposed JDC optimization algorithm in ground station-denied environments, providing theoretical support for autonomous collaborative surveillance and practical guidance for real-time, high-precision target detection in UAV swarm systems.

Key words: UAV swarm, collaborative computing, resource scheduling, optimization deployment, swarm intelligence algorithm

0 引言

近年来,智能无人机技术快速发展,其应用已拓展至智慧农业^[1]、灾害救援^[2]、军事侦察^[3]等多个领域。通过集成轻量化传感设备与边缘计算单元,无人机系统可实现环境数据实时采集、本地化处理与自主决策,形成闭环感知计算体系^[4]。相较于传统侦测手段,无人机系统凭借其空间机动性优势,能够动态调整部署策略以适应复杂环境变化。然而,单机系统的感知覆盖范围有限且计算资源约束显著,难以满足大规模复杂任务的需求^[5]。这一局限性促使无人机集群协同感知计算成为领域研究热点,其通过多机侦测信息共享、资源协同和协作决策,显著提升了系统的整体效能^[6-7]。

在应急救援领域,无人机集群协同技术展现出独特的应用价值。研究表明,震后72 h黄金救援期的幸存者定位效率直接影响伤亡率^[8]。面对灾后的通信基站损毁、道路中断等恶劣环境,相较传统人工地面侦测和高空卫星侦测,无人机集群协同信息侦测在成本、效率和安全性等方面具有显著优势。

尽管无人机集群协同侦测计算应用前景广阔,但如何充分利用其优势实现低时延的高效信息侦测任务,仍面临一系列技术挑战。

(1) 侦测精度与飞行高度耦合问题。现有研究多采用固定飞行高度策略来简化无人机集群调度模型^[9-11],然而,在实际侦测中,高度因素对侦测质量的影响是不容忽视的。由于无人机侦测视场固定,当无人机处于较高的高度时,能够获得更大的侦测范围,然而,由于噪声的增加和图像分辨率的降低,无人机集群侦测精度会显著下降。尽管部分学者尝试建立多高度侦测模型^[12-13],但未充分考虑三维低空侦测环境中的障碍物遮蔽效应,易导致区域不可达和目标遗漏。

(2) 无人机集群协同侦测是无人机基于协同感知策略,通过共享观测数据进行信息融合来提高自身的感知能力。因此,合理的协同感知策略是提高集群协同性能的关键。现有的协同感知策略有概率图法^[14-15]、信息素法^[16-18]等。文献[19]提出了一种无人机主动部署算法,通过几何分割与三色法在复杂地形中以最少的无人机数量实现全覆盖。文献[20]提出了一种基于蚁群系统的异构无人机覆盖路径规划方法,通过信息素更新机制进行动态区域分配和访问顺序优化,有效缩短了多区域协同搜索系统的任务完成时间。文献[21]提出了一种基于改进灰狼优化(improved grey wolf optimization, IGWO)算法的多无人机区域覆盖控制方法,优化无人机部署以最大化目标区域覆盖率。然而,上述研究中的均匀覆盖策略未考虑应



急救中不同区域的侦测优先级不同，导致高价值区域的侦测密度不足，难以高效地完成任

务。(3) 面对海量的集群协同感知数据，集群信息处理成为又一大挑战。受限于机载计算单元性能，传统回传式处理方案存在显著通信时延^[22-23]。随着无人机本身计算能力的提升，为了解决现有多机计算处理范式所带来的高时延问题，集群协同计算成为新的研究方向^[24-27]。无人机集群协同计算具有两个层面的分布式特征：协同计算任务调度和协同计算资源分配^[4]。现有的协同计算研究多聚焦于单维度优化或多维度耦合优化^[28-30]，如文献[31]提出了一种改进蝙蝠算法，通过联合优化计算任务卸载和计算资源分配，有效降低了多无人机任务执行的能耗和时延的加权和；文献[32]通过模拟退火改进的粒子群算法对计算资源分配进行优化，有效平衡了系统资源利用率与实时性需求。随着无人机集群执行任务日渐复杂以及任务环境的多变性，单维度和多维度耦合优化难以满足实际任务需求，集群资源优化需要更快的收敛速度以及更精确的任务调度和资源分配方案。

针对上述问题，本文提出一种基于群智能的侦测计算联合（joint detection and computation, JDC）优化算法，旨在通过多维度资源协同优化实现系统效能最大化。首先，为了更好地描述无人机灾后低空侦测模型，本文考虑飞行高度和障碍物遮蔽对无人机侦测精度的影响，建立了基于高度自适应的概率侦测模型。其次，为对高价值区域进行充分侦测，本文构建动态栅格地图，通过目标存在概率和环境不确定度共同引导无人机侦测部署，实现侦测资源的自适应分配。最后，设计空基协同计算联盟机制，建立分布式任务卸载网络，引入网络与块坐标下降（block coordinate descent, BCD）算子，对计算资源进行解耦优化，以提高优化收敛速度和分配方案精度。仿真实验表明，JDC 优化算法不仅加快了收敛速度，而且在侦算力（effectiveness of detection and

computation, EDC）指标上较传统群智能优化算法取得了显著提高。

1 系统模型

1.1 系统建模

多无人机协同侦测系统模型如图1所示。本文构建的空基协同侦测系统包含 N 架同构无人机 $u = \{u_j\}$ ，其中 $j = 1, \dots, N$ ，以及 K 个待侦测点。系统运行于无基站支持的灾后环境中，通过低轨卫星获取先验地理信息，执行低空抵近侦测任务。

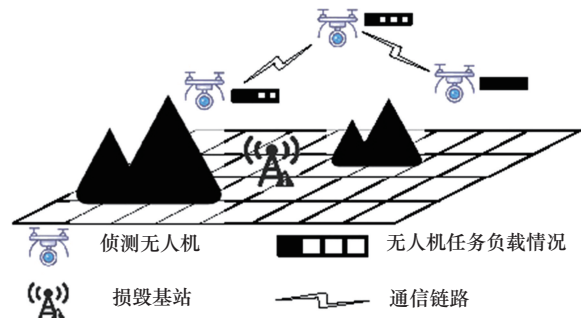


图1 多无人机协同侦测系统模型

针对灾后三维地形复杂度与目标分布异质性特征，本节提出了一种基于多维环境特征融合的动态栅格地图构建方法。动态栅格地图如图2所示，该方法基于卫星影像、地形数据与人员聚集信息，通过二叉树递归细分机制实现任务区域的自适应离散化，建立具有可变分辨率的栅格化环境表征模型，其数学描述为： $M = (G_m, W_m, C_m, R_m)$ ，其中 $G_m = \{g_i\}$ 为动态栅格集合， C_m 表示建筑物坍塌程度等环境复杂指标， R_m 为量化幸存者空间分布的热力图， W_m 为复合侦测权重，表示为 $W_m = \alpha C_m + \beta R_m$ ，其中 $\alpha + \beta = 1$ 。

区别于传统固定分辨率栅格法，本文模型引入双重驱动机制实现动态栅格分辨率优化，先构建初始二叉树结构，再通过多维融合数据触发递归细分过程，当栅格 g_i 满足 $W_m(g_i) \geq W_m$ 时，执行二叉树细分操作。

