

面向异构多无人机协同探测的双阶段多目标协同优化方法

陈发玮, 陈 松, 彭硕康, 刘 桐

(信息工程大学, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对异构多无人机协同探测中任务分配与路径规划耦合不足, 难以获得整体效能最优解的问题, 提出一种双阶段多目标协同优化方法。首先, 设计双阶段协同优化架构与双向反馈机制, 实现任务分配与路径规划的协同迭代优化; 其次, 在任务分配阶段, 设计一种融合扇区初始化与模拟退火微调的增强型非支配排序遗传算法(E-NSGA-II); 最后, 在路径规划阶段, 提出了一种增强型多目标 A* 算法(E-MOA*)。仿真结果表明, 该方法能够在满足多重异构约束的条件下, 生成分布均匀、收敛性优良的 Pareto 前沿, 在解的质量、前沿分布和收敛稳定性方面均表现出优异性能。

关键词: 异构多无人机; 协同探测; 双阶段协同优化; 多目标优化

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1671-0673(2026)03-0330-08

Two-Stage Multi-Objective Collaborative Optimization Method for Heterogeneous Multi-UAV Cooperative Detection

CHEN Fawei, CHEN Song, PENG Shuokang, LIU Tong

(Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To address the issue of insufficient coupling between task allocation and path planning in heterogeneous multi-UAV cooperative detection, which hinders the achievement of global optimal efficiency, a two-stage multi-objective collaborative optimization method is proposed. Firstly, a two-stage cooperative optimization architecture featuring a bidirectional feedback mechanism is designed to achieve collaborative iterative optimization between task allocation and path planning. Subsequently, for the task allocation stage, an enhanced non-dominated sorting genetic algorithm-II (E-NSGA-II) is developed by integrating sector-based initialization with simulated-annealing-driven fine-tuning. Finally, an enhanced multi-objective A* algorithm (E-MOA*) is proposed for the path planning stage. Simulation results demonstrate that the proposed method effectively generates a Pareto front with uniform distribution and superior convergence under multiple heterogeneous constraints, exhibiting outstanding performance in terms of solution quality, front distribution, and convergence stability.

Key words: heterogeneous multi-UAV; cooperative detection; two-stage collaborative optimization; multi-objective optimization

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)凭借其高灵活性、低成本及可规避人员伤亡等显著优势, 已在现代战场监视、目标探测及复杂环境测绘

等任务中发挥日益突出的作用^[1-2]。随着任务需求向大规模、多类型方向发展, 单一类型无人机受自身载荷性能、续航能力的限制, 已难以独立完成复

杂多样的探测任务^[3-5]。通过在复杂探测任务中集成不同类型无人机的互补优势,能够显著提升任务覆盖范围、执行效率以及系统的整体鲁棒性^[6-7]。因此,深入研究异构多无人机协同探测的任务规划方法,对于提升无人机集群系统在实际应用中的任务效能与生存能力,具有重要的理论价值与现实意义。

近年来,学术界针对这一领域的研究主要集中于任务分配与路径规划两个方面。在任务分配方面,Luo等^[8]提出了基于双复制策略的扩展一致性束包算法,实现了异构无人机对多类型目标的协同分配;Zhang等^[9]进一步考虑优化目标的异质性,提出自适应拥挤距离的非支配排序遗传算法(Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II),使探测任务分配获得分布更为均匀的Pareto前沿;赵晓林等^[10]针对异构资源约束下的多无人机任务分配问题,构建了多约束多目标优化模型并设计了分布式求解框架;Gao等^[11]提出分组蚁群优化算法,有效解决了异构目标场景下的多无人机侦察任务分配难题;Xiong等^[12]设计了多目标灰狼优化算法(Improved Multi-Objective Gray Wolf Optimization, IMOGWO),实现了多无人机协同场景下的高效任务分配。在路径规划方面,陈进朝等^[13]构建具有异构特性的无人机动力学模型,并设计基于时空密度聚类的多区域覆盖路径规划算法;Lu等^[1]提出融合三维跳点搜索和增量更新机制的无冲突路径规划方法;李博文等^[2]设计了基于互相关协同的无人机集群区域覆盖监视路径优化方法;Karthik等^[5]提出改进型优化算法,实现了异构无人机集群的覆盖路径规划。上述研究普遍将任务规划问题解耦为任务分配与路径规划两个独立子问题分别求解。然而,二者作为协同探测任务规划的核心环节,存在天然的耦合关系,彼此相互制约、相互影响^[7]。因此,部分研究尝试采用一体式优化思路予以解决。例如,王飞等^[14]构建双层规划模型,其中上层规划立足无人机载重能力与最大航程约束,采用遗传算法完成任务分配优化;下层规划综合考虑无人机差异化性能约束,提出综合改进粒子群优化算法求解最优飞行路径;文献[15-16]则结合任务分配与路径规划两阶段的参数差异、核心任务特性,针对性设计了差异化的求解策略与优化算法。而Yang等^[17]将任务分配、航迹规划与规划评估纳入统一框架开展研究,但其本质仍遵循顺序独立的优化范式,并未实现两大核心

