

# 复杂动态环境下多无人机韧性协同任务规划算法

赵学健<sup>\*①②③</sup> 谢璐璐<sup>①②③</sup> 王恩良<sup>①③</sup>

<sup>①</sup>(南京邮电大学宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室 江苏 南京 210003)

<sup>②</sup>(南京邮电大学现代邮政与智慧交通学院)

<sup>③</sup>(南京邮电大学国家邮政局邮政行业技术研究中心(物联网技术)江苏 南京 210003)

**摘要:** 针对复杂动态环境下多无人机协同任务规划中任务动态到达、平台故障、禁飞约束与链路质量波动并存所导致的任务分配与航路规划强耦合问题, 本文构建动态韧性任务与航路耦合规划模型, 将任务价值、航路代价、能耗、干扰惩罚、时间窗、能力约束、冲突消解和链路质量纳入统一优化框架, 并以补偿负载与韧性指标刻画中断风险对系统效能的影响。在此基础上提出韧性感知混合群智能优化算法(Resilience-Aware Hybrid Swarm Optimization, RAHSO): 以聚类与遗传初始化生成高质量初始解, 用粪甲虫优化器(dung beetle optimizer, DBO)与粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)混合搜索结合遗传算法(genetic algorithm, GA)与变邻域搜索(variable neighborhood search, VNS)实现全局探索与局部精修, 引入死锁检测与修复保障分配结果的无环一致性, 并设计基于近端策略优化(Proximal Policy Optimization, PPO)的事件驱动在线重规划模块以应对紧急任务插入与无人机故障。在仿真平台上构建静态、规模扩展、动态事件和中断四类场景开展对比与消融实验, 结果表明RAHSO在任务完成率、累计任务价值、平均能耗、恢复时间和韧性指数等指标上具备稳定优势, 并在保证在线重规划实时性的前提下兼顾任务效率与系统韧性。

**关键词:** 多无人机; 协同任务规划; 任务分配; 航路规划; 混合群智能优化; 韧性重规划

中图分类号: V249.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-12

DOI: 10.11999/JEIT260138

CSTR: 32379.14.JEIT260138

## 0 引言

随着无人机智能化与集群化水平提升, 多无人机系统已在灾害侦察、巡检监测、应急搜救和临时通信保障等场景展现突出潜力<sup>[1]</sup>。相较单机, 多无人机可在更大尺度上组织任务并形成协同冗余, 但效能释放取决于任务分配与航路规划能否在统一框架内协调求解。当任务动态到达、平台故障、禁飞区变化与链路波动并存时, 任务集合、资源状态与空间可达性持续演化, 传统串行流程难以兼顾任务价值、航路代价、响应时效与系统韧性。

现有研究主要从航路规划、任务分配与任务—航路耦合规划三方向展开。航路规划方面, 鲜勇等<sup>[2]</sup>综述了智能优化与机器学习方法; 徐广通等<sup>[3]</sup>提出动态优先级解耦的分布式序列凸规划; 胡克等<sup>[4]</sup>构建未知混合动态环境下的在线重规划与轨迹生成策略; Rahman等<sup>[5]</sup>综述启发式、元启发式与机器学习进展; Quadt等<sup>[6]</sup>讨论多目标向多机协同的扩展; Güven和Yanmaz<sup>[7]</sup>将网络连通性纳入目标; Majeed等<sup>[8]</sup>和Chen等<sup>[9]</sup>分别面向城市覆盖与持续监视设计优化方法。上述工作多假定任务集合预先确定, 缺乏航路约束对任务选择的反向反馈, 亦

少考虑平台失效与突发事件。

任务分配与耦合规划方面, Mahato等<sup>[10]</sup>通过本地竞价与共识传播实现分布式一致分配; Peng等<sup>[11]</sup>总结了分配模型与求解算法; Li等<sup>[12]</sup>面向输电线路巡检提出多机制群智能优化; Jiang等<sup>[13]</sup>融合聚类与微分粒子群实现分层求解; Wang等<sup>[14]</sup>和Zhao等<sup>[15]</sup>分别引入多智能体PPO与多目标强化学习。但多数仍采用“先分配、后规划”的串行结构, 动态事件下鲁棒性与可解释性不足。

韧性与在线重规划方面, 王孟阳等<sup>[16]</sup>提出基于动态联盟策略的集群在线任务规划; 周文惠等<sup>[17]</sup>设计了分布式任务重规划机制; Sheng等<sup>[18]</sup>面向复杂地形与通信约束提出重规划方法; Mayya等<sup>[19]</sup>显式建模故障对异构系统的影响; Notomista等<sup>[20]</sup>将能耗与任务优先级纳入韧性框架; Wang等<sup>[21]</sup>构建任务—航路—编队联合优化模型。这些工作仍缺少能同时刻画任务动态到达、平台失效、禁飞约束与链路变化, 并在统一框架内兼顾任务收益、航路代价与在线恢复能力的协同方法。

基于此, 本文提出“韧性感知混合群智能优化算法”(Resilience-Aware Hybrid Swarm Optimization, RAHSO), 求解多无人机任务与航路协同规划问题。主要创新如下: 第一, 构建动态韧性任务与航路耦合规划模型, 将任务价值、航路代价、能

耗、干扰惩罚、时间窗、平台能力、冲突消解与链路质量纳入统一框架，并以补偿负载与韧性指数刻画中断风险对效能的影响。第二，设计融合聚类初始化、DBO与PSO混合搜索、GA与VNS局部精修及Tarjan死锁修复的协同优化方法，使任务分配、访问顺序、航路修正与功率控制在同一迭代中协同更新，并从非退化收敛、有限终止与局部重规划复杂度给出理论分析。第三，引入事件驱动的PPO在线重规划模块，在紧急任务插入、无人机故障与链路变化下提取受影响子问题快速调整，并通过静态、规模扩展、动态事件、中断干扰与消融实验验证有效性。

## 1 基于DBO-PSO混合框架的无人机协同算法

### 1.1 问题表述与模型构建

考虑由 $N$ 架异构无人机执行 $M$ 个任务的协同规划问题。记无人机集合为 $(U = 1, 2, \dots, N)$ ，任务集合为 $(T = 1, 2, \dots, M)$ 。每个任务由位置、价值、时间窗、服务时长和能力需求向量定义；每架无人机具有初始位置、能力向量、最大航程、能量上限和最大发射功率。环境包含禁飞区集合、干扰源集合，以及执行中可能随机到达的紧急任务和平台故障事件。本文在二维平面建模，飞行高度按固定飞行层处理。

优化目标为：在满足时间窗、能力、能量、禁飞区回避、航路冲突消解和链路质量等约束下，同时确定任务分配关系与各无人机访问航路，使系统综合收益最大。如图1所示，初始阶段各无人机沿虚线航路执行常规任务；随仿真推进，紧急任务到达、链路质量下降、禁飞区与干扰源变化会使原方

案因时间窗冲突、航程不足、信干噪比低于阈值或穿越禁飞区而失效。本文将上述变化映射为动态任务集合、无人机状态、禁飞区约束、链路质量约束和中断风险项，在统一目标函数中同时优化任务分配、访问顺序与飞行航路，具体求解流程见第1.2节。

定义二元变量 $x_{ij} \in \{0, 1\}$ 表示任务 $j$ 是否由无人机 $i$ 执行， $\pi_i$ 表示无人机 $i$ 的任务访问序列。综合考虑任务收益、航路代价、能耗、干扰惩罚与中断损失，建立如下优化目标：

$$\begin{aligned} \max F = & \alpha_1 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} r_j - \alpha_2 \sum_{i=1}^N C_i^{\text{path}} - \alpha_3 \sum_{i=1}^N E_i \\ & - \alpha_4 \sum_{i=1}^N C_i^{\text{int}} - \alpha_5 \sum_{j=1}^M p_j \ell_j \end{aligned} \quad (1)$$

其中， $C_i^{\text{path}}$ 为无人机 $i$ 的航路长度代价， $E_i$ 为其能量消耗， $C_i^{\text{int}}$ 为通信干扰惩罚项， $p_j$ 为任务 $j$ 在执行期间因平台故障、链路中断或局部区域不可达而导致中断的先验概率， $\ell_j$ 为任务 $j$ 中断造成的性能损失， $\alpha_1 \sim \alpha_5$ 为权重系数。