为便于无人机理解环境信息，本文将环境描

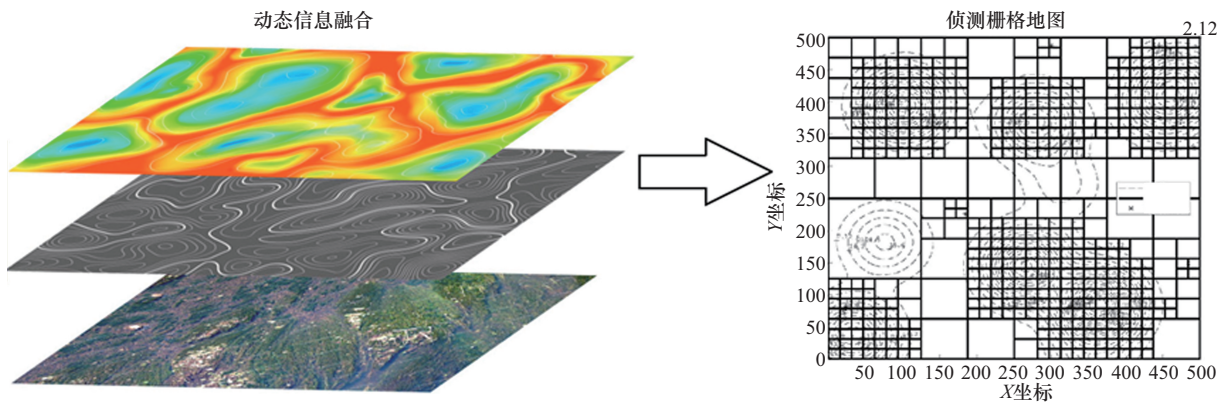


图2 动态栅格地图

述信息制成任务搜索图 $Y_j(t) = \langle p_{j,g_i}(t), o_{j,g_i}(t) \rangle$, 用目标存在概率 $p_{j,g_i}(t)$ 和环境不确定度 $o_{j,g_i}(t)$ 分别表示无人机 u_j 对当前时刻栅格内存在目标的可能性判断和对栅格的掌握程度。初始栅格目标存在概率 p_{j,g_i} 由栅格侦测权重 $W_m(g_i)$ 归一化得到:

$$p_{j,g_i} = \eta \left(\frac{W_m(g_i) - \min(W_m)}{\max(W_m) - \min(W_m)} \right) \quad (1)$$

其中, $\eta \in [0, 1]$ 表示先验信息的置信度。

栅格不确定度建模引入香农熵理论构建动态信息度量模型, 定义为该栅格内目标存在概率的信息熵:

$$o_{j,g_i}(t) = -p_{j,g_i}(t) \text{lb}(p_{j,g_i}(t)) - (1 - p_{j,g_i}(t)) \text{lb}(1 - p_{j,g_i}(t)) \quad (2)$$

1.2 无人机侦测模型

在灾后救援场景中, 无人机需要在低空避开障碍物, 进行识别生命体征等高精度侦测作业, 而在开阔区域, 可提高无人机飞行高度, 扩大侦测覆盖范围。无人机在执行侦测任务的过程中, 通过自身携带的机载传感器来获取待侦测区域的目标信息, 传感器的性能直接影响无人机协同侦测任务的执行效果。因此, 对无人机侦测模型进行建模需要考虑以下两个方面。

(1) 目标可被侦测的条件为目标需要处于无人机传感器视场范围内且不被障碍物遮挡。为了简化计算, 考虑将栅格的中心作为信息点, 机载

传感器可侦测满足条件的信息点。

(2) 无人机成功侦测到视场范围内目标的概率 PD 以及错误识别目标的概率 PF 受到无人机侦测精度的影响。

地面分辨率被定义为无人机传感器侦测精度的极限。本文使用地面样本距离 (ground sample distance, GSD) 来量化机载传感器的分辨率。侦测模型如图 3 所示。已知机载传感器参数, 无人机对不同高度区域的分辨率可表示为:

$$\text{GSD} = \frac{\alpha \cdot h}{\phi} \quad (3)$$

其中, ϕ 表示焦距, α 表示像素点边长, h 表示无人机飞行高度。

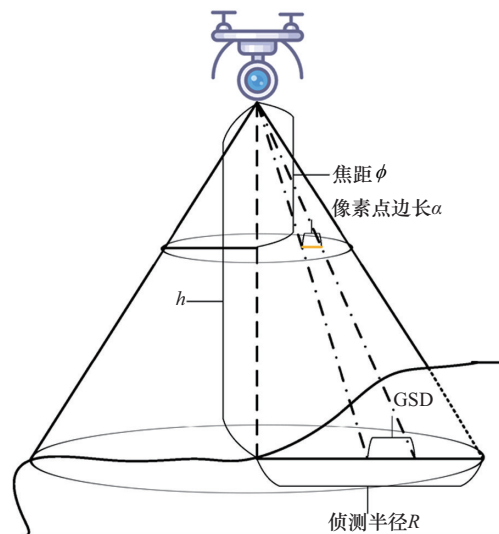


图3 侦测模型



基于视觉传感器的无人机侦测概率主要取决于侦测精度，即目标占据的像素点数量。一般来说，目标占据的像素点数量越多，侦测精度越高，目标越容易被识别。因此，本文采用概率侦测模型来映射无人机侦测精度和目标识别准确度之间的关系，定义了成功侦测概率和误差侦测概率。

成功侦测概率PD和误差侦测概率PF与侦测高度的关系如图4所示。其中，成功侦测概率表示目标存在时无人机系统成功判断目标存在的概率，可通过指数函数来衡量：

$$PD_{j,g_i} = p(b_{j,g_i}(t) = 1 | EX_{g_i} = 1) = \kappa_s e^{-\beta_s \cdot GSD} = \kappa_s e^{-\beta_s \cdot \frac{\alpha \cdot h}{\phi}} = \kappa_s e^{-\omega_s \cdot h} \quad (4)$$

其中， β_s 表示无人机侦测系统成功侦测的性能， ω_s 为无人机的成功侦测敏感度， κ_s 为无人机的成功侦测系数， EX_{g_i} 表示栅格 g_i 中实际是否存在目标， $EX_{g_i} = 0$ 表示栅格 g_i 实际不存在目标， $EX_{g_i} = 1$ 表示栅格 g_i 实际存在目标， $b_{j,g_i}(t)$ 表示无人机 u_j 对栅格 g_i 的侦测结果， $b_{j,g_i}(t) = 1$ 表示在 t 时刻无人机 u_j 侦测到栅格 g_i 存在目标， $b_{j,g_i}(t) = 0$ 表示在 t 时刻无人机 u_j 侦测到栅格 g_i 不存在目标。

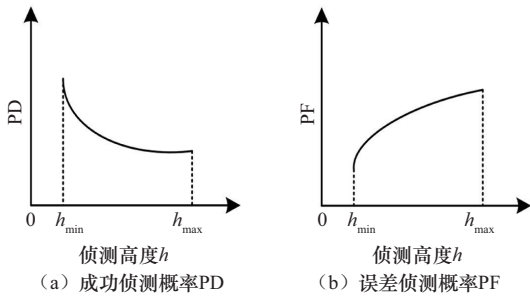


图4 PD和PF与侦测高度的关系

误差侦测概率表示目标不存在时无人机系统错误判断目标存在的概率：

$$PF_{j,g_i} = p(b_{j,g_i}(t) = 1 | EX_{g_i} = 0) = 1 - \kappa_f e^{-\beta_f \cdot GSD} = 1 - \kappa_f e^{-\beta_f \cdot \frac{\alpha \cdot h}{\phi}} = 1 - \kappa_f e^{-\omega_f \cdot h} \quad (5)$$

其中， β_f 表示无人机侦测系统误差侦测的性能， ω_f 为无人机的误差侦测敏感度， κ_f 为无人机的误差侦测系数。

1.3 侦测信息更新模型

1.3.1 单无人机信息更新模型

本文基于贝叶斯准则，构建无人机侦测信息的动态更新机制。根据传感器观测特性，本文建立如下递归更新规则。

当无人机 u_j 侦测到栅格 g_i 中存在目标，即 $b_{j,g_i}(t) = 1$ 时，该栅格目标存在概率更新为：

$$p_{g_i}(t) = p_{j,g_i}(t) = \frac{P(EX_{g_i} = 1 | b_{j,g_i}(t) = 1) \cdot PD_{j,g_i}(t) p_{g_i}(t-1)}{P(EX_{g_i} = 1 | b_{j,g_i}(t) = 1) \cdot PD_{j,g_i}(t) p_{g_i}(t-1) + P(EX_{g_i} = 0 | b_{j,g_i}(t) = 1) \cdot PF_{j,g_i}(t) (1 - p_{g_i}(t-1))} \quad (6)$$

当无人机 u_j 侦测到栅格 g_i 中不存在目标，即 $b_{j,g_i}(t) = 0$ 时，该栅格目标存在概率更新为：

$$p_{g_i}(t) = p_{j,g_i}(t) = \frac{P(EX_{g_i} = 1 | b_{j,g_i}(t) = 0) \cdot (1 - PD_{j,g_i}(t)) p_{g_i}(t-1)}{(1 - PD_{j,g_i}(t)) p_{g_i}(t-1) + (1 - PF_{j,g_i}(t)) (1 - p_{g_i}(t-1))} \quad (7)$$