环节之间的深度协同与迭代反馈。

针对以上不足,提出一种双阶段多目标协同优化方法。首先,设计了双阶段协同优化架构,通过双向反馈机制实现了任务分配与路径规划两大环节的联动迭代优化。针对异构无人机任务分配问题,设计融合扇区初始化、自适应变异概率、模拟退火(Simulated Annealing, SA)微调^[18]及角度引导修复策略的增强型非支配排序遗传算法(Enhanced Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm-II, E-NSGA-II)开展求解,在加快算法收敛速度的同时,有效规避局部最优陷阱;针对多目标路径规划问题,采用加权最近邻启发式方法生成初始路径,额外引入机间冲突惩罚项与转弯代价惩罚项,提出适配协同探测场景的增强型多目标A*算法(Enhanced Multi-Objective A*, E-MOA*)。仿真结果表明,本文所提双阶段多目标协同优化方法,可满足异构多无人机协同探测场景下的任务唯一性、能量约束、路径闭环等多重异构约束,生成分布均匀、收敛性优良的Pareto最优解集;在解质量、前沿分布与收敛稳定性上表现优异,核心性能显著优于IMOGWO^[12]等5种主流多目标优化算法。

1 场景建模

异构多无人机协同探测场景如图1所示。

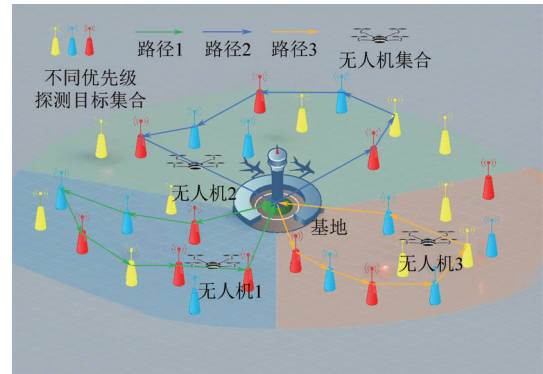


图1 异构多无人机协同探测场景示意图

在设定的二维任务区域内,部署了 M 架异构无人机 $u_i = (v_i, E_i^0, e_i^f, e_i^h), i \in \{1, 2, \dots, M\}$,其中飞行速度 v_i 、初始能量 E_i^0 、飞行能耗速率 e_i^f 、悬停能耗速率 e_i^h 存在差异;所有无人机从同一基地 $p_B = (x_B, y_B)$ 起飞,对区域内 N 个不同探测价值和优先级的目标 $t_j = (x_j, y_j, r_j, p_j^1, \tau_j), j \in \{1, 2, \dots, N\}$ 执行协同探测任务,其中探测收益 r_j 、战术优先级 p_j^1 、探测所需悬停时间 τ_j 均存在差异,且平面坐标 (x_j, y_j) 随机分布。

为描述每架无人机的飞行路径,对于每一架无人机 u_i ,定义其访问序列: $P_i = [p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,k}]$, 其中: $p_{i,k}$ 表示第 i 个无人机的第 k 个访问待探测目标节点; L_i 为分配给无人机 u_i 的待探测目标数量。定义二进制决策矩阵 $X \in \{0, 1\}^{M \times N}$, 表示待探测目标与无人机分配关系。

1.1 目标函数

在协同探测任务规划中,往往需要在“获取更多信息”与“尽快完成任务”之间做出权衡。为此,本文设置以下两个优化目标。

1) 最大化总探测收益。探测收益是任务效能的核心度量,其计算方式为收益与优先级的加权和,有:

$$\max f_1(X, P) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_{ij} \cdot r_j \cdot p_j^i) \quad (1)$$

2) 最小化时间代价。考虑同时优化任务完成效率与无人机间的时间均衡性,定义时间代价目标函数:

$$\min f_2(X, P) = \alpha \cdot \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M T_i + (1 - \alpha) \cdot \sigma_T \quad (2)$$