模型需满足以下约束。

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, \quad \forall j \in \mathcal{T} \quad (2)$$

$$x_{ij} \mathbf{d}_j \preceq \mathbf{c}_i, \quad \forall i \in \mathcal{U}, \forall j \in \mathcal{T} \quad (3)$$

$$a_j \leq t_j^{\text{start}} \leq b_j, \quad \forall j \in \mathcal{T} \quad (4)$$

$$E_i \leq E_i^{\text{max}}, \quad L_i(\pi_i) \leq L_i^{\text{max}}, \quad \forall i \in \mathcal{U} \quad (5)$$

$$\text{SINR}_{ik} \geq \gamma_{\text{th}}, \quad \forall (i, k) \in \mathcal{C} \quad (6)$$

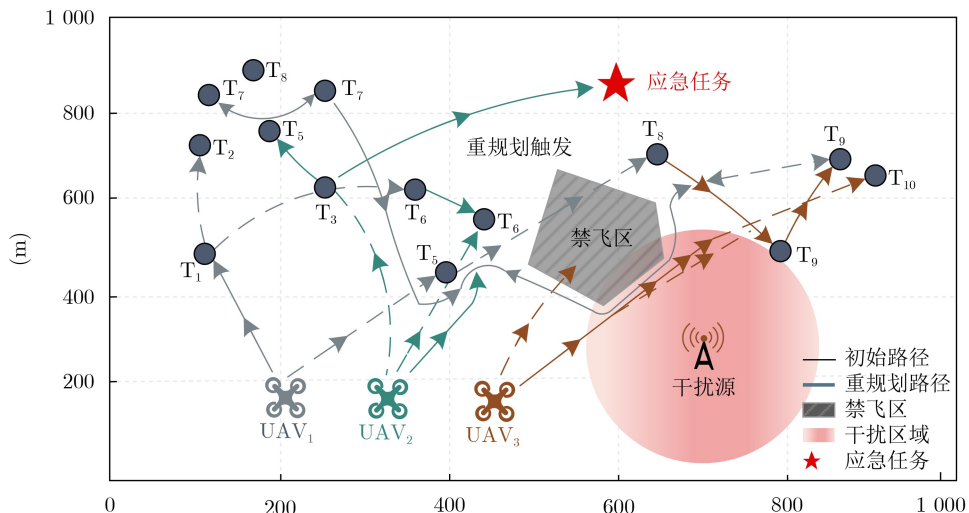


图1 复杂动态环境下多无人机协同任务规划场景示意图

$$\text{Path}(\pi_i) \cap \mathcal{Z} = \emptyset, \quad \forall i \in \mathcal{U} \quad (7)$$

式(2)—(7)依次约束任务的唯一分配、平台能力、时间窗、能量与航程、链路信干噪比阈值,以及访问航路对禁飞区的回避。此外各无人机航路还需满足时空避碰要求。

其中,  $p_j \in [0, 1]$  表示任务  $j$  的中断先验概率,其取值与信道模型、平台可靠性和环境扰动强度有关。为考察不同扰动程度对算法性能的影响,第2.5节分别设置  $p \in \{0, 0.2, 0.4, 0.6\}$ , 对应无中断、轻度、中度和重度中断四个水平。瑞利衰落信道中等信噪比下中断概率典型值约0.2~0.6, 本文设置与之一致。

为量化系统在扰动条件下的性能保持能力,定义韧性指数为

$$R = \frac{U_{\text{disturbed}}}{U_{\text{baseline}}} \quad (8)$$

其中,  $U_{\text{baseline}}$  为无扰动基线场景下的累计任务价值,  $U_{\text{disturbed}}$  为扰动场景下的累计任务价值。 $R$  越接近1, 表示系统在扰动下的性能保持能力越强。

## 1.2 RAHSO算法设计

RAHSO整体流程如图2所示, 由离线主优化与在线重规划两阶段构成: 离线阶段经混合编码与初

始化生成种群, 再由DBO、PSO、GA与VNS混合搜索结合Tarjan死锁修复求解; 在线阶段由事件检测触发PPO局部重规划。下文按图2模块顺序展开。

### 1.2.1 混合编码与初始化

RAHSO采用任务分配、访问序列、航路参数和功率参数的混合编码。其中任务分配部分为二元矩阵  $X \in \{0, 1\}^{N \times M}$ , 访问序列部分为各无人机的任务执行顺序, 航路参数和功率参数分别对应局部航路修正量与发射功率控制变量。为提高初始种群质量, 初始化分两步完成。首先利用K-means根据任务空间分布将  $M$  个任务划分为若干簇, 簇数以  $\lceil M/C_{\max} \rceil$  为下界, 其中  $C_{\max}$  为单架无人机最大任务容量; 再在各簇内用遗传算法生成满足时间窗与能力约束的初始访问序列, 适应度函数为航路长度与时间窗违规罚项之和的负值。若干代演化后将各簇方案组合为完整初始种群, 为优化提供可行且多样的起点。

### 1.2.2 DBO与PSO混合搜索及局部精修

主优化阶段采用DBO与PSO级联的混合搜索框架: DBO扩大搜索范围并维持种群多样性, PSO在高质量区域更新连续变量, GA与VNS修正离散访问序列, 使任务分配、访问顺序、航路修正量和功率控制变量在同一迭代中协同更新。

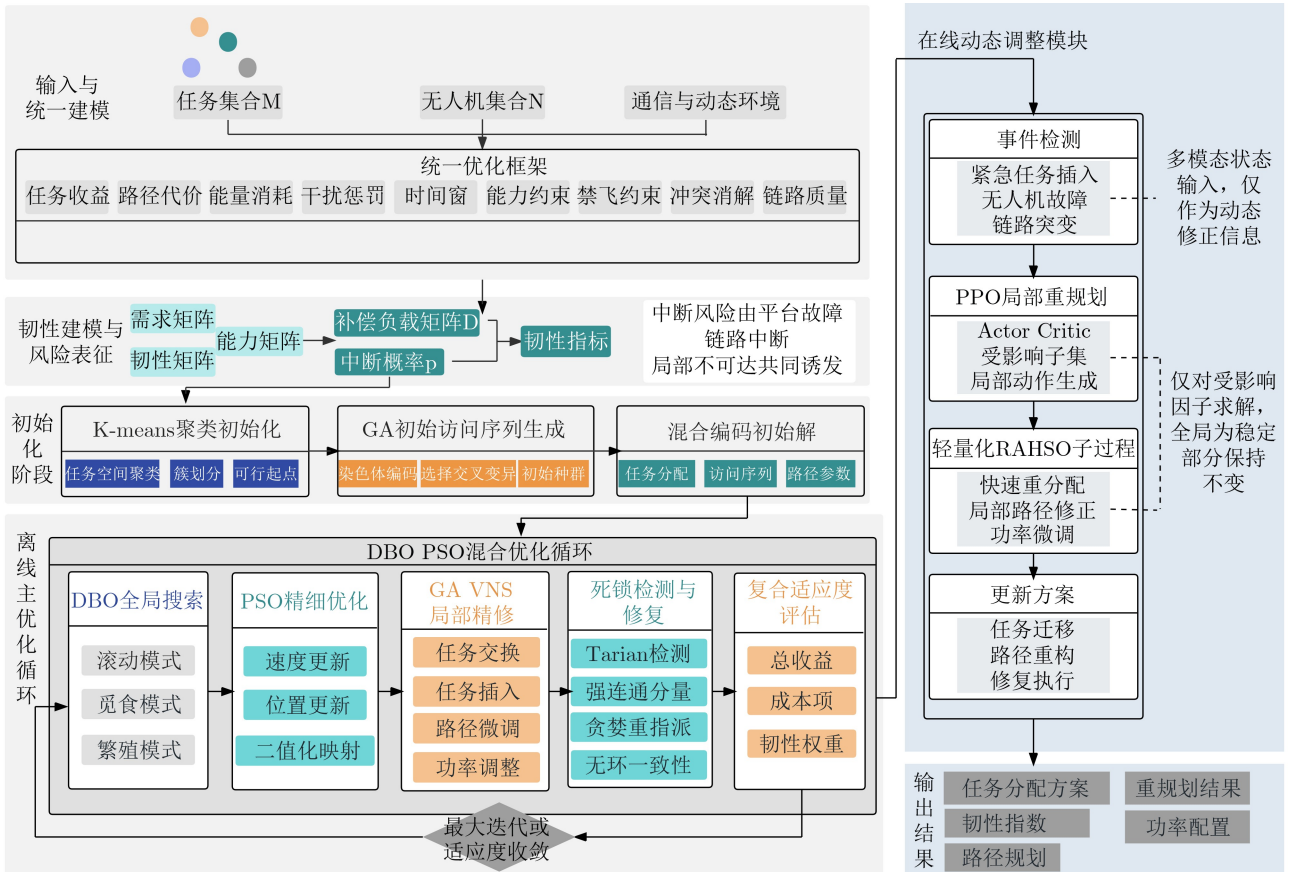


图2 基于DBO与PSO混合框架的无人机任务与航路协同规划算法流程图

DBO阶段包含滚动、觅食和繁殖三种更新模式：滚动模式利用全局最优解和随机扰动引导候选解向高质量区域移动(粒子位置按式(9)更新)；觅食模式在邻域内生成随机样本并以最优者替换当前解；繁殖模式对精英粒子施加小幅高斯扰动后复制以维持活性。三种模式触发概率由种群多样性动态调节；