1.3.2 多无人机信息协作更新模型

在集群协同侦测过程中，每架无人机独立完成自身任务搜索图的更新。为了使集群快速、精确地完成侦测，避免无人机对已完成侦测的栅格重复侦测，本文建立了集群信息协作模型。假设 k 架无人机同时侦测栅格 g_i 可表示为：

$$p_{g_i}(t) = p(EX_{g_i} = 1 | b_{1,g_i}(t) b_{2,g_i}(t) \cdots b_{k,g_i}(t)) = \frac{\prod_{j=1}^k p(b_{j,g_i}(t) | EX_{g_i} = 1) p_{g_i}(t-1)}{\prod_{j=1}^k p(b_{j,g_i}(t) | EX_{g_i} = 1) p_{g_i}(t-1) + \prod_{j=1}^k p(b_{j,g_i}(t) | EX_{g_i} = 0) (1 - p_{g_i}(t-1))} \quad (8)$$

为了降低计算复杂度，本文引入对数似然比变换：

$$\ln\left(\frac{1}{p_{g_i}(t)} - 1\right) = \ln\left(\frac{1}{p_{g_i}(t-1)} - 1\right) + \sum_{j=1}^k \rho_{j,g_i}(t) \quad (9)$$

通过集群信息协作模型，无人机只需要接收其他无人机传递的概率偏移量 $\rho_{j,g_i}(t)$ ，即可获得全局搜索信息。

1.4 多无人机协同计算模型

假设集群中无人机均为同构系统，定义无人机 u_j 的计算属性为 $\mathcal{S}_j^u = \{xt_j^u, f_j^u\}$ ，其中 $xt_j^u \in \{0, 1\}$ 表示协同计算标识：当 $xt_j^u = 0$ 时，表示该机为非协同无人机（non-cooperative unmanned aerial vehicle, NC-UAV），需要将部分计算任务卸载至协同无人机；当 $xt_j^u = 1$ 时，表示该机为协同无人机（cooperative unmanned aerial vehicle, C-UAV），可接收其他无人机的卸载任务。 f_j^u 表示无人机 u_j 的总计算速率（单位：CPU 周期/秒）。

无人机通过多次侦测使范围内所有栅格的环境不确定度降低至阈值以下，代表此次侦测任务完成，每架无人机所产生的计算密集型任务为 $S_j(t) = \{I_j(t), C_j(t)\}$ 。假设侦测次数为 count_j ，产生的任务数据量 $I_j(t) = I_s \cdot \text{count}_j$ ，其中 I_s 表示单次侦测所产生的数据量。该任务计算所需的 CPU 周期总数为 $C_j(t) = c_1 \cdot I_j(t)$ ，其中 c_1 为计算 1 bit 数据所需的 CPU 周期数。当无人机任务处理时延超过任务最大容忍时延 τ 时，对应无人机处于过载状态，无法完成任务。为降低任务处理时延、提高任务完成率，本文组建协同计算联盟，引入协同计算方法。

协同计算联盟组建示意图如图 5 所示。协同无人机基于自身负载和与非协同无人机间的任务传输速率参与协同计算联盟。定义二元协同计算联盟矩阵 $\text{AC} = [\text{AC}_{ij}]_{N \times N}$ ，其中 $\text{AC}_{ij} = 1$ 代表无人机 u_j 加入任务 i 的计算联盟。该机制通过动态调整联盟成员，实现计算资源的弹性供给。

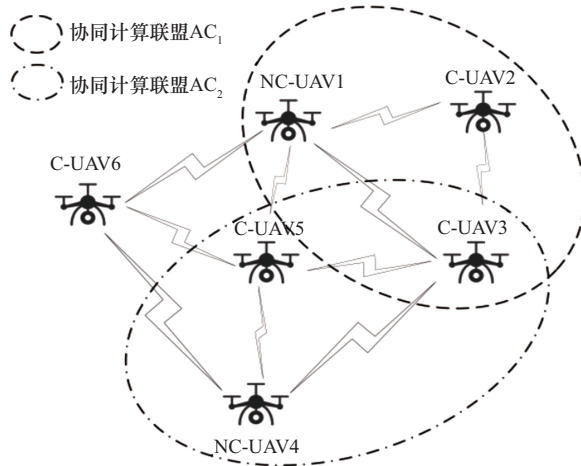


图 5 协同计算联盟组建示意图

集群协同计算卸载架构为空对空卸载，即非协同无人机和协同无人机之间协同卸载。

定义任务卸载比例矩阵 $\lambda = [\lambda_{ij}]_{N \times N}$, $\lambda_{ij} \in [0, 1]$ ，其中 λ_{ij} 表示无人机 u_i 将自身任务 S_i 卸载给无人机 u_j 的任务比例，若无人机 u_j 不在任务 S_i 的协同计算联盟 AC_i 中，则 $\lambda_{ij} = 0$ ，且需要保证 $\sum_{j=1}^N \lambda_{ij} = 1$ 。

无人机基于任务卸载比例矩阵分配自身计算资源。定义无人机 u_i 的计算资源为 f_i ，计算资源分配比例矩阵为 $f^r = [f_{ij}^r]_{N \times N}$ ，其中 f_{ij}^r 表示无人机 u_i 将自身剩余计算资源 f_i 分配给任务 S_j 的比例，需要满足 $\sum_{j=1}^N f_{ij}^r \leq 1$ ，以保证计算资源不被超额分配。

基于计算联盟中无人机数量 $n_{\text{AC}_i}^u$ ，非协同无人机会将任务分为独立的 $n_{\text{AC}_i}^u$ 份，在自己执行计算任务的同时，将 $n_{\text{AC}_i}^u - 1$ 份任务发送给联盟内的协同无人机进行协同计算。

非协同无人机向协同无人机传输数据的速率为：

$$\text{Rate}_{i,j} = \frac{B}{n_{\text{AC}_i}^u} \text{lb} \left(1 + \frac{p_i^t g_0 / d_{i,j}^2}{N_0 \times \frac{B}{n_{\text{AC}_i}^u}} \right) \quad (10)$$



其中, B/n_{AC}^u 表示无人机 u_i 将带宽 B 平均分配给任务 S_i 联盟内所有协同无人机, p_i^t 表示无人机 u_i 的发射功率, N_0 为噪声功率谱密度, g_0 为参考距离的信道功率增益, $d_{i,j}$ 表示无人机 u_i 与联盟内协同无人机 u_j 的距离。当 $d_{i,j} \rightarrow 0$ 时, $\text{Rate}_{i,j} \rightarrow \infty$, 但这种情况在实际中不可能发生。考虑无人机无限接近会产生碰撞等安全事故, 所有无人机的悬停距离应当大于一定阈值 d_{safe} 。

从非协同无人机到协同无人机的传输时间为:

$$T_{i,j}^{\text{tran}}(t) = \frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot I_i(t)}{\text{Rate}_{i,j}(t)} \quad (11)$$

在完成计算联盟组建后, 非协同无人机决定自身和协同无人机的计算任务比例。

考虑自身任务比例 $\lambda_{i,i}(t)$, 非协同无人机处的计算时延, 即任务本地时延为:

$$T_{i,i}^{\text{loc}}(t) = \frac{\lambda_{i,i}(t) \cdot C_i(t)}{f_{i,i}^r(t) \cdot f_i(t)} \quad (12)$$

协同无人机 u_j 处的计算时延为:

$$T_{i,j}^{\text{com}}(t) = \frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot C_i(t)}{f_{j,i}^r(t) \cdot f_j(t)} \quad (13)$$

协同无人机 u_j 处的协同时延由无人机-无人机之间的传输时延和计算时延组成, 可以表示为:

$$T_{i,j}^{\text{col}}(t) = T_{i,j}^{\text{tran}}(t) + T_{i,j}^{\text{com}}(t) \quad (14)$$