式中: $\alpha \in [0, 1]$ 为权重系数,用于平衡效率与均衡性; σ_T 为任务完成时间的标准差,用于衡量均衡性; 第 i 架无人机的总耗时 $T_i = (T_i^f + T_i^h)$ 由总飞行耗时 T_i^f 和总悬停耗时 T_i^h 构成。飞行耗时和悬停耗时分别为:

$$T_i^f = \frac{1}{V_i} \sum_{k=0}^{L_i} d(p_{i,k}, p_{i,k+1}) \quad (3)$$

$$T_i^h = \sum_{j=1}^N x_{ij} \cdot \tau_j \quad (4)$$

式中, $d(a, b)$ 为 a 、 b 两节点之间的欧氏距离。

1.2 约束条件

考虑实际任务场景,满足以下约束条件。

1) 唯一性约束。每个待探测目标至多分配给 1 架无人机,即:

$$\sum_{i=1}^M x_{ij} \leq 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (5)$$

2) 路径起点与终点约束。每架无人机的路径必须从基地出发并最终返回基地,即:

$$p_{i,0} = p_{i,L_i+1} = p_B, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (6)$$

这一约束模拟实际任务中无人机从基地起飞执行任务并返回回收的完整流程。

3) 能量约束。每架无人机在整个任务过程中的总能耗不得超过其初始能量:

$$E_i = E_i^f + E_i^h \leq E_i^0, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (7)$$

式中: $E_i^f = e_i^f \cdot T_i^f$ 为飞行能耗; $E_i^h = e_i^h \cdot T_i^h$ 为悬停能耗。

2 双阶段多目标协同优化方法

上一节将任务场景形式化为,在满足约束式(5)~式(7)的前提下,通过对决策矩阵 X 和访问序列 P 的联合优化,寻找能够同时满足式(1)和式(2)的 Pareto 最优解集。为了有效应对这一高维非线性问题,本节设计了一种双阶段多目标协同优化方法,构建了双阶段协同优化架构和双向协同反馈机制,如图 2 所示。

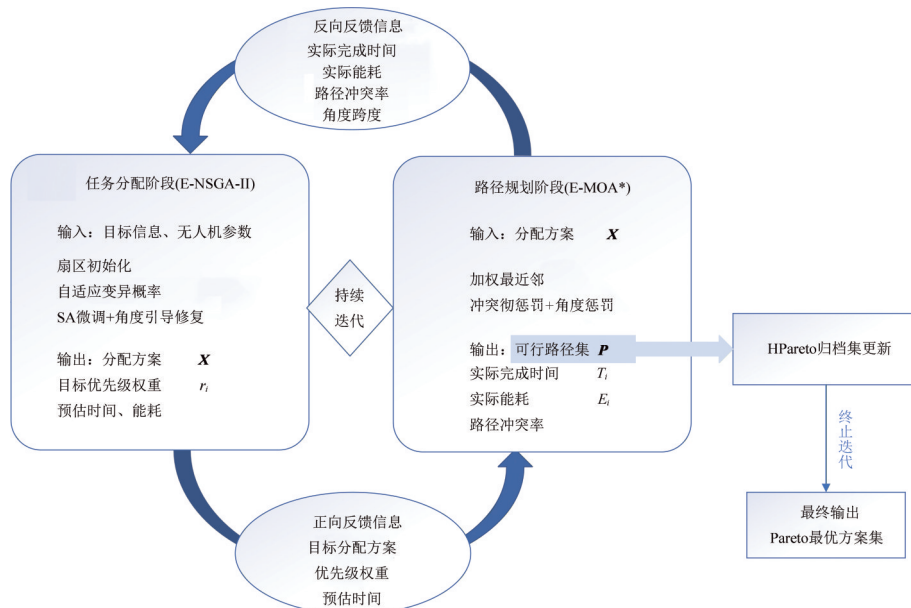


图2 双阶段协同优化架构

双向协同反馈机制通过正向与反向两条信息流实现双阶段的协同优化:1)任务分配阶段:提出E-NSGA-II算法,寻找满足约束式(5)的分配矩阵 X ,以优化目标 f_1 和 f_2 。之后,将候选分配方案 X 、目标优先级权重 r_j 和预估时间等代价信息作为输入约束传递给路径规划阶段,即式(1)和式(2)对应的联合优化问题。2)路径规划阶段:在给定 X 下,提出E-MOA*算法,寻找满足约束式(6)和式(7)的可行路径 P ,并精确计算 f_2 中的实际飞行时间 T_i 。将规划后得到的路径 P 的实际完成时间 T_i 、实际能耗 E_i 和路径冲突率等代价信息反馈至任务分配阶段,在下一轮迭代中对分配方案进行动态修正。