$$X_{t+1} = X_t + \alpha (X_{gbest} - X_t) + \beta \mathbf{w}_t \quad (9)$$

其中， $\alpha$ 和 $\beta$ 随迭代线性衰减， $\mathbf{w}_t$ 为标准高斯随机游走向量， $X_{gbest}$ 为当前全局最优位置。三种模式触发概率由式(10)定义的种群多样性 $\sigma$ 动态调节，当 $\sigma$ 低于阈值时增大滚动与觅食概率以缓解早熟。

$$\sigma = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \|X_p - \bar{X}\| \quad (10)$$

PSO阶段对DBO输出的候选解进一步精细化，速度与位置按式(11)与式(12)更新。

$$V_{t+1} = wV_t + c_1 r_1 (X_{pbest} - X_t) + c_2 r_2 (X_{gbest} - X_t) \quad (11)$$

$$X_{t+1} = X_t + V_{t+1} \quad (12)$$

惯性权重线性衰减，以在前期保留探索能力、后期增强局部收敛。离散任务分配变量经sigmoid映射后按阈值二值化；对违反能力、时间窗、能量和禁飞区约束的候选解先执行约束修复再计算适应度。DBO与PSO完成一轮更新后，从高质量解中提取访问序列作为GA初始个体，对任务执行顺序进行交叉与变异；VNS再在任务交换、任务插入、航路节点微调和功率比例调整等邻域结构中进行局部优化，直至适应度不再改善。复合适应度函数定义为

$$\text{Fitness} = \sum_{j=1}^M r_j x_{ij} - (C^{\text{path}} + C^{\text{power}} + C^{\text{int}}) + \lambda R \quad (13)$$

其中韧性权重用于平衡任务价值、资源消耗与中断风险。终止条件为达到最大迭代次数或连续若干代适应度变化小于收敛阈值。

### 1.2.3 可执行性校验与死锁修复

时间窗先后依赖、资源互斥和航路冲突可能导致不可执行的循环依赖。为此构建任务依赖有向图，节点为待执行任务，有向边表示一个任务的完成是另一任务可执行的前提(可源自时间窗先后、共享资源或航路冲突)。采用Tarjan算法检测所有强连通分量；若存在强连通分量则表明分配中存在环，此时按任务价值密度、时间紧迫度和无人机剩

余能力构成的综合优先级对环内任务逐一贪婪重指派，仅当减少环内依赖或降低冲突强度时接受；若环内任务无法被其他无人机可行接收，则将低优先级任务转入待重规划集合。修复持续至图中无环，从而保证分配结果的无环一致性与可执行性。

### 1.2.4 事件驱动在线重规划

为提高对紧急任务插入、平台故障和局部拓扑变化的响应能力，引入基于近端策略优化的事件驱动在线重规划模块，将在线调整建模为马尔可夫决策过程：状态由当前任务分配矩阵、各无人机剩余能量、关键链路SINR和环境变化向量组成，动作为受影响任务子集的重分配方案与局部航路修正量。奖励函数写为：

$$R_{rl} = \Delta U - \kappa t_{\text{delay}} \quad (14)$$

其中， $\Delta U$ 为调整后的任务价值增量， $t_{\text{delay}}$ 为响应延迟， $\kappa$ 为延迟惩罚系数。

PPO代理采用演员评论家架构。策略网络 $\pi(A|S; \theta)$ 输出动作分布，值函数 $V(S; \phi)$ 估计预期回报。策略更新基于剪裁代理目标。

$$\mathcal{L}^{\text{clip}}(\theta) = \hat{\mathbb{E}}_t \left[ \min \left( r_t(\theta) \hat{A}_t, \text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon) \hat{A}_t \right) \right] \quad (15)$$

其中， $r_t(\theta) = \pi(A_t|S_t; \theta) / \pi(A_t|S_t; \theta_{\text{old}})$ ， $\hat{A}_t$ 为广义优势估计， $\epsilon$ 为剪裁系数。值函数损失为

$$\mathcal{L}^V(\phi) = \hat{\mathbb{E}}_t \left[ \left( V(S_t; \phi) - \hat{R}_t \right)^2 \right] \quad (16)$$

代理离线预训练后部署。在线阶段，事件检测模块以固定间隔监控环境变化向量的范数；当 $\|\Delta e\|$ 超过阈值时，仅提取受影响任务及相关无人机构成局部子问题，由PPO给出初始调整动作，再调用轻量化RAHSO子过程快速修正。该设计使全局稳定部分不受干扰，局部重规划在较短时间内完成。

## 1.3 算法改进机制的理论分析

### 1.3.1 收敛性分析

本文从精英保留的非退化性、随机算子的可达性和死锁修复的有限终止性三方面说明RAHSO关键改进机制的合理性。记第 $t$ 轮外层迭代结束后种群中的精英解为 $e_t$ ，其适应度值为 $F_t$ 。适应度由式(1)的综合目标函数计算。由于采用混合编码且数值实现以有限精度存储，可行解集合为有限集合。

定理1：在精英保留策略下，精英适应度序列 $F_t$ 单调不减且必然收敛。

证明：DBO、PSO、GA与VNS算子仅生成新候选解，精英保留策略将上一轮精英解无损复制至



下一轮候选集合。因此，下一轮精英解的适应度不小于上一轮精英解的适应度， $F_t$  单调不减。由于可行解集合有限，目标函数在该集合上存在上界。由单调有界收敛定理可知， $F_t$  必然收敛。证毕。

**假设1：**存在常数  $L$  与正概率  $q$ ，使得当当前精英解尚未达到全局最优时，在随后至多  $L$  轮迭代内，DBO 随机扰动、PSO 速度更新、GA 变异与 VNS 邻域切换联合产生更优可行解的概率至少为  $q$ 。

该假设具有合理性：GA 变异与任务交换、插入使离散访问序列保持正概率探索；DBO 与 PSO 对连续航路参数和功率变量施加随机扰动；死锁修复将不可执行解映射回可行域，避免因循环依赖而停滞。

**推论1：**在假设1成立时，RAHSO 的精英解以概率1收敛到全局最优解。

**证明：**设  $E_k$  表示第  $k$  个长度为  $L$  的迭代区间内未产生优于当前精英解的可行解。由假设1可知， $E_k$  发生的概率不超过  $1 - q$ 。随着迭代区间数量趋于无穷，连续未改进事件的概率趋于0。结合精英保留机制保证最优解一旦获得便不会丢失，可知 RAHSO 的精英解以概率1收敛到全局最优解。证毕

**定理2：**在第1.2.3节给出的接受规则下，Tarjan 死锁检测与贪婪修复过程可在有限步内终止。

定理2的证明：设任务依赖图为  $G = (V, E)$ ，定义势函数

$$\Phi(G) = \sum_{C \in \mathcal{S}(G)} |E(C)| \quad (17)$$

其中  $\mathcal{S}(G)$  为含环强连通分量集合。每次被接受的重指派至少删除一条环内依赖边或将环内任务迁出，故  $\Phi(G_{r+1}) < \Phi(G_r)$ 。由于  $\Phi$  为非负整数且初值有限，过程必在有限步终止。