1.5 问题建模

为量化无人机集群在不同空间位置下的侦测性能差异, 本文明确定义侦算力指标 F 用于评估系统综合效能, 其值由侦测效能 U 与时延 T 共同决定, 表示为:

$$F = \frac{U}{T} \quad (15)$$

其中, 侦测效能 U 通过信息熵变化量和目标侦测量联合量化:

$$U = \mu \cdot (O - O') \cdot 10^{n_F} \quad (16)$$

其中, μ 表示不确定度变化的权重系数, n_F 表示集群成功侦测的目标数量, O 和 O' 分别表示任务

区域初始不确定度和侦测后区域不确定度。

在时延建模方面, 考虑无人机集群的并行计算特性, 单个任务 S_i 的任务总时延包含本地计算时延与协同计算时延, 其表达式为:

$$T_i(t) = \max(T_{i,i}^{\text{loc}}(t), T_{i,j}^{\text{col}}(t)) \quad (17)$$

集群整体侦测时延由所有并行任务中的最大时延决定:

$$T(t) = \max(T_i(t)) \quad (18)$$

本文旨在通过联合优化侦测资源配置与计算资源分配, 实现系统效能最大化, 建立如下约束优化模型:

$$\begin{aligned} \max F = \max \frac{U}{T} \\ \text{s.t.} \begin{cases} X_{\min}^{\text{map}} \leq x_i^{\text{uav}} \leq X_{\max}^{\text{map}} \\ Y_{\min}^{\text{map}} \leq y_i^{\text{uav}} \leq Y_{\max}^{\text{map}} \\ z_{\min} \leq z_i^{\text{uav}} \leq z_{\max} \\ d^{\text{uav}} \geq d_{\text{safe}} \\ \sum_{j=1}^N \lambda_{i,j}(t) = 1 \\ 0 \leq \lambda_{i,j}(t) \leq 1 \\ \sum_{k=1}^N f_{k,j}^r \leq 1 \\ 0 \leq f_{k,j}^r \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

其中, 约束条件 1、2、3 表示无人机需要在任务区域内侦测; 约束条件 4 表示集群中无人机悬停距离 d^{uav} 应当大于一定阈值 d_{safe} ; 约束条件 5、6 分别表示无人机协同计算联盟卸载比例约束; 约束条件 7、8 表示无人机协同计算联盟中计算资源分配比例约束。

2 群智能侦测计算联合优化算法

针对传统灰狼优化 (grey wolf optimization, GWO) 算法在求解高维耦合问题时易陷入局部最优、收敛速度不足等缺陷, 本文提出群智能 JDC 优化算法。该算法采用佳点集初始化、非线性收敛因子、精英局部开发和 BCD 解耦优化 4 种策略进行融合改进。群智能 JDC 优化算法流程

如图6所示,该算法流程包含以下两个协同优化阶段。

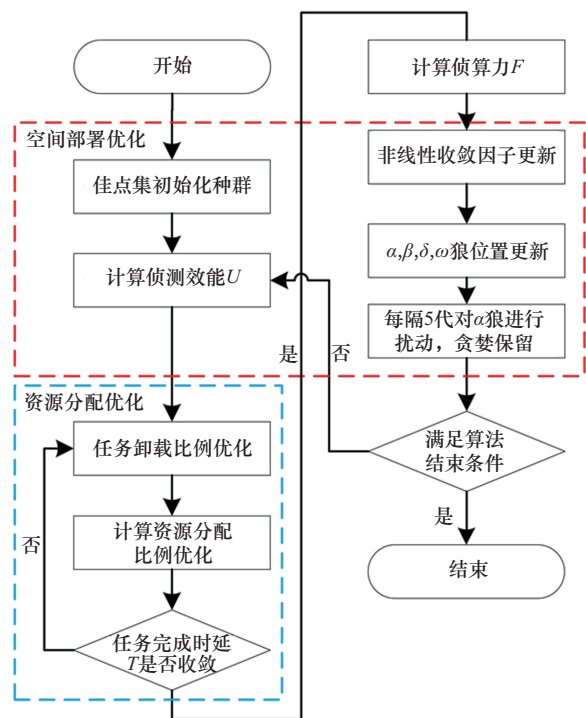


图6 群智能JDC优化算法流程

(1) 空间部署优化:通过改进GWO算法优化无人机侦测位置,量化集群侦测效能。

(2) 资源分配优化:BCD模块迭代求解任务卸载比例与资源分配比例,求解任务完成时延。

通过建立上述两个优化阶段,JDC优化算法有效解决了侦测效能与时延效率间的复杂耦合问题,在保证收敛速度的同时,显著提升了优化精度。

2.1 基于改进灰狼算法的集群空间部署优化

2.1.1 基于佳点集理论的种群初始化

在群智能优化算法中,初始种群位置的分布状况会影响全局搜索速度和解的质量,种群分布的均匀性和多样性有利于算法寻优性能的提升。针对传统GWO算法初始种群分布随机性强、多样性不足的问题,本文引入华罗庚先生提出的佳点集理论^[33]进行种群初始化。该理论通过数学方法生成高维空间中的均匀分布点集,其构造过程如下。

根据式(20)计算出佳点 $r=(r_1,r_2,\dots,r_j)$:

$$r_j = 2\cos\left(\frac{2\pi j}{k}\right), 1 \leq j \leq \dim \quad (20)$$

其中, k 是满足 $(k-3)/2 \geq \dim$ 的最小素数, \dim 表示优化问题的维度。佳点集 $P_n(i)$ 可表示为:

$$P_n(i) = \{\{r_{1i}\},\{r_{2i}\},\dots,\{r_{ni}\}\}, 1 \leq i \leq \text{pop} \quad (21)$$

其中, $\{r_{ni}\}$ 表示取小数部分, pop 表示种群数量。将佳点集映射到种群的搜索空间中:

$$x_i(j) = (\text{ub}_j - \text{lb}_j) \cdot P_n(i) + \text{lb}_j \quad (22)$$

其中, x_i 表示种群 i 中集群所有无人机的位置, ub_j 和 lb_j 分别表示第 j 维的上、下界。

初始种群分布对比如图7所示。与传统随机初始化相比,佳点集初始化显著提升了种群分布的均匀性和多样性,在一定程度上提高了灰狼优化算法的全局搜索能力,避免陷入局部最优解,并加快了算法收敛。

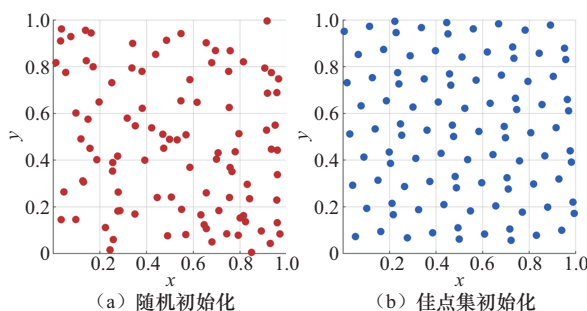


图7 初始种群分布对比

2.1.2 非线性收敛因子调节

群智能优化算法中的一个关键问题是协调全局探索能力与局部开发能力。全局探索能力与优化的稳定性相关,而局部开发能力影响优化算法的收敛速度。在传统GWO算法中,参数 $A=2a \cdot \text{rand}-a$ 对平衡其全局探索能力与局部开发能力起着关键作用,收敛因子 a 随着迭代次数的增加从2线性减小到0。当 $A>1$ 时,灰狼将扩大搜索范围,即体现为GWO算法的全局探索能力;当 $A<1$ 时,灰狼将缩小搜索范围,在局部进行精细开采,即体现为GWO算法的局部开发能力。



针对GWO算法全局探索与局部开发能力失衡问题,本文采用基于余弦函数的非线性调节策略,其表达式为:

$$a = 1 + \cos\left(\frac{\pi \times \text{iter}}{\text{Iter}_{\max}}\right) \quad (23)$$

其中,iter表示当前迭代次数,Iter_{max}表示最大迭代次数。

收敛因子变化对比如图8所示。由图8可知,原始收敛因子 a 的图像是线性递减的,在迭代过程中以相同的速率减小,而改进后收敛因子 a 的图像是一条基于余弦规律变化的曲线,在迭代初期减小得较慢,使得收敛因子 a 较长时间保持较大值,从而使 A 保持较大值的时间长些,以提高全局搜索效率;迭代后期减小得较慢,使得 a 较长时间保持较小值,从而使 A 保持较小值的时间长些,以提高局部开发精度。因此,平衡了算法的全局搜索和局部开发能力。