通过上述“分配—规划—反馈—修正”的闭环迭代机制,两个子问题在相互适应中逐步收敛,最终输出高质量Pareto解集。

2.1 基于E-NSGA-II算法的任务分配

为了提高任务分配算法收敛速度,同时避免陷入局部最优,在NSGA-II算法基础上引入3项改进,提出E-NSGA-II算法。

1)扇区初始化策略。基于各待探测目标相对于基地的方位角排序,按照扇区进行编码,得到初始种群。该策略可使初始种群具备天然的空间聚集性,减少路径交叉,并加速收敛。

2)自适应变异概率。根据种群在目标空间和决策空间的多样性动态自适应调整变异概率:目标空间多样性依据当前Pareto前沿的间距指标(Spacing, SP)^[19];决策空间多样性基于分配矩阵的汉明距离。进化初期提高变异概率以增强全局探索,后期降低变异概率以强化局部收敛。

3)局部搜索增强。为避免算法陷入局部最优,同时根据路径规划结果调整分配方案,引入两种局部搜索算子。一种是模拟退火微调:对种群施加随机扰动,以一定概率接受劣解,并随迭代温度下降逐步稳定;另一种是角度引导修复:限制每架无人机所分配待探测目标的角度跨度,若超出阈值,则将边缘待探测目标重新分配给相邻扇区的无人机。

2.2 基于E-MOA*算法的路径规划

针对多无人机协同探测任务场景,在MOA*算法基础上引入3项改进,提出E-MOA*算法。

1)加权最近邻启发式。设计启发函数 $h = \omega_1 \cdot d + \omega_2 \cdot p^T \cdot (1/r)$,其中 ω_1 、 ω_2 为权重,综合考虑当前节点到候选探测目标的欧氏距离与探测收益和优先级,引导初始路径生成。

2)路径优化与惩罚机制。引入2-opt优化机制解决已生成路径的几何缺陷,多维度惩罚机制在搜索过程中引导算法主动规避冲突与急转弯。2-opt去交叉优化^[20]检测路径中的自交叉边对,通过交换路径段消除交叉,减少冗余飞行距离。该操作不改变待探测目标访问顺序的拓扑可行性,仅优化几何形状。多维度惩罚在适应度函数中显式加入机间冲突惩罚与角度跨度惩罚,以加权形式进入目标函数。前者统计不同无人机路径之间的交叉次数,后者衡量单条路径的角度变化剧烈程度。二者结合,确保最终输出的路径既短且平滑、无冲突,满足实际飞行要求。

3 实验与分析

为确保实验结果最优,本文进行了参数敏感性分析实验,通过控制变量设置多种参数组合进行实验,并选取实验结果最优的参数进行后续实验。之后为验证所提方法的有效性和性能表现,设计了如下3个实验:1)可行性实验,验证所提方法能否生成满足所有约束的可行解,并观察Pareto前沿特性。2)消融实验,通过逐一移除算法中的关键改进模块,量化分析各模块对整体性能的贡献。3)算法性能对比实验,将所提方法与5种主流多目标优化算法(NSGA-II^[21]、NSGA-III^[22]、MOEA/D^[23]、SPEA2^[24]、IMOGWO^[12])进行对比,以证明其综合优势。实验的评价指标^[19]包括:1)解质量:最优收益、最优时间代价;2)Pareto前沿质量:超体积(Hypervolume, HV)、反向世代距离(Inverted Generational Distance, IGD)、分布均匀性(Spacing, SP);3)收敛性:世代距离(Generational Distance, GD)、收益与时间代价的迭代收敛曲线。

3.1 实验环境与设计

本实验的硬件环境为12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900 (2.40 GHz)处理器,软件基于MATLAB 2020b实现。实验任务区域为 $10 \times 10 \text{ km}^2$ 二维平面,基地位于平面中心。共设置90个待探测目标,随机分布于任务区域。收益均为单位值,探测所需悬停时间为5~15 s的随机值,战术优先级分为1、2、3这3个等级,对应权重分别为1、1.2、1.5,数量分别为33、30、27。

无人机参数设置如表1所示。3架无人机的巡航速度、能耗率等参数,涵盖高速高能耗(UAV1)、性能均衡(UAV2)和低速高能效(UAV3)等典型类型,代表实际应用中常见的异构无人机配置^[25]。

表1 无人机参数配置表

UAV	巡航速度 ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	飞行能耗 率/ s^{-1}	悬停能耗 率/ s^{-1}	初始能量
UAV1	50	1	0.5	800
UAV2	60	1.2	0.6	800
UAV3	40	0.8	0.45	800