上述结果为混合搜索的非退化收敛与死锁修复的有限终止提供了理论支撑。

### 1.3.2 局部重规划复杂度分析

设任务数为  $M$ ，无人机数为  $N$ 。本文关注任务规模扩展，因此将  $M$  视为主要增长变量；无人机数  $N$ 、粒子数、最大迭代次数、GA 代数、邻域数与 PPO 深度均为常数，单解编码维度随任务规模线性增长。

候选解适应度计算含四部分：①任务价值、航路长度、能耗与时间窗可行性的逐任务累积；②任务依赖图与冲突图构建(最坏情形需判断任务对间的时序冲突、资源互斥与局部航路冲突)；③Tarjan 环检测与修复；④GA 与 VNS 邻域扫描。由于任务对关系最坏随  $M^2$  增长，单解处理代价主导项为  $O(M^2)$ 。

上述算子均在固定规模种群上执行，单轮外层迭代代价由候选解评估和邻域扫描主导，初始化阶段 K means 复杂度低于主迭代主导项。故离线主优化阶段的复杂度上界为  $O(M^2)$ ，其中常数项由粒子数、迭代轮数、邻域数量和网络规模决定。

**命题1：**设动态事件发生后受影响任务子集规模为  $m$ ，且  $m$  小于  $M$ 。在相同候选解评估规则下，事件驱动局部重规划的主导复杂度为  $O(m^2)$ ，低于全局重优化的  $O(M^2)$ 。

**证明：**事件触发后仅提取受影响任务及相关无人机构成局部子问题，其任务依赖图、冲突图和邻域扫描均只在  $m$  个任务上构建，故主导复杂度为  $O(m^2)$ 。由于  $m$  小于  $M$ ，且平方函数单调递增，因此  $O(m^2)$  低于  $O(M^2)$ 。证毕。

该命题说明，PPO 在线模块不仅给出调整动作，还在结构上将动态响应阶段的求解规模从全局任务集合压缩到受影响子集，从而在保持解质量的同时降低响应阶段计算开销。

## 2 实验与结果分析

### 2.1 实验环境与设置

为验证方法的有效性与鲁棒性，基于 AirSim 仿真平台构建多无人机协同任务规划场景，在静态、规模扩展、动态事件和中断四类场景下开展对比实验。所有场景均为  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$  的二维区域，任务点与无人机初始位置按均匀分布随机生成。除特别说明外，各算法在相同任务实例和随机种子集合上独立运行。表1为实验平台软硬件配置。

本文选取7种代表性方法作为对比基线，涵盖集中式智能优化、分布式协同决策和深度强化学习三类范式。为保证公平，所有算法在统一场景和终止条件下实现，关键参数经预实验在同一验证集调优。各基线的文献来源、类别、信息结构与关键参数见表2。

实验包括四类场景：一是静态场景下的基准性

表 1 实验软硬件环境配置

| 项目     | 配置                                    |
|--------|---------------------------------------|
| CPU    | Intel Core i7 - 12700K @ 3.60GHz(12核) |
| GPU    | NVIDIA GeForce RTX 3080 10GB GDDR6X   |
| 内存     | 32 GB DDR4 3200 MHz                   |
| 操作系统   | Ubuntu 20.04 LTS64位                   |
| 仿真平台   | AirSim 1.8.0+Unreal Engine场景          |
| 深度学习框架 | PyTorch 2.2(CUDA 12.1)                |
| 优化器    | Adam, 初始学习率 $1 \times 10^{-4}$        |
| 编程语言   | Python 3.10                           |

能对比,二是任务规模扩展下的可扩展性分析,三是新任务插入与无人机故障触发的动态在线调整评估,四是中断概率与干扰强度变化下的韧性分析,最后通过消融实验剖析RAHSO各子模块的贡献。各评价指标的数学定义与含义见表3。

各小节依据验证目标从表3中选取相应指标:静态与规模扩展侧重完成率、累计价值、能耗、延迟与求解时间,动态与中断侧重恢复时间、价值下降与韧性指数。

## 2.2 静态任务场景下的基准性能对比

静态场景设定若干架异构无人机和若干任务点,所有任务在仿真开始时一次性发布,过程中不再出现新任务或故障。每种算法在相同任务实例上

独立运行100次,直至收敛或达到迭代上限。表4汇总了RAHSO与七种对比算法的任务完成率、累计任务价值、平均能耗和平均任务延迟。

RAHSO任务完成率达98.5%,明显高于其余算法;累计任务价值达1285,较Improved PPO提升约2.7%,较AE-BPSO和WGA分别提升约8.7%和7.3%。RAHSO在取得最高任务价值的同时,平均能耗和平均任务延迟仍较低,说明其并非以增加飞行代价换取价值,而是在任务价值与资源开销间取得更优平衡。

图4给出表4中八种算法在100次独立运行中的累计任务价值分布。RAHSO的中位数与四分位整体高于其他算法且箱体较窄,表明其在不同随机实

表 2 对比算法概览与关键参数

| 算法                                                                        | 原始文献 | 方法类别      | 信息结构      | 关键参数设置                                                                                                 |
|---------------------------------------------------------------------------|------|-----------|-----------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 韧性感知混合群智能优化算法(Resilience-Aware Hybrid Swarm Optimization, RAHSO)          | 本文   | 混合启发式+PPO | 集中训练,分布执行 | 粒子数100,最大迭代200;DBO权重线性衰减;PSO惯性权重线性衰减,认知/社会因子1.5;PPO折扣0.99,剪裁0.2,学习率 $1 \times 10^{-4}$ ,批量256          |
| 自适应精英二进制粒子群算法(Adaptive Elite Binary Particle Swarm Optimization, AE-BPSO) | [22] | 群智能优化     | 集中式       | 粒子数80,最大迭代200,惯性权重 $0.9 \rightarrow 0.5$ ,自适应精英策略用于局部搜索增强                                              |
| 动态联盟任务分配算法(Dynamic Coalition Task Allocation, DCTA)                       | [23] | 分布式协同分配   | 局部通信      | 最大协商轮数20,领导节点动态选举,邻居更新步长0.5,通信半径150 m                                                                  |
| 时序图任务卸载算法(Temporal Graph Task Offloading, TGTO)                           | [24] | 中心式图优化    | 中心式       | 时序窗口30步,预测视窗50 s,中心优化器步长0.01,最大迭代300                                                                   |
| 加权遗传算法(Weighted Genetic Algorithm, WGA)                                   | [25] | 遗传优化      | 集中式       | 种群规模100,代数200,交叉概率0.8,变异概率0.1,收益/能耗/延迟按0.5/0.3/0.2加权                                                   |
| 分布式回报聚合任务分配算法(Iterative Reward Aggregation Distributed Assignment, IRADA) | [26] | 分布式优化     | 局部通信      | 通信半径150 m,回报折扣0.95,任务刷新周期10 s,邻域更新次数5                                                                  |
| 改进近端策略优化算法(Improved Proximal Policy Optimization, Improved PPO)           | [27] | 深度强化学习    | 集中训练      | Actor-Critic三层多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)(64-64-64),折扣0.99,剪裁0.2,学习率 $1 \times 10^{-4}$ ,每轮更新10次 |
| 广义一致性捆绑拍卖算法(Generalized Consensus-Based Bundle Algorithm, G-CBBA)         | [28] | 拍卖与捆绑分配   | 分布式       | 最大拍卖轮数15,捆绑长度上限10,收益折扣0.9,冲突解算采用贪心回退                                                                   |

表 3 评价指标定义与含义

| 指标         | 数学定义                                                                                                                       | 含义说明                           |
|------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------|
| 任务完成率(%)   | $\eta = \left( \frac{N_{\text{comp}}}{M} \right) \times 100\%$                                                             | 成功完成任务数占总任务数的比例                |
| 累计任务价值     | $U = \sum_{j \in \mathcal{T}_{\text{comp}}} r_j$                                                                           | 已完成任务价值的累计值,用于刻画任务价值获取能力       |
| 平均能耗(Wh)   | $\bar{E} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i$                                                                                   | 单架无人机平均能量消耗                    |
| 平均任务延迟(s)  | $\bar{D} = \frac{1}{N_{\text{comp}}} \sum_{j \in \mathcal{T}_{\text{comp}}} (t_j^{\text{finish}} - t_j^{\text{release}})$  | 任务从发布到完成的平均时长                  |
| 韧性指数       | $R = \frac{U_{\text{disturbed}}}{U_{\text{baseline}}}$                                                                     | 扰动场景下相对于基线场景的性能保持程度            |
| 平均求解时间(ms) | $\bar{T}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{k=1}^{N_r} T_{r,k}$                                                                       | 单次规划过程的平均运行时间,主要用于静态任务和规模扩展实验。 |
| 平均恢复时间(s)  | $[\bar{T}_{\text{rec}} = \frac{1}{N_{\text{evt}}} \sum_{e=1}^{N_{\text{evt}}} (t_e^{\text{stable}} - t_e^{\text{event}})]$ | 动态事件发生后系统恢复到稳定执行状态所需的平均时间。     |