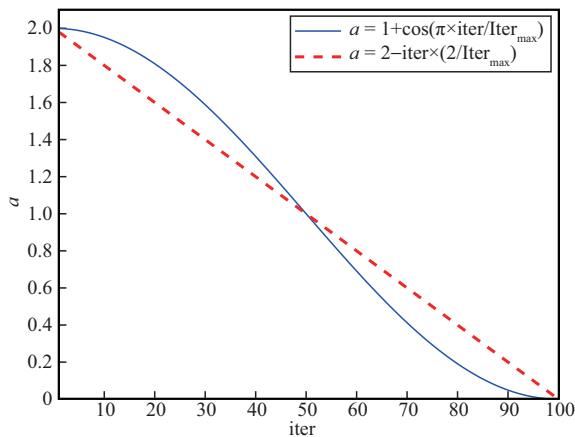


图8 收敛因子变化对比

2.1.3 精英局部开发机制

为进一步提升局部开发能力,同时平衡收敛速度,本文建立精英局部扰动策略,每间隔一定的迭代次数,对 α 狼进行局部小范围的扰动,并采用贪婪策略择优更新。

定义搜索步长随 a 变化为:

$$\text{step} = 0.02 \cdot (\text{ub} - \text{lb}) \odot a \quad (24)$$

其中, \odot 为Hadamard积。

扰动位置生成表达式为:

$$\text{pos}_\alpha^{\text{candidate}} = \text{pos}_\alpha + \text{step} \odot D_s \quad (25)$$

其中, pos_α 为当前最优解,即当前 α 狼的位置, D_s 表示搜索方向,为标准正态分布的随机向量。

计算扰动后的适应度值,与原 α 狼的适应度值进行对比,采用贪婪思想,择优保留,以推动算法收敛。

2.2 基于块坐标下降法的多维资源优化

在确定了无人机集群的空间部署后,系统的侦察力 F 主要由任务完成时延 T 决定。根据式(18)和式(19)可知,任务完成时延 T 是关于任务卸载比例 λ 和计算资源分配比例 f^r 的函数。然而,这两个变量高度耦合,使得联合优化问题(19)成为一个复杂的非凸优化问题,难以直接求解。任务时延组成示意图如图9所示。

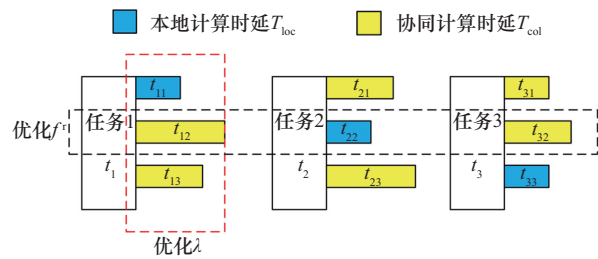


图9 任务时延组成示意图

为了高效地求解该问题,本文采用BCD方法,将原问题分解为两个可交替求解的子问题。BCD通过固定一个变量块,优化另一个变量块,循环迭代直至收敛,能够有效找到原问题的一个高质量的平稳点解。

2.2.1 任务卸载比例优化

首先,固定计算资源分配比例 f^r ,优化任务卸载比例 λ 。该子问题旨在最小化由本地计算和协同计算造成的最大时延,其数学模型P1可表示为:

$$\begin{aligned}
 \text{P1: } \min T(t) &= \min \max(\max(T_{i,i}^{\text{loc}}(t), T_{i,j}^{\text{col}}(t))) = \\
 & \min_{\lambda} \max_{i \in N} \left\{ \max_{j \in n_{AC_i}^u} \left(\frac{\lambda_{i,i}(t) \cdot C_i(t)}{f_{i,i}^r(t) \cdot f_i(t)}, \right. \right. \\
 & \left. \left. \max \left(\frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot I_i(t)}{\text{Rate}_{i,j}(t)} + \frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot C_i(t)}{f_{j,i}^r(t) \cdot f_j(t)} \right) \right\} \quad (26) \\
 \text{s.t. } & \begin{cases} \sum_{j=1}^N \lambda_{k,j}(t) = 1 \\ 0 \leq \lambda_{k,j}(t) \leq 1 \end{cases}
 \end{aligned}$$

其中, $T_{i,i}^{\text{loc}}$ 和 $T_{i,j}^{\text{col}}$ 分别表示无人机 i 的本地计算时延和与无人机 u_j 的协同时延。根据式 (12) 和式 (14) 可知, 这两个时延函数均是关于 λ 的仿射函数。由于多个仿射函数的最大值仍然是凸函数, 且约束条件定义了一个凸集, 因此 P1 是一个凸优化问题。

对于此凸优化问题, 其最优解在满足卡罗需-库恩-塔克 (Karush-Kuhn-Tucker, KKT) 条件时取得。因此, 为了均衡本地计算与协同计算的负载, 以最小化最大时延, 寻求使两者时延相等的解, 此时系统达到最优状态。由此, 可以推导出最优任务卸载比例的解, 如下所示:

$$\begin{cases} \text{cf} \cdot \lambda = 0 \\ \sum_{j=1}^N \lambda_{k,j}(t) = 1 \\ 0 \leq \lambda_{k,j}(t) \leq 1 \end{cases} \quad (27)$$

其中, 计算因子矩阵 $\text{cf} = [\text{cf}_{ij}]$ 定义为当 $i=j$ 时,

$$\text{cf}_{ij} = \frac{C_i}{f_{j,i}^r \times f_j}; \text{ 当 } i \neq j \text{ 时, } \text{cf}_{ij} = - \left(\frac{I_i}{\text{Rate}_{i,j}} + \frac{C_i}{f_{j,i}^r \times f_j} \right)$$

通过求解得到在当前计算资源分配情况下的最优卸载比例为: $\lambda_{ij} = \frac{1/\text{cf}_{ij}}{\sum_{k \in AC_i} 1/\text{cf}_{ik}}$, 其中 $k \in AC_i$

表示无人机 k 属于编号为 i 的无人机协同计算联盟。

2.2.2 资源分配优化子问题求解

在得到优化的任务卸载比例 λ 后, 将其固定, 进而优化计算资源分配比例 f^r 。该子问题旨在通过调整 C-UAV 的计算力分配, 在给定的任务卸载

方案下最小化任务完成时延, 其数学模型 P2 可表示为:

$$\begin{aligned}
 \text{P2: } \min T(t) &= \min \max(\max(T_{i,i}^{\text{loc}}(t), T_{i,j}^{\text{col}}(t))) = \\
 & \min_{f^r} \max_{i \in N} \left\{ \max_{j \in n_{AC_i}^u} \left(\frac{\lambda_{i,i}(t) \cdot C_i(t)}{f_{i,i}^r(t) \cdot f_i(t)}, \right. \right. \\
 & \left. \left. \max \left(\frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot I_i(t)}{\text{Rate}_{i,j}(t)} + \frac{\lambda_{i,j}(t) \cdot C_i(t)}{f_{j,i}^r(t) \cdot f_j(t)} \right) \right\} \quad (28) \\
 \text{s.t. } & \begin{cases} \sum_{k=1}^N f_{k,j}^r \leq 1 \\ 0 \leq f_{k,j}^r \leq 1 \end{cases}
 \end{aligned}$$

根据式 (12) 和式 (14) 可知, 目标函数中的各项是关于 f^r 的形如 I/f^r 的函数。由于当 $f^r > 0$ 时, I/f^r 为标准凸函数, 由多个凸函数的最大值构成的目标函数也是凸函数。同时, 约束条件定义了一个凸集。因此, P2 也是一个凸优化问题。

与子问题 P1 类似, 该问题的最优解在各个子任务时延达到均衡时取得。因此, 可得子问题 P2 的求解方程为:

$$\begin{cases} c + \frac{b}{f^r(t)} = t^{\text{temp}} \\ \sum_{k=1}^N f_{k,j}^r \leq 1 \\ 0 \leq f_{k,j}^r \leq 1 \end{cases} \quad (29)$$

其中, t^{temp} 为子任务完成时延, 本地计算因子 b 和协同计算因子 c 分别为:

$$b_{ij} = \frac{\lambda_{ij} \times C_i}{f_j} \quad (30)$$

$$c_{ij} = \begin{cases} \frac{\lambda_{ij} \times I_i}{\text{Rate}_{i,j}}, i \neq j \\ 0, i = j \end{cases} \quad (31)$$