3.2 参数敏感性分析实验

参数敏感性分析结果如图3所示。据此确定的算法参数取值详见表2。针对本文在时间代价目标中强调的“效率优先、兼顾协同”原则,选取 $(1-\alpha)=0.3$ 作为基准取值,既符合参数实验的最优区间,也匹配实际任务的战术要求。

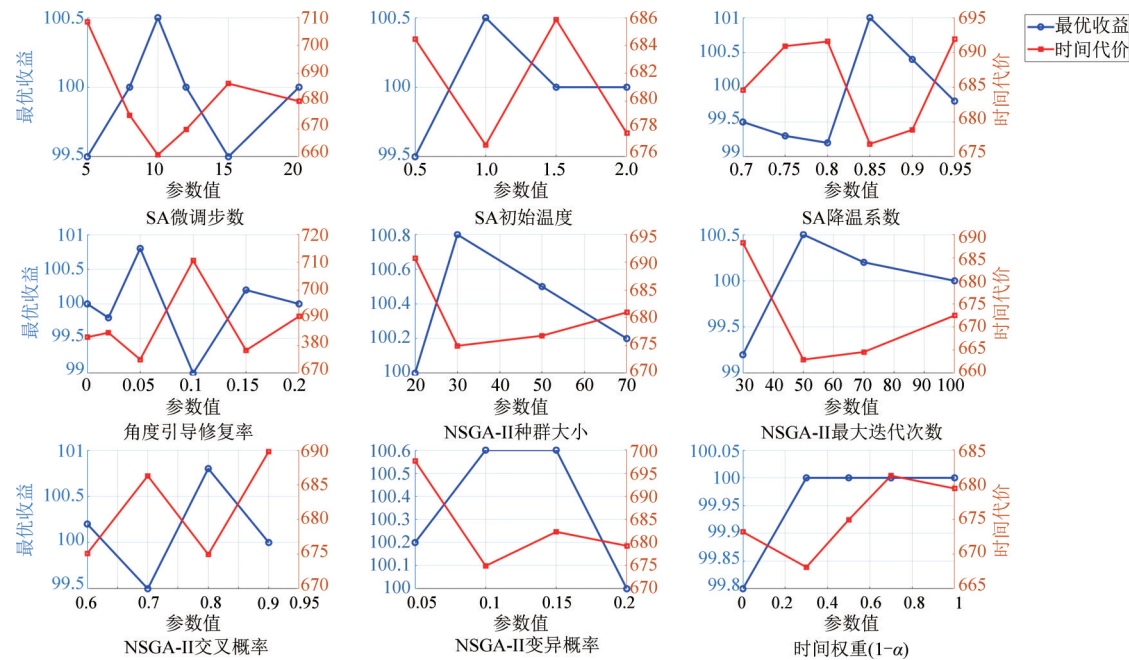


图3 参数敏感性实验结果

表2 算法参数表

参数名称	取值	参数名称	取值
SA 微调步数	10	种群大小	30
SA 初始温度	1.0	最大迭代次数	50
SA 降温系数	0.85	交叉概率	0.8
角度引导修复率	0.05	变异概率	0.1

3.3 可行性实验

本实验验证完整方法在复杂约束下生成有效规划方案的能力。

图4展示了本文方法生成的12个Pareto最优解在二维目标空间的分布,这些解近似一条连续光滑的前沿轮廓,无明显断点或离群点,均匀覆盖收益区间 $[-101.3, -67.9]$ 与含约束惩罚的时间代价区间 $[571.7, 730.3]$ 的权衡空间。表3列出了部分