例下解质量高且稳定。相比之下，AE-BPSO和WGA分布更宽，对初始种群和任务空间分布更敏感；分布式方法IRADA和G-CBBA协调开销较低，但在高价值任务选择和航路约束联合处理上有一定损失。

2.3 任务规模扩展下的可扩展性分析

为分析可扩展性，本节固定无人机数量，将任务数从40逐步增至160。该实验为纯静态规模扩展，不涉及在线重规划，理论上八种算法均可参与。但实际运行中，DCTA协商轮数随任务数超线

性增长并超出迭代上限，难以稳定收敛；TGTO时序图邻接表内存占用超出平台容量；WGA在部分大规模实例中未能稳定收敛。故表5仅列出在四种规模下均稳定收敛的五种方法，DCTA、TGTO和WGA的完整结果见附录表A1。

图5给出五种算法平均求解时间随任务数M的变化曲线。所有方法运行时间随任务数近似线性上升，符合任务数主导的复杂度特性。RAHSO曲线始终居中偏低，最大规模下约243 ms，略高于分布式的IRADA和G CBBA，但明显低于AE BPSO和Improved PPO，说明其未为高解质量付出过高计算代价，在任务完成率与求解时间两个维度上综合效用更优。

2.4 动态事件与在线调整性能

动态实验在基础任务场景中引入新任务插入与无人机故障两类事件。考虑到IRADA、Improved PPO与G CBBA具备原生动态调整或快速重分配机制，本节重点对比这三者与RAHSO；AE BPSO、DCTA、TGTO和WGA采用事件触发后全局重优化方式运行，完整结果见附录表A2。具体地，在 $t=200$  s时新增10个紧急任务，在 $t=400$  s时随机选取一架无人机故障离场，各算法在相同事件时刻和故障注入规则下重规划，以保证对比一致。表6汇总四种算法在静态与动态场景下的累计任务价值、任务完成率，以及任务价值下降幅度和平均恢复时间。RAHSO引入动态事件后累计任务价值由1 285降至1 229(约4.4%)，任务完成率由98.5%降至95.8%(降2.7个百分点)，均为四者最

表 4 静态任务场景下各算法性能对比

| 算法           | 任务完成率(%) | 累计任务价值 | 平均能耗(Wh) | 平均任务延迟(s) |
|--------------|----------|--------|----------|-----------|
| RAHSO        | 98.5     | 1285   | 74.3     | 38.6      |
| AE-BPSO      | 91.9     | 1181   | 79.7     | 46.5      |
| DCTA         | 90.4     | 1137   | 82.6     | 49.2      |
| TGTO         | 88.7     | 1113   | 84.0     | 51.4      |
| WGA          | 92.6     | 1197   | 77.5     | 45.0      |
| IRADA        | 94.3     | 1212   | 76.0     | 43.2      |
| Improved PPO | 96.1     | 1251   | 75.4     | 40.1      |
| G-CBBA       | 93.5     | 1203   | 78.3     | 45.4      |

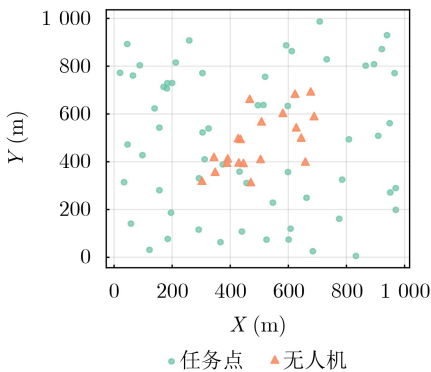


图 3 典型仿真场景中任务与无人机初始位置示意图

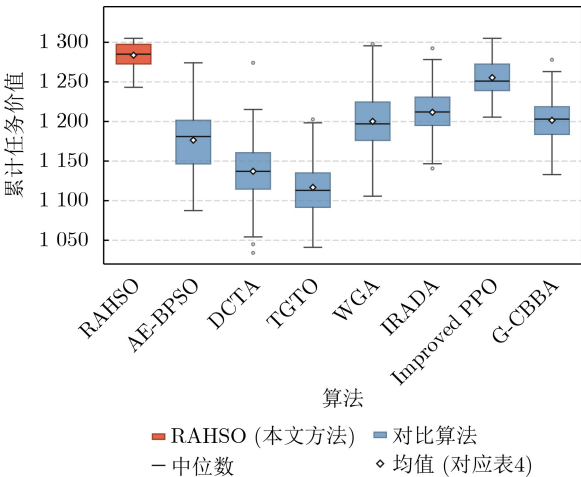


图 4 静态场景下不同算法累计任务价值的箱线分布

表 5 不同任务规模下任务完成率对比

| 任务数M | 任务完成率(%) |         |       |             |        |
|------|----------|---------|-------|-------------|--------|
|      | RAHSO    | AE-BPSO | IRADA | ImprovedPPO | G-CBBA |
| 40   | 99.3     | 95.6    | 96.2  | 97.8        | 96.1   |
| 80   | 98.8     | 93.9    | 95.3  | 96.9        | 94.9   |
| 120  | 98.1     | 92.0    | 94.5  | 95.6        | 93.1   |
| 160  | 97.1     | 89.5    | 92.4  | 94.3        | 91.0   |

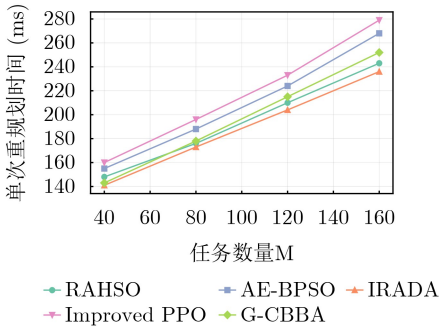


图 5 不同任务规模下算法平均求解时间随任务数变化曲线



表 6 动态事件下累计任务价值与恢复性能对比

| 算法           | 静态累计任务价值 | 动态累计任务价值 | 任务价值下降 (%) | 静态任务完成率 (%) | 动态任务完成率 (%) | 任务完成率下降 (百分点) | 平均恢复时间 (s) |
|--------------|----------|----------|------------|-------------|-------------|---------------|------------|
| RAHSO        | 1 285    | 1 229    | 4.4        | 98.5        | 95.8        | 2.7           | 35         |
| IRADA        | 1 212    | 1 125    | 7.2        | 94.3        | 90.1        | 4.2           | 52         |
| Improved PPO | 1 251    | 1 166    | 6.8        | 96.1        | 92.4        | 3.7           | 47         |
| G-CBBA       | 1 203    | 1 106    | 8.1        | 93.5        | 89.3        | 4.2           | 61         |

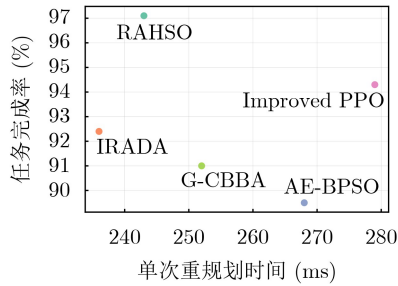


图 6 大规模任务场景下完成率与平均求解时间的二维对比

小；其恢复到稳定水平约需35 s，而IRADA、Improved PPO与G-CBBA的恢复时间分别为52 s、47 s和61 s。这表明RAHSO的PPO模块能在局部受影响区域内迅速完成任务迁移与航路修正，使全局性能在突发后较快回到接近原有的轨迹。