通过求解 t_j^{temp} 可得到当前任务卸载方案下的最优计算资源分配方案: $f_{ji}^r = b_{ij}/(t_j^{\text{temp}} - c_{ij})$ 。其中,

t_j^{temp} 满足下列关系: $\sum_{i=1}^N b_{ij}/(t_j^{\text{temp}} - c_{ij}) = 1, t_j^{\text{temp}} >$

$$\max_{i=1, \dots, N} b_{ij}$$



2.2.3 算法收敛性分析

本文所提基于BCD的交替优化算法，其生成的目标函数值序列 $\{T(\lambda^k, f^{r,k})\}$ 是单调不增且有下界的，因此，该序列必然会收敛，以保证算法最终收敛至一个平稳点。

证明：令 $(\lambda^k, f^{r,k})$ 为第 k 次迭代的解。在第 $k+1$ 次迭代中，有如下两种情况。

(1) 求解子问题P1：给定 $f^{r,k}$ ，求解 $\arg \min_{\lambda} T(\lambda, f^{r,k})$ ，得到 λ^{k+1} 。由于P1是凸问题，故求得最优解，即 $T(\lambda^{k+1}, f^{r,k}) \leq T(\lambda^k, f^{r,k})$ 。

(2) 求解子问题P2：给定 λ^{k+1} ，求解 $\arg \min_{f^r} T(\lambda^{k+1}, f^r)$ ，得到 $f^{r,k+1}$ 。由于P2是凸问题，故求得最优解，即 $T(\lambda^{k+1}, f^{r,k+1}) \leq T(\lambda^{k+1}, f^{r,k})$ 。

综合上述两步可得： $T(\lambda^{k+1}, f^{r,k+1}) \leq T(\lambda^k, f^{r,k})$ 。这表明目标函数 T 的值在每次迭代中单调不增，又因为时延 T 显然存在下界0，根据单调收敛定理，该算法保证收敛。证毕。

3 实验与结果分析

3.1 实验设置

为验证所提群智能JDC优化算法的有效性与优越性，本文基于MATLAB 2020a平台进行了系列仿真实验。系统部署多架无人机在无地面基站支持的环境下执行协同侦测任务。无人机飞行高度范围为 $[50, 200]$ m，集群中任意两架无人机之间的安全间距保持在5 m以上，以避免碰撞风险。

系统仿真参数设置见表1。为进一步验证算法在异构无人机集群中的适应性，本文设置了3类无人机（I类、II类、III类），异构无人机性能参数见表2，不同类型无人机在计算能力与视场角等方面存在差异，以模拟真实异构集群环境。

为评估JDC优化算法相较于现有算法的优势，本文选取粒子群优化（particle swarm optimi-

zation, PSO)、GWO、IGWO作为基准算法。性能评价采用侦算力指标进行评估，该指标综合评估集群的侦测效能与计算效率，由侦测带来的环境不确定性下降量和任务完成时延共同决定。更高的侦算力代表更优的综合性能。

表1 系统仿真参数设置

仿真参数	仿真数值
成功侦测敏感度 ω_s	0.001
误差侦测敏感度 ω_f	0.001
成功侦测系数 κ_s	0.98
系统带宽 B/MHz	10
噪声功率谱密度 N_0/dBm	-170
参考距离的信道功率增益 g_0/dB	-50
无人机 u_i 的发送功率 p_i^t/W	10

表2 异构无人机性能参数

参数	无人机I类	无人机II类	无人机III类
感知像元 $\alpha/\mu\text{m}$	2.4	2.4	2.4
感知焦距 ϕ/mm	50	50	50
视场角 $\text{FOV}/^\circ$	45	60	45
计算能力 f/GHz	0.6	1.2	2

本文分别在同构集群与异构集群两种场景下进行实验验证。

(1) 同构场景：由4架III型无人机组成，计算与感知能力一致，用于验证算法在标准条件下的优化性能。

(2) 异构场景：由I、II、III这3类无人机混合组成（共10架），各类无人机计算能力和视场角不同，用于评估算法在资源异质性条件下的自适应能力。

所有算法在相同初始条件下独立运行20次，计算侦算力指标 F 的均值与标准差，用以评估算法的收敛性能、稳定性及综合效能。

3.2 实验结果分析

3.2.1 算法性能对比

在同构场景下（4架III类无人机，6个待侦测

目标), 对所提 JDC 优化算法与 GWO、IGWO 及 PSO 算法进行了性能对比。同构场景下不同算法侦算力指标均值和标准差对比见表 3。由表 3 可知, JDC 优化算法在侦算力指标的均值和标准差上均表现最佳, 显著优于其他算法。这表明 JDC 优化算法在全局搜索与局部开发之间取得了良好的平衡, 具备更强的收敛精度与稳定性。

表 3 同构场景下不同算法侦算力指标均值和标准差对比

指标 F	JDC	PSO	GWO	IGWO
均值	9 176.75	6 109.00	6 753.35	7 413.80
标准差	378.79	1 790.47	1 302.60	928.51

算法性能对比如图 10 所示。由图 10 可知, JDC 优化算法在实现 100% 目标覆盖率的同时, 表现出显著的环境不确定度抑制能力。具体而言, 在计算效能指标方面, JDC 优化算法较 GWO 算法提升 10.01%, 较 PSO 算法提升 28.74%, 较 IGWO 算法提升 21.84%。通过仿真实验分析可以得出, PSO 算法种群多样性不足导致早熟收敛, 在迭代中期即陷入局部最优; IGWO 算法由于未建立有效的计算资源动态分配模型, 其本地化任务处理方式造成资源利用率下降。相比之下, JDC 算法通过多策略改进的灰狼算法优化位置部署和引入基于 BCD 算子的资源优化机制, 有效平衡了全局探索与局部开发能力, 从而有效提高了侦算力。

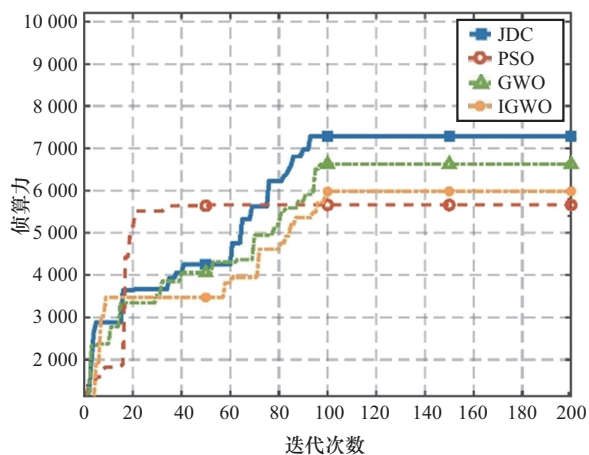


图 10 算法性能对比

在异构无人机场景下, 各算法表现出类似趋势。异构场景下不同算法侦算力指标均值和标准差对比见表 4。由表 4 可知, JDC 优化算法在异构环境中的平均指标 F 仍高于其他算法 10%~25%, 说明其资源分配与任务调度机制能够自适应不同计算性能的无人机, 维持整体协同效能。

表 4 异构场景下不同算法侦算力指标均值和标准差对比

指标 F	JDC	PSO	GWO	IGWO
均值	5.36×10^7	1.03×10^7	4.11×10^7	3.87×10^7
标准差	2.75×10^6	3.64×10^6	1.49×10^7	1.26×10^7

3.2.2 协同计算方案有效性分析

为了验证基于 BCD 优化的空基协同计算方案在系统任务完成时延优化方面的优越性, 本文在集群无人机部署位置确定的情形下, 将其与以下 3 种方案进行对比。

- (1) 无协同方案 (none): 各机产生的所有计算任务均在本地进行处理。
- (2) 随机方案 (random): 无人机对处于通信范围内的其他无人机随机地进行计算资源分配和任务卸载。
- (3) 传统群智能算法优化方案: 利用 PSO 算法对各机任务卸载以及计算资源分配进行联合优化。