Pareto 解信息。其中:解1为收益最优解(收益-101.3);解12为时间代价最优解(代价485.1)。

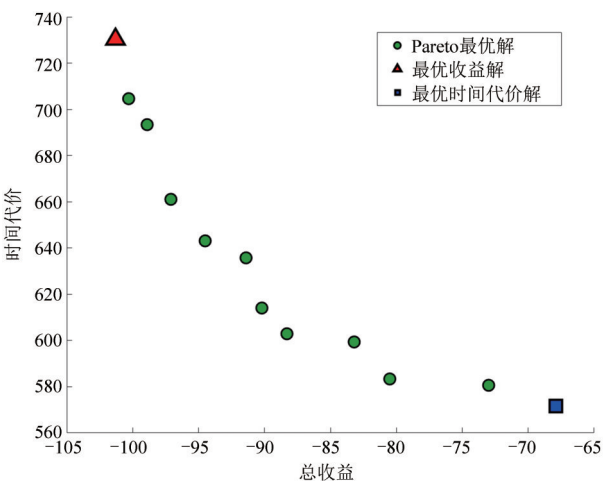


图4 Pareto 前沿

表3 部分 Pareto 解详细信息

解序号	UAV1				UAV2				UAV3			
	访问数	收益	用时	能量 剩余/%	访问数	收益	用时	能量 剩余/%	访问数	收益	用时	能量 剩余/%
1	27	35.1	911.9	2.35	25	29.1	761.8	18.6	31	37.1	882.7	8.39
7	18	23.6	668.1	27.60	21	25.2	775.9	14.7	29	34.4	768.1	21.42
12	18	23.6	668.1	27.60	17	21.0	703.2	21.4	20	23.3	685.4	26.10

图 5 展示了收益最优解对应的 3 架无人机飞行路径。图 6 展示了时间最优解对应的 3 架无人机飞行路径。其中 3 种颜色的点为不同优先级的待探测目标,红色为最高优先级。所有解均严格满足“基地—待探测目标—基地”的路径约束,能优先探测高优先级目标,且无一违反能量约束。平均能量剩余率为 16.61%,这表明本文方法能有效平衡任务执行与能量消耗。

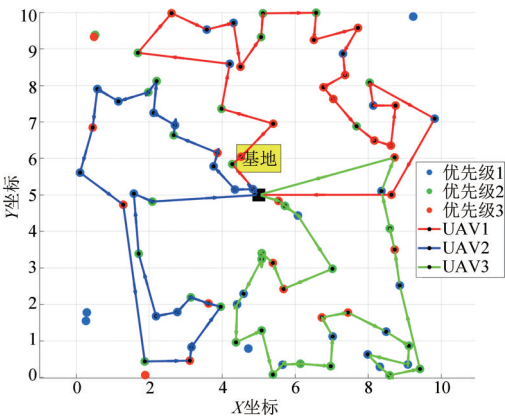


图 5 最优收益无人机路径

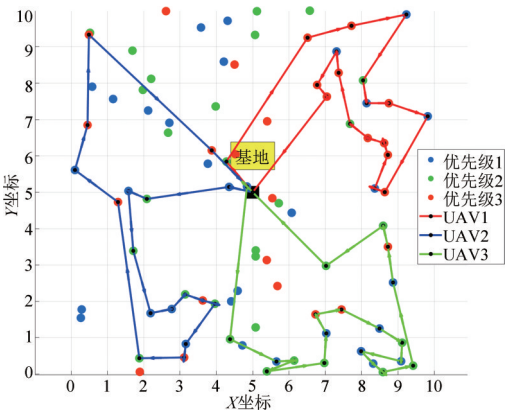


图 6 最优时间代价无人机路径

图 7 展示了进化过程中种群最优收益与最优时间代价随迭代代数的变化曲线。算法在前 20 代快速提升收益并降低时间代价,之后逐渐平稳,约在 40 代收敛。这证明了扇区初始化提供了高质量

起点,而自适应变异等机制有效平衡了探索与开发,避免了早熟收敛。

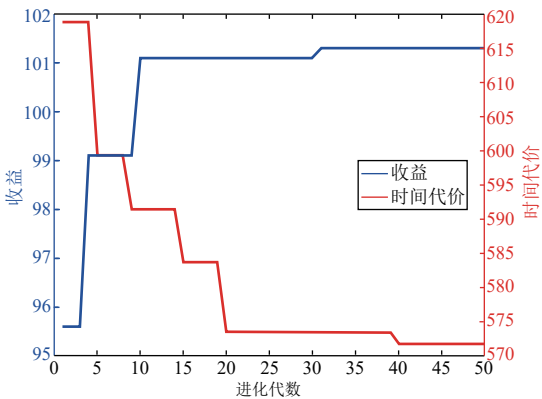


图 7 收益和时间代价迭代曲线

综上,可行性实验证实了所提方法能生成满足多重约束、分布良好的 Pareto 解集,具备良好的可行性与收敛性。

3.4 消融实验与分析

为剖析各改进模块的贡献,设计了消融实验。基于完整算法的核心改进模块,设计 5 个单一改进变体及 1 个基线算法:基线算法,无任何改进;变体 1,仅扇区初始化,其余保持与基线算法一致;变体 2,仅启用 SA 微调;变体 3,仅启用角度引导修复;变体 4,仅启用自适应变异概率;变体 5,仅启用决策空间多样性。消融实验结果如表 4 所示。