图7绘制四种算法累计任务价值随时间的变化曲线，虚线标记新任务插入与无人机故障时刻。新任务插入后四条曲线增速短暂下降，但RAHSO降幅最小，约230 s即恢复到接近静态场景的斜率；而G-CBBA与IRADA在200至260 s斜率明显偏低，反映其重新拍卖与回报聚合阶段调整效率有限。故障发生时，RAHSO曲线再次轻微折弯但在430 s附近完成恢复，而G-CBBA长时间维持较低斜率，表明部分任务故障后长期未补偿。可见RAHSO动态损失小且恢复快，动态环境下综合效用优于对比算法。

图8并列对比各算法的任务价值下降百分比与平均恢复时间，RAHSO在两个维度上均明显占优，恢复时间较IRADA和G-CBBA分别缩短约17 s和26 s，进一步印证其局部调整架构在状态突变下的效率优势。

## 2.5 中断与干扰下的韧性分析

为分析不同扰动强度下的性能保持能力，本节设置不同中断概率，对应无中断基线、轻度、中度和重度中断四种场景。基线韧性指数定义为1.0；当中断概率大于0时，每个任务以相应概率被中断（模拟平台故障、链路中断或局部不可达），韧性指数按公式(8)计算，静态任务集合与动态事件设置与前述实验一致。本节选取RAHSO、AE-BPSO与IRADA作为代表，分别对应混合群智能优化结合

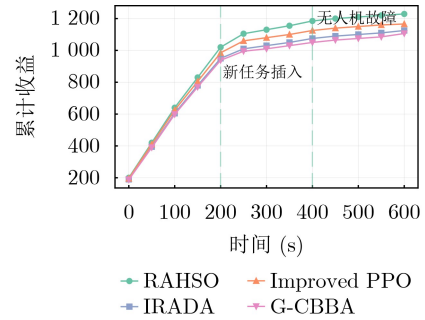


图 7 动态事件场景下累计任务价值随时间变化曲线

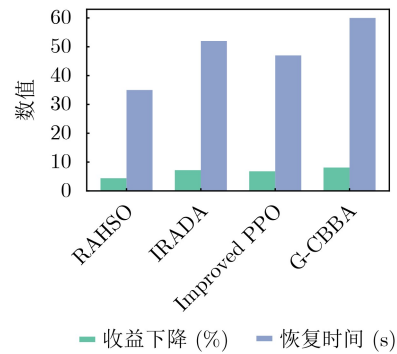


图 8 动态事件场景下任务价值下降与恢复时间对比

显式韧性建模、自适应精英粒子群和分布式回报聚合三类范式，以突出韧性加权目标与补偿负载机制是否纳入优化所造成的差异；DCTA、TGTO、WGA、Improved PPO与G-CBBA在相同设置下的结果见附录表A3，趋势与本节一致。对每一中断概率，在相同任务集合与事件设置下运行上述三种算法并计算韧性指数和归一化任务价值。

图9给出韧性指数随中断概率的变化趋势，RAHSO曲线明显比AE-BPSO更平缓，相比IRADA在高中断概率区间保持约0.05的绝对优势，说明其在优化中显式考虑了扰动下的性能保持，即面对高中断概率时适度牺牲低价值任务以换取整体价值与覆盖的稳健性。AE-BPSO曲线在高中断区间明显陡降，因缺乏显式韧性建模，易因局部中断导致全局航路严重受扰。

## 2.6 消融实验与机制贡献分析

为分析各模块的贡献，本节构造三种消融变体：变体A去除PPO，仅用DBO、PSO和GA做静



表 7 不同中断概率下韧性指数与归一化任务价值对比

| 中断概率 $p$ | RAHSO韧性指数 | RAHSO归一化收益 | AE-BPSO韧性指数 | AE-BPSO归一化收益 | IRADA韧性指数 | IRADA归一化收益 |
|----------|-----------|------------|-------------|--------------|-----------|------------|
| 0.0      | 1.00      | 1.00       | 1.00        | 1.00         | 1.00      | 1.00       |
| 0.2      | 0.96      | 0.95       | 0.92        | 0.91         | 0.95      | 0.94       |
| 0.4      | 0.91      | 0.89       | 0.84        | 0.82         | 0.88      | 0.87       |
| 0.6      | 0.86      | 0.83       | 0.75        | 0.73         | 0.81      | 0.79       |

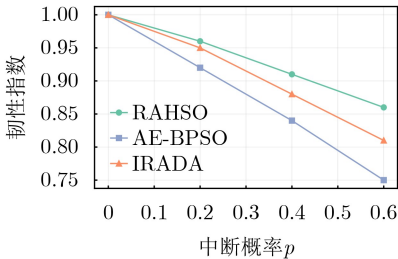


图 9 不同中断概率下韧性指数变化曲线

态优化；变体B去除DBO，仅用PSO、GA和PPO搜索；变体C去除GA与VNS，仅用DBO、PSO和PPO，不做离散航路局部重优化。表8给出四种配置在静态场景下的任务完成率、累计任务价值、平均能耗与平均延迟。完整RAHSO在四项指标上均最优，三种变体在不同维度退化：去除PPO的变体价值与完成率略降，说明静态下PPO主要为后续动态调整提供策略基础；去除DBO的变体累计价值下降近6%、完成率降约3个百分点且能耗与延迟显著增加，表明DBO在全局搜索中对避免早熟至关重要；去除GA与VNS的变体价值与完成率损失有限，但能耗和延迟明显恶化，说明局部航路微调主要负责精细化成本控制。

上述结果表明PPO在静态场景作用有限，与其面向动态响应的设计目标一致。为揭示PPO的价值，表9给出四种配置在动态事件(新增任务与无人机故障)场景下的恢复性能。

去除PPO的变体A在动态场景下任务价值下降达10.3%、恢复时间延长至58 s，均显著劣于完整RAHSO的4.4%和35 s，说明PPO的核心价值在于缩短事件响应延迟、减小扰动对全局性能的冲击。变体A与变体C静态累计价值相近，但动态下变体A降至1 109、变体C仍保持1 144，差距由静态的16扩大至动态的35，恢复时间也明显分化。

图10对比四种配置的累计任务价值，完整RAHSO明显超过三种变体且与变体B差距最大，印证DBO在全局搜索中的重要性；结合表9可见PPO与GA、VNS角色互补，前者偏向时间维度的动态调整，后者偏向空间维度的航路整理。

图11给出四种配置在静态场景下的适应度收敛曲线。去除DBO的变体B初期略有上升但很快停滞，80次迭代后基本不再改善，说明缺少DBO多模式探索后PSO易陷入次优区域；去除GA与VNS的变体C中后期略有震荡且最终收敛值明显偏低，反映缺乏航路层面的细致修复；去除PPO的变体A收敛曲线与完整RAHSO接近，但略低的最终值为后续动态调整留下隐患。可见各模块在全局探索、防止早熟、局部精修与动态重构上分工合理。

3 结束语

本文针对复杂动态环境下多无人机协同任务规划中任务动态到达、平台故障、禁飞约束与链路质量波动并存所致的强耦合问题，设计了RAHSO算

表 8 不同模块配置下RAHSO的静态性能比较

| 算法变体          | 任务完成率(%) | 累计任务价值 | 平均能耗(Wh) | 平均任务延迟(s) |
|---------------|----------|--------|----------|-----------|
| 完整RAHSO       | 98.5     | 1285   | 74.3     | 38.6      |
| 变体A(去除PPO)    | 96.4     | 1237   | 76.0     | 41.0      |
| 变体B(去除DBO)    | 95.3     | 1209   | 78.7     | 44.6      |
| 变体C(去除GA+VNS) | 95.9     | 1221   | 76.1     | 40.4      |

表 9 动态事件场景下不同模块配置的恢复性能比较

| 算法变体          | 动态累计任务价值 | 任务价值下降(%) | 动态任务完成率(%) | 任务完成率下降(%) | 平均恢复时间(s) |
|---------------|----------|-----------|------------|------------|-----------|
| 完整RAHSO       | 1 229    | 4.4       | 95.8       | 2.7        | 35        |
| 变体A(去除PPO)    | 1 109    | 10.3      | 90.2       | 6.2        | 58        |
| 变体B(去除DBO)    | 1 118    | 7.5       | 92.1       | 3.2        | 43        |
| 变体C(去除GA+VNS) | 1 144    | 6.3       | 92.8       | 3.1        | 40        |