不同方案下的任务完成时延对比如图 11 所示。由图 11 可知, 协同计算方案能够有效降低任务完成时延, 与无协同方案相比较, 时延平均降低了 33.35%。

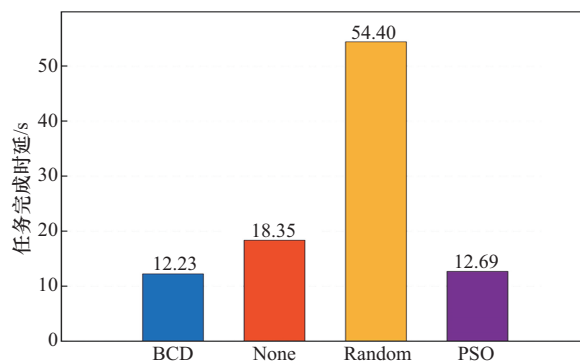


图 11 不同方案下的任务完成时延对比



JDC 优化算法与传统 PSO 算法迭代过程如图 12 所示。图 12 给出了 JDC 优化算法与传统 PSO 算法任务完成时延的变化过程，可以看出本文所提 JDC 优化算法通过解耦任务卸载和计算资源分配优化在约 40 代时收敛到最优时延处，而传统 PSO 方案采用联合优化架构，未考虑任务卸载和计算资源分配间的耦合关系，使得其在约 170 代时收敛，因此，与传统群智能算法相比，本文所提 JDC 优化算法可以使收敛速度提高约 76.47%。

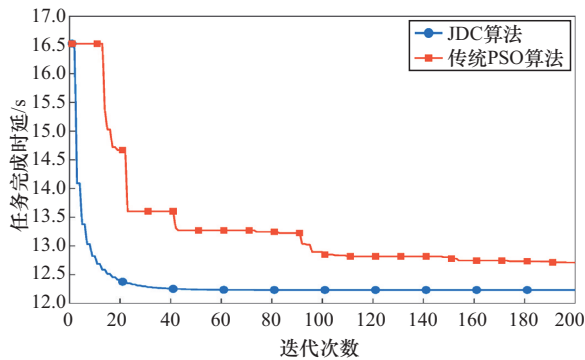


图 12 JDC 优化算法与传统 PSO 算法迭代过程

无人机任务协同分配如图 13 所示。图 13 中，UAV3 为非协同无人机，其余为协同无人机，帮助其进行协同计算。基于协同计算联盟组建情况，非协同无人机将自身部分计算任务卸载至联盟内的协同无人机进行协作。这种智能的卸载策略是实现低时延处理的基础。

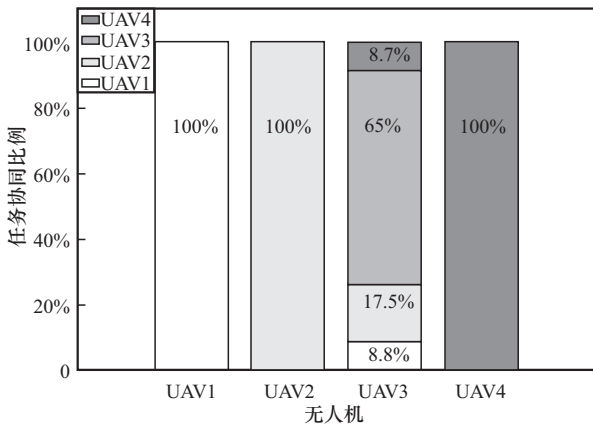


图 13 无人机任务协同分配

3.2.3 算法扩展性分析

为评估算法在不同集群规模下的扩展性能，本文开展了对比测试。不同无人机数量下的性能对比如图 14 所示。由图 14 可知，在同构场景下，随着无人机数量的增加，集群侦算力随之增加，表明在发现所有目标的同时，其余无人机能够在环境不确定性高的区域内进行侦测，不会集中在目标出现率高的区域重复侦测，从而造成资源浪费。同时，所提算法能够合理分配无人机的侦测资源和计算资源，使得任务完成时延无较大波动。

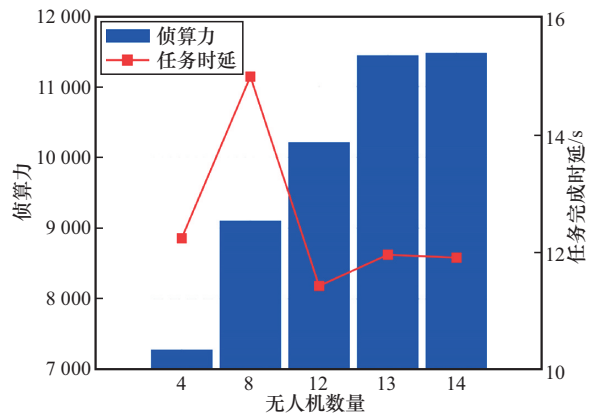


图 14 不同无人机数量下的性能对比

3.2.4 消融实验

为评估各关键模块对算法性能的影响，本文设计了消融实验，对所提 JDC 优化算法中的 4 个核心改进模块进行独立移除与组合测试，具体如下。

- (1) 佳点集初始化 (good points set initialization, GPI): 用于提升初始种群分布的均匀性。
- (2) 非线性收敛因子 (nonlinear convergence factor, NCF): 用于动态调节探索与开发能力。
- (3) 精英局部扰动机制 (elite local disturbance, ELD): 用于防止算法陷入局部最优。
- (4) BCD 优化: 用于任务卸载与计算资源分配的解耦优化。

在同构无人机集群的场景下分别对它们开展消融实验，实验保持相同的初始参数与迭代次

数，每种组合方案运行 20 次，消融实验结果见表 5。

表 5 消融实验结果

算法	均值	标准差
JDC/GPI	7 982.22	956.47
JDC/NCF	7 520.19	1 462.39
JDC/ELD	7 931.05	869.62
JDC/BCD	7 681.00	2 607.85
JDC/GPI/NCF	7 571.42	1 065.33
JDC/GPI/ELD	7 688.86	1 038.28
JDC/GPI/BCD	6 565.39	1 932.90
JDC/NCF/ELD	6 742.80	1 289.14
JDC/NCF/BCD	7 481.31	1 767.87
JDC/ELD/BCD	6 510.52	1 758.52

表 5 中，JDC/GPI 表示去除佳点集初始化并使用随机初始化的算法，JDC/NCF 表示去除非线性收敛因子并使用 GWO 原始的线性收敛因子的算法，JDC/ELD 表示移除精英局部扰动机制的算法，JDC/BCD 表示去除 BCD 解耦优化并采用均匀资源分配方案的算法。消融实验结果表明，本文所提出的优化措施均对算法性能具有提升作用，其中去除 BCD 模块后算法性能下降最为显著，表明 BCD 在降低任务完成时延、实现任务与计算资源协同优化方面具有核心作用。

当移除 GPI 模块时，算法初始种群分布趋于集中，导致早期搜索阶段陷入局部区域，最终收敛结果偏离全局最优，因此，通过引入 GPI 初始化模块，能够使种群在搜索空间实现均匀覆盖。去除 NCF 模块后，线性收敛因子导致收敛速度加快但精度下降，表明算法在迭代初期过早地结束了全局探索阶段，导致种群陷入局部最优解，因此，通过引入非线性收敛因子，平衡了搜索过程中的全局探索和局部开发阶段。移除 ELD 机制后，算法易陷入局部最优点，因此，通过精英局部扰动机制，能够使种群有效地跳出局部最优点，在提升算法性能和搜索稳定性方面具有显著作用。

4 结束语

本文针对多无人机区域侦测中部署位置优化和资源分配优化的问题，提出了融合位置部署和资源优化的群智能 JDC 优化算法。该方案以实现集群综合侦测效能，即侦算力最优为目标，首先，通过多策略改进的 GWO 算法搜索集群在区域内的位置部署；然后，组建协同计算联盟，通过 BCD 算法将时延优化问题解耦为任务卸载和计算资源优化两个子问题交替优化，有效降低了任务完成时延。本文通过两阶段的交替优化，最终实现了无人机部署拓扑与机载资源的最优配置。仿真结果验证了该方案的有效性。下一步工作将在本文基础上考虑能量分配，解决能量短缺情况下的无人机侦测问题。