完整算法在多数关键指标上表现最优,而单一改进模块的性能提升呈现显著差异性。以基线算法为参照,在 Pareto 前沿质量方面,完整算法 HV 提升约 35.0%,显著优于多数单一模块;在收敛性 (GD/IGD) 上,完整算法分别降低约 80.8% 与约 75.2%,且分布均匀性 (SP) 表现均衡,说明多模块协同有效提高了收敛速度与解集分布质量。在解集质量方面,完整算法实现最优收益提升 3.9%,其中扇区初始化与角度修复模块对覆盖高价值待探测目标贡献显著;最优时间代价虽略高于个别模块,但实现了收益与时间的更好权衡。

表 4 消融实验核心结果汇总

算法变体	Pareto 解数	最优收益	最优时间代价	HV	GD	IGD	SP
基线算法	10.2	100.02	530.00	3 325.74	7.8	10.1	5.8
变体 1	9.2	102.58	525.06	3 139.96	6.6	8.5	4.5
变体 2	10.2	101.22	523.14	4 482.38	11.3	8.8	6.6
变体 3	10.8	102.30	528.68	3 060.48	6.8	10.6	3.3
变体 4	10.8	101.02	515.23	4 419.80	11.4	7.9	3.7
变体 5	9.6	101.50	529.21	3 418.59	7.5	9.1	4.4
完整算法	11.2	103.96	522.98	4 490.41	1.5	2.5	3.0

完整算法性能优于单一改进变体,其根本原因在于模块间的协同增效:扇区分配初始化提供了高质量初始解;自适应变异概率模块动态平衡全局探索与局部开发,避免了早熟收敛;SA 微调和角度引导修复模块优化了解的质量与可行性;决策空间多样性模块维持种群多样性,确保了 Pareto 前沿覆盖范围。各模块功能相互补充,使完整算法在超体

积、最优收益等核心指标上均达最优,验证了所提两阶段协同优化方法的合理性与有效性。

3.5 算法性能对比实验

为进一步验证所提方法的综合性能优势,本节将其与 5 种主流多目标优化算法进行对比。各算法的实验结果如表 5 所示。

表 5 算法性能对比实验核心结果汇总

算法	收益	收益均值 (标准差)	时间代价	时间代价均值 (标准差)	HV	GD (标准差)	IGD (标准差)	SP (标准差)
E-NSGA-II +E-MOA*	93.4	84.34(6.92)	471.47	542.60(25.97)	5 396.27	2.47(2.34)	5.33(2.51)	3.04(1.44)
NSGA-II	86.5	78.20(4.26)	685.87	809.37(99.28)	5 108.94	152.87(84.78)	210.72(51.18)	0.12(0.17)
NSGA-III	89.5	81.17(5.54)	480.14	557.60(32.81)	3 085.44	8.48(3.16)	14.77(3.42)	2.54(1.03)
MOEA/D	80.6	74.03(3.92)	499.32	534.77(30.01)	2 270.18	12.84(2.51)	18.30(4.44)	3.59(0.35)
SPEA2	92.4	84.08(5.69)	483.98	531.27(29.95)	4 259.74	11.78(3.19)	18.08(1.08)	15.99(7.23)
IMOGWO	64.9	54.57(9.17)	566.74	644.39(34.89)	2 467.21	46.17(4.77)	83.56(15.52)	1.41(0.43)

图 8 展示了各算法在最优收益上的迭代收敛过程。图 9 展示了本文方法与 5 种对比算法在最优时间代价上的迭代收敛过程。

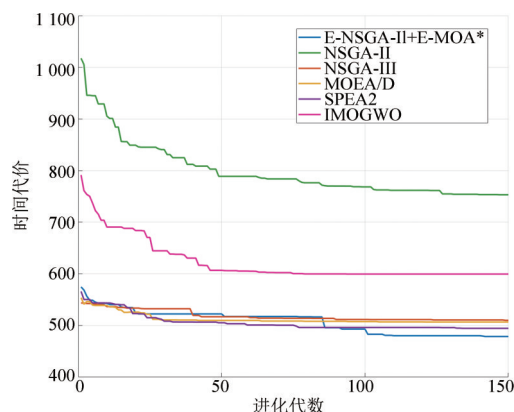


图 8 各算法最优时间代价迭代收敛曲线对比

从整体性能来看,所提方法整体性能突出,在解质量方面,最优收益达到 93.4,显著优于所有对比算法,收益均值 84.34 同样处于领先水平。在时间代价上,所提方法的最优时间 471.47 为所有算法最优,时间代价均值 542.60 仅略高于 SPEA2 与 MOEA/D,且标准差 25.97 低于其他算法,运行稳定性最优,在收益与时间目标之间实现了均衡权衡,所得收益—时间 Pareto 前沿更贴近理想最优区域。在 Pareto 前沿质量方面,所提方法 HV 指标 5 396.27 为所有算法最高,显著优于对比算法;GD 指标 2.47、IGD 指标 5.33 均为所有算法最优,解集收敛性与逼近度优势显著;尽管 SP 指标(3.04)高于 NSGA-II 的 0.12、IMOGWO 的 1.41 等算法,但其