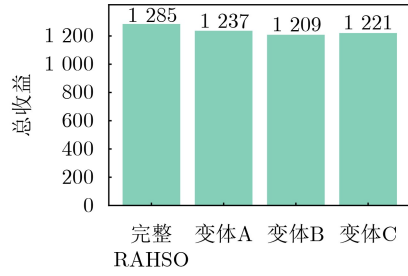


图 10 不同模块配置下累计任务价值对比

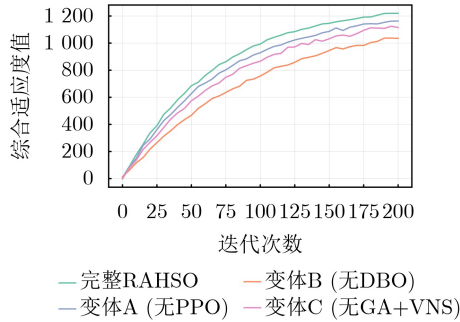


图 11 不同模块配置下静态场景收敛曲线比较

法。该方法离线阶段通过聚类与遗传初始化、DBO与PSO混合搜索、GA与VNS局部精修和Tarjan死锁检测修复获取高质量基准方案，在线阶段借助事件驱动的PPO重规划模块快速响应突发扰动。仿真表明，所提方法在静态、规模扩展、动态事件和中断四类场景下，于任务完成率、累计任务价值、平均能耗、恢复时间和韧性指数等指标上均表现较优。局限性在于：实验基于仿真平台，对真实信道时变特性、飞行动力学、感知误差和复杂气象扰动作了不同程度简化；在线策略对预训练分布较敏感，跨场景泛化能力有待验证。后续将从通信与动力学联合建模、硬件在环验证及安全约束下的在线规划等方面展开。

## 附录

表 A1 DCTA、TGTO与WGA在任务规模扩展实验下的完整结果

| 任务数M | 算法   | 任务完成率(%) | 平均求解时间(ms) |
|------|------|----------|------------|
| 40   | DCTA | 93.8     | 178        |
| 40   | TGTO | 91.5     | 241        |
| 40   | WGA  | 95.4     | 162        |
| 80   | DCTA | 90.7     | 286        |
| 80   | TGTO | 88.2     | 472        |
| 80   | WGA  | 93.5     | 253        |
| 120  | DCTA | —        | —          |
| 120  | TGTO | 82.1     | 918        |
| 120  | WGA  | 90.4     | 371        |
| 160  | DCTA | —        | —          |
| 160  | TGTO | —        | —          |
| 160  | WGA  | 86.9     | 528        |

表 A2 AE BPSO、DCTA、TGTO与WGA在动态事件场景下的恢复性能

| 算法      | 静态累计任务价值 | 动态累计任务价值 | 任务价值下降(%) | 静态任务完成率(%) | 动态任务完成率(%) | 任务完成率下降(%) | 平均恢复时间(s) |
|---------|----------|----------|-----------|------------|------------|------------|-----------|
| AE-BPSO | 1181     | 1053     | 10.8      | 91.9       | 85.4       | 6.5        | 78        |
| DCTA    | 1137     | 1008     | 11.3      | 90.4       | 83.7       | 6.7        | 84        |
| TGTO    | 1113     | 972      | 12.7      | 88.7       | 81.1       | 7.6        | 95        |
| WGA     | 1197     | 1079     | 9.9       | 92.6       | 86.9       | 5.7        | 72        |

表 A3 A3 DCTA、TGTO、WGA、Improved PPO与G CBBA在不同中断概率下的韧性指数与归一化任务价值

| 中断概率 p | 算法           | 韧性指数 | 归一化任务价值 |
|--------|--------------|------|---------|
| 0      | DCTA         | 1    | 1       |
|        | TGTO         | 1    | 1       |
|        | WGA          | 1    | 1       |
|        | Improved PPO | 1    | 1       |
|        | G-CBBA       | 1    | 1       |
| 0.2    | DCTA         | 0.9  | 0.89    |
|        | TGTO         | 0.88 | 0.86    |
|        | WGA          | 0.91 | 0.9     |
|        | Improved PPO | 0.94 | 0.93    |
|        | G-CBBA       | 0.92 | 0.91    |
| 0.4    | DCTA         | 0.8  | 0.78    |
|        | TGTO         | 0.76 | 0.74    |
|        | WGA          | 0.83 | 0.81    |
|        | Improved PPO | 0.87 | 0.85    |
|        | G-CBBA       | 0.84 | 0.82    |
| 0.6    | DCTA         | 0.71 | 0.68    |
|        | TGTO         | 0.66 | 0.63    |
|        | WGA          | 0.74 | 0.71    |
|        | Improved PPO | 0.8  | 0.77    |
|        | G-CBBA       | 0.76 | 0.73    |

## 参 考 文 献

- [1] 刘雷, 刘大卫, 王晓光, 等. 无人机集群与反无人机集群发展现状及展望[J]. 航空学报, 2022, 43(S1): 726908. doi: [10.7527/S1000-6893.2022.26908](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2022.26908).
- LIU Lei, LIU Dawei, WANG Xiaoguang, et al. Development status and outlook of UAV clusters and anti-UAV clusters[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(S1): 726908. doi: [10.7527/S1000-6893.2022.26908](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2022.26908).
- [2] 鲜勇, 郭靖, 任乐亮, 等. 无人机航迹规划智能算法研究综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(1): 106–121. doi: [10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501012](https://doi.org/10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501012).
- XIAN Yong, GUO Jing, REN Leliang, et al. Review of