参考文献：

- [1] 黄成龙, 柯宇曦, 华向东, 等. 边缘计算在智慧农业中的应用现状与展望[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 224-234.
Huang C L, Ke Y X, Hua X D, et al. Application status and prospect of edge computing in smart agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(16): 224-234.
- [2] Aminzadeh A, Khoshnood A M. Multi-UAV cooperative search and coverage control in post-disaster assessment: experimental implementation[J]. Intelligent Service Robotics, 2023, 16(4): 415-430.
- [3] 刘箴, 吴馨远, 许洁心. 无人机集群作战系统的新发展及趋势分析[J]. 火箭与制导学报, 2022, 42(6): 32-45.
Liu Z, Wu X Y, Xu J X. New development and trend analysis of UAV swarming operation system[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2022, 42(6): 32-45.
- [4] 於志文, 孙卓, 程岳, 等. 智能无人机集群协同感知计算研究综述[J]. 航空学报, 2024, 45(20): 630912.
Yu Z W, Sun Z, Cheng Y, et al. A review of intelligent UAV swarm collaborative perception and computation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(20): 630912.
- [5] Zhou R T, Wu X Y, Tan H S, et al. Two time-scale joint service caching and task offloading for UAV-assisted mobile edge computing[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022-IEEE



- Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1189-1198.
- [6] Zhou L Y, Leng S P, Wang Q, et al. Integrated sensing and communication in UAV swarms for cooperative multiple targets tracking[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(11): 6526-6542.
- [7] Jia Z Y, You J H, Dong C, et al. Cooperative cognitive dynamic system in UAV swarms: reconfigurable mechanism and framework[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2024, 19(3): 90-101.
- [8] Erdelj M, Król M, Natalizio E. Wireless Sensor Networks and Multi-UAV systems for natural disaster management[J]. *Computer Networks*, 2017, 124: 72-86.
- [9] 王宁, 李哲, 梁晓龙, 等. 通信距离受限条件下的无人机集群协同区域搜索[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(5): 1615-1625.
Wang N, Li Z, Liang X L, et al. Cooperative region search of UAV swarm with limited communication distance[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(5): 1615-1625.
- [10] 孙鉴, 马宝全, 吴佳伟, 等. 地震场景下无人机群路径规划与任务分配均衡联合优化[J]. *计算机应用*, 2024, 44(10): 3232-3239.
Sun J, Ma B Q, Wu Z W, et al. Joint optimization of UAV swarm path planning and task allocation balance in earthquake scenarios[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(10): 3232-3239.
- [11] Yao P, Wei X. Multi-UAV information fusion and cooperative trajectory optimization in target search[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(3): 4325-4333.
- [12] 王洪民, 庄育锋, 韦凌云, 等. 基于信息图的多无人机三维协同搜索动目标方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3534-3542.
Wang H M, Zhuang Y F, Wei L Y, et al. Multi-UAV 3D collaborative searching for moving targets based on information map[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(12): 3534-3542.
- [13] 何昕杰, 周少武, 张红强, 等. 一种三维群无人机并行式多目标搜索协调控制策略[J]. *信息与控制*, 2020, 49(5): 605-614.
He X J, Zhou S W, Zhang H Q, et al. A 3D parallel multi-target search coordination control strategy for swarm UAVS[J]. *Information and Control*, 2020, 49(5): 605-614.
- [14] Hou Y K, Zhao J, Zhang R Q, et al. UAV swarm cooperative target search: a multi-agent reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, 9(1): 568-578.
- [15] Luo Q Y, Luan T H, Shi W S, et al. Deep reinforcement learning based computation offloading and trajectory planning for multi-UAV cooperative target search[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(2): 504-520.
- [16] 楼传炜, 葛泉波, 刘华平, 等. 无人机群目标搜索的主动感知方法[J]. *智能系统学报*, 2021, 16(3): 575-583.
Lou C W, Ge Q B, Liu H P, et al. Active perception method for UAV group target search[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(3): 575-583.
- [17] 刘云昊, 邓亦敏, 段海滨, 等. 基于飞蛾信息素寻偶机制的无人机集群协同搜索[J]. *国防科技大学学报*, 2022, 44(4): 22-31.
Liu Y H, Deng Y M, Duan H B, et al. Unmanned aerial vehicle swarm cooperative search based on moth pheromone courtship mechanism[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2022, 44(4): 22-31.
- [18] 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, 9(19): 19346-19361.
- [19] Savkin A V, Huang H L. Proactive deployment of aerial drones for coverage over very uneven terrains: a version of the 3D art gallery problem[J]. *Sensors*, 2019, 19(6): 1438.
- [20] Chen J C, Ling F Y, Zhang Y, et al. Coverage path planning of heterogeneous unmanned aerial vehicles based on ant colony system[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2022, 69: 101005.
- [21] Hu C Y, Ding L M, Liu B H, et al. Multi unmanned aerial vehicle area coverage control based on enhanced alpha-guided grey wolf optimizer[C]//*Proceedings of the 2021 International Conference on Electronic Information Technology and Smart Agriculture (ICEITSA)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 410-415.
- [22] Qin Z, Dong C, Li A J, et al. Trajectory planning for reconnaissance mission based on fair-energy UAVs cooperation[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 91120-91133.
- [23] Liu Z, Zhan C, Cui Y, et al. Robust edge computing in UAV systems via scalable computing and cooperative computing[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(5): 36-42.
- [24] 郭鸿志, 王宇涛, 王佳黛, 等. 面向复杂任务的多无人机协同计算资源分配与优化[J]. *无线电通信技术*, 2022, 48(6): 1012-1018.
Guo H Z, Wang Y T, Wang J D, et al. Multi-UAV cooperative computing resource allocation and optimization for complex tasks[J]. *Radio Communications Technology*, 2022, 48(6): 1012-1018.
- [25] 郭永安, 王宇翔, 周沂, 等. 边缘网络下多无人机协同计算和资源分配联合优化策略[J]. *南京航空航天大学学报*, 2023,

55(5): 757-767.

Guo Y A, Wang Y A, Zhou Y, et al. Multi-UAV collaborative computing and resource allocation joint optimization strategy in edge networks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(5): 757-767.

- [26] Seid A M, Boateng G O, Anokye S, et al. Collaborative computation offloading and resource allocation in multi-UAV-assisted IoT networks: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(15): 12203-12218.
- [27] Alsamhi S H, Shvetsov A V, Kumar S, et al. Computing in the sky: a survey on intelligent ubiquitous computing for UAV-assisted 6G networks and industry 4.0/5.0[J]. Drones, 2022, 6(7): 177.
- [28] Deng H Q, Huang J, Liu Q, et al. A distributed collaborative allocation method of reconnaissance and strike tasks for heterogeneous UAVs[J]. Drones, 2023, 7(2): 138.
- [29] Yang T T, Jiang Z, Sun R J, et al. Maritime search and rescue based on group mobile computing for unmanned aerial vehicles and unmanned surface vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(12): 7700-7708.
- [30] Wang Y T, Chen W W, Luan T H, et al. Task offloading for post-disaster rescue in unmanned aerial vehicles networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2022, 30(4): 1525-1539.
- [31] Xu F, Zi S, Wang J G, et al. A computing offloading strategy for UAV based on improved bat algorithm[J]. Cognitive Robotics, 2023, 3: 265-283.
- [32] 李立, 王司令, 周洋, 等. 基于边缘计算的无人机协同任务卸载策略研究[J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(6): 1270-1275.
Li L, Wang S L, Zhou Y, et al. Research on cooperative mission offloading strategy for drones based on edge computing[J]. Computer & Digital Engineering, 2023, 51(6): 1270-1275.
- [33] 华罗庚, 王元. 数论在近似分析中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 1978: 1-99.
Hua L G, Wang Y. Applications of number theory in approximate analysis[M]. Beijing: Science Press, 1978: 1-99.

[作者简介]



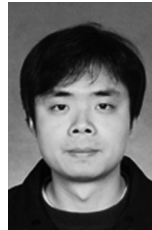
洪晖杰 (2000-), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为无人机集群作战、协同计算、边缘计算等。



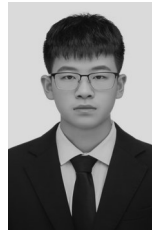
毛雅淇 (2000-), 女, 西北工业大学电子信息学院博士生, 主要研究方向为无人机边缘计算等。



林晓勇 (1974-), 男, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院副教授, 主要研究方向为空地通信、人工智能等。



李大鹏 (1982-), 男, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院教授, 主要研究方向为空地通信、人工智能等。



赵志翔宇 (2005-), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院在读, 主要研究方向为无人机硬件制作、飞控测试等。