- intelligent algorithms for unmanned aerial vehicle trajectory planning[J]. *Journal of Rocket Force University of Engineering*, 2025, 39(1): 106–121. doi: [10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501012](https://doi.org/10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202501012).
- [3] 徐广通, 王祝, 曹严, 等. 动态优先级解耦的无人机集群轨迹分布式序列凸规划[J]. *航空学报*, 2021, 43(2): 325059. doi: [10.7527/S1000-6893.2021.25059](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2021.25059).
- XU Guangtong, WANG Zhu, CAO Yan, *et al.* Dynamic-priority-decoupled UAV swarm trajectory planning using distributed sequential convex programming[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2022, 43(2): 325059. doi: [10.7527/S1000-6893.2021.25059](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2021.25059).
- [4] 胡克, 孙洪飞. 未知混动态环境下多无人机轨迹规划[J]. *智能系统学报*, 2025, 20(2): 445–456. doi: [10.11992/tis.202401035](https://doi.org/10.11992/tis.202401035).
- HU Ke and SUN Hongfei. Trajectory planning for multi-drone in unknow mixed dynamic environments[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2025, 20(2): 445–456. doi: [10.11992/tis.202401035](https://doi.org/10.11992/tis.202401035).
- [5] RAHMAN M, SARKAR N I, and LUTUI R. A survey on Multi-UAV path planning: Classification, algorithms, open research problems, and future directions[J]. *Drones*, 2025, 9(4): 263. doi: [10.3390/drones9040263](https://doi.org/10.3390/drones9040263).
- [6] QUADT T, LINDELAUF R, VOSKUIJL M, *et al.* Dealing with multiple optimization objectives for UAV path planning in hostile environments: A literature review[J]. *Drones*, 2024, 8(12): 769. doi: [10.3390/drones8120769](https://doi.org/10.3390/drones8120769).
- [7] GÜVEN İ and YANMAZ E. Multi-objective path planning for multi-UAV connectivity and area coverage[J]. *Ad Hoc Networks*, 2024, 160: 103520. doi: [10.1016/j.adhoc.2024.103520](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2024.103520).
- [8] MAJEED A and HWANG S O. A multi-objective coverage path planning algorithm for UAVs to cover spatially distributed regions in urban environments[J]. *Aerospace*, 2021, 8(11): 343. doi: [10.3390/aerospace8110343](https://doi.org/10.3390/aerospace8110343).
- [9] CHEN Yang, SHU Yifei, HU Mian, *et al.* Multi-UAV cooperative path planning with monitoring privacy preservation[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(23): 12111. doi: [10.3390/app122312111](https://doi.org/10.3390/app122312111).
- [10] MAHATO P, SAHA S, SARKAR C, *et al.* Consensus-based fast and energy-efficient multi-robot task allocation[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2023, 159: 104270. doi: [10.1016/j.robot.2022.104270](https://doi.org/10.1016/j.robot.2022.104270).
- [11] PENG Qiang, WU Husheng, and XUE Ruisong. Review of dynamic task allocation methods for UAV swarms oriented to ground targets[J]. *Complex System Modeling and Simulation*, 2021, 1(3): 163–175. doi: [10.23919/CSMS.2021.0022](https://doi.org/10.23919/CSMS.2021.0022).
- [12] LI Kun, YAN Xinxin, and HAN Ying. Multi-mechanism swarm optimization for multi-UAV task assignment and path planning in transmission line inspection under multi-wind field[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 150: 111033. doi: [10.1016/j.asoc.2023.111033](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111033).
- [13] JIANG Hao, LIN Sicheng, CHEN Jing, *et al.* Fusion of cluster analysis and differential particle swarm optimisation for multi-UAV task assignment on power transmission line[J]. *Engineering Computations*, 2025, 42(4): 1447–1470. doi: [10.1108/EC-12-2024-1120](https://doi.org/10.1108/EC-12-2024-1120).
- [14] WANG Yiquan, CUI Yan, YANG Yu, *et al.* Multi-UAV path planning for air-ground relay communication based on mix-Greedy MAPPO algorithm[J]. *Drones*, 2024, 8(12): 706. doi: [10.3390/drones8120706](https://doi.org/10.3390/drones8120706).
- [15] ZHAO Guodong, WANG Ye, MU Tong, *et al.* Reinforcement-learning-assisted multi-UAV task allocation and path planning for IIoT[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(16): 26766–26777. doi: [10.1109/JIOT.2024.3370152](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3370152).
- [16] 王孟阳, 张栋, 唐硕, 等. 基于动态联盟策略的无人机集群在线任务规划方法[J]. *兵工学报*, 2023, 44(8): 2207–2223. doi: [10.12382/bgxb.2022.0247](https://doi.org/10.12382/bgxb.2022.0247).
- WANG Mengyang, ZHANG Dong, TANG Shuo, *et al.* UAV swarm on-line mission planning method based on dynamic allocation strategy[J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(8): 2207–2223. doi: [10.12382/bgxb.2022.0247](https://doi.org/10.12382/bgxb.2022.0247).
- [17] 周文惠, 齐瑞云, 姜斌. 面向突发故障的分布式多无人机任务重规划方法[J]. *控制与决策*, 2023, 38(5): 1373–1385. doi: [10.13195/j.kzyjc.2022.1022](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1022).
- ZHOU Wenhui, QI Ruiyun, and JIANG Bin. Mission replanning method of distributed multiple unmanned aerial vehicles for pop-up faults[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(5): 1373–1385. doi: [10.13195/j.kzyjc.2022.1022](https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1022).
- [18] SHENG Zimao, YANG Hong'an, SONG Peng, *et al.* Towards resilience optimization: Distributed task replanning of multi-UAV system under complex terrain, individual destruction and constrained communication[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2026, 168: 110791. doi: [10.1016/j.ast.2025.110791](https://doi.org/10.1016/j.ast.2025.110791).
- [19] MAYYA S, D'ANTONIO D S, SALDAÑA D, *et al.* Resilient task allocation in heterogeneous multi-robot systems[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 1327–1334. doi: [10.1109/LRA.2021.3057559](https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3057559).
- [20] NOTOMISTA G, MAYYA S, EMAM Y, *et al.* A resilient and energy-aware task allocation framework for heterogeneous multirobot systems[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, 38(1): 159–179. doi: [10.1109/TRO.2021.3102379](https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3102379).
- [21] WANG Xinwei, GAO Xiaohua, WANG Lei, *et al.* Resilient multi-objective mission planning for UAV formation: A unified framework integrating task pre- and re-assignment[J]. *Defence Technology*, 2025, 45: 203–226. doi: [10.1016/j.dt.2024.08.002](https://doi.org/10.1016/j.dt.2024.08.002).

- [22] WANG Kehao, GONG Yufeng, LI Changzhen, *et al.* Joint optimization of task allocation, power optimization and trajectory planning in multi-UAV system[J]. *Physical Communication*, 2026, 74: 102926. doi: [10.1016/j.phycom.2025.102926](https://doi.org/10.1016/j.phycom.2025.102926).
- [23] LIU Haixiao, SHAO Zhichao, ZHOU Quanzhi, *et al.* Task allocation algorithm for heterogeneous UAV swarm with temporal task chains[J]. *Drones*, 2025, 9(8): 574. doi: [10.3390/drones9080574](https://doi.org/10.3390/drones9080574).
- [24] ZHAO Lingyu, ZHU Xiaorong, and CAI Jianhong. Task offloading algorithm for multiple unmanned aerial vehicles based on temporal graph[J]. *Sensors*, 2025, 25(21): 6759. doi: [10.3390/s25216759](https://doi.org/10.3390/s25216759).
- [25] CAO Meiling, PENG Jiaying, YANG Liu, *et al.* Multi-UAV task allocation and path planning in emergency rescue scenarios with uncertain requirements[J]. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2025, 21(10): 6107–6133. doi: [10.3934/jimo.2025124](https://doi.org/10.3934/jimo.2025124).
- [26] ZHANG Changming, XU Caiyue, LI Gang, *et al.* A distributed task allocation approach for multi-UAV persistent monitoring in dynamic environments[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 6437. doi: [10.1038/s41598-025-89787-3](https://doi.org/10.1038/s41598-025-89787-3).
- [27] ZHAN Guang, ZHANG Xinmiao, LI Zhongchao, *et al.* Multiple-UAV reinforcement learning algorithm based on improved PPO in ray framework[J]. *Drones*, 2022, 6(7): 166. doi: [10.3390/drones6070166](https://doi.org/10.3390/drones6070166).
- [28] KIM K S, KIM H Y, and CHOI H L. A bid-based grouping method for communication-efficient decentralized multi-UAV task allocation[J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2020, 21(1): 290–302. doi: [10.1007/s42405-019-00205-1](https://doi.org/10.1007/s42405-019-00205-1).

赵学健: 男, 教授、副院长、硕士生导师, 研究方向为低空技术、无人机规划。

谢璐璐: 女, 硕士研究生, 研究方向为低空技术、无人机规划。

王恩良: 男, 博士研究生, 研究方向为神经架构原理、强化学习。

## Resilience-Aware Cooperative Mission Planning Algorithm for Multi-UAV Systems in Complex Dynamic Environments

ZHAO xuejian<sup>①②③</sup> XIE lulu<sup>①②③</sup> WANG enliang<sup>①③</sup>

<sup>①</sup>(Key Laboratory of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology, Ministry of Education, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Jiangsu 210003, China)

<sup>②</sup>(School of Modern Postal and Smart Transportation, Jiangsu 210003, China)

<sup>③</sup>(Postal Industry Technology R & D Center of the State Post Bureau (Internet of Things Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Jiangsu 210003, China)

### Abstract:

**Objective** This paper addresses the strongly coupled problem of task allocation and route planning in cooperative mission planning for multiple UAV systems under complex dynamic environments, where dynamic task arrivals, UAV failures, no fly zone constraints, and link quality degradation coexist.

**Methods** A resilience aware hybrid swarm optimization algorithm, termed RAHSO, is proposed. The method first builds an integrated task and route planning model that incorporates task value, route cost, energy consumption, interference penalty, time window constraints, capability constraints, conflict resolution, and link quality. It then combines clustering and genetic initialization, DBO and PSO hybrid search, GA and VNS local refinement, and Tarjan based deadlock detection and repair to obtain high quality baseline solutions. Furthermore, an event driven PPO online replanning module is introduced to rapidly adjust affected task subsets when emergent tasks, UAV failures, or topology changes occur.

**Results and Discussions** Comparative and ablation experiments are conducted under static, scale-expansion, dynamic-event, and interruption scenarios. The results demonstrate that the proposed method achieves consistent advantages in task completion rate, total utility, average energy consumption, recovery time, and resilience index over representative baselines while maintaining acceptable replanning latency.

**Conclusions** The proposed method provides an effective solution for resilient cooperative mission and route planning of multiple UAV systems in complex dynamic environments.

**Key words:** multiple UAV systems; cooperative mission planning; task allocation; route planning; hybrid swarm intelligence optimization; resilient replanning