解集能够在保证分布均匀性的同时覆盖更广泛的权衡区间,解集多样性与工程实用性更具优势。在收敛性能上,所提方法迭代收敛曲线更为平滑,收敛速度与寻优稳定性整体优于所有对比算法。

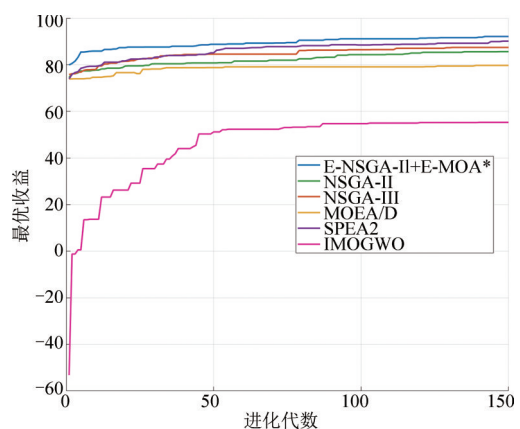


图 9 各算法最优收益迭代收敛曲线对比

通过与 5 种主流多目标优化算法对比,可得出以下结论:所提方法在解质量、Pareto 前沿质量及收敛稳定性上均具备显著优势,能够为异构多无人机协同探测任务提供更高效、可靠的规划方案。

4 结束语

本文针对现有异构多无人机协同探测中任务分配与路径规划耦合不足且难以获得整体效能最优的问题,提出一种双阶段多目标协同优化方法。该方法通过双向反馈机制实现任务分配阶段和路径规划阶段的闭环迭代优化。在任务分配阶段提

出E-NSGA-II算法,集成扇区初始化、自适应变异与SA微调等策略,加快算法收敛同时避免陷入局部最优;路径规划阶段提出E-MOA*算法,引入加权最近邻启发式及冲突、角度惩罚策略,生成低冗余的探测路径。实验结果表明,该方法能够在满足多重约束的前提下,生成分布均匀、收敛良好的Pareto最优解集,在解质量、前沿覆盖与收敛稳定性方面均优于对比算法。后续工作将重点围绕动态环境适应以及异构能力精细化建模展开,以增强方法的实用性与泛化能力。

参考文献:

- [1] LU Y, YAN D, WAN Z Q, et al. Conflict-free 3D path planning for multi-UAV based on jump point search and incremental update[J]. *Drones*, 2025, 9(10): No.688.
- [2] 李博文,纪晓婷,黄渊凌,等.基于互相关协同的无人机集群区域覆盖监视优化方法[J]. *信息工程大学学报*, 2023, 24(1): 18-25.
- [3] 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: No.101545.
- [4] ZHANG H, DOU L H, XIN B, et al. Reconnaissance and confirmation task planning of multiple fixed-wing UAVs with specific payloads: a comparison study[J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2022, 26(4): 570-580.
- [5] KARTHIK K, BALASUBRAMANIAN C. Improved green anaconda optimization algorithm-based coverage path planning mechanism for heterogeneous unmanned aerial vehicles[J]. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2024, 42: No.100961.
- [6] YAN X F, ZHANG H W, ZHAO J. Research on path planning algorithm for collaborative reconnaissance of unmanned aerial vehicles[C]//*Proceedings of the 2025 10th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics*. Piscataway, USA: IEEE, 2025: 772-777.
- [7] YAN F, CHU J, HU J W, et al. Cooperative task allocation with simultaneous arrival and resource constraint for multi-UAV using a genetic algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 245: No.123023.
- [8] LUO Y M, XING X J, FAN G Z. A heterogeneous multi-UAV task allocation method based on extended CBBA[C]//*Proceedings of the 2024 36th Chinese Control and Decision Conference*. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 431-436.
- [9] ZHANG H, MIAO K Z, YU H Z, et al. Multi-UAV reconnaissance task assignment for heterogeneous targets with ACD-NSGA-II algorithm[J]. *Electronics*, 2024, 13(18): No.3609.
- [10] 赵晓林,魏兆恬,赵博欣,等.异构资源类型下多无人机任务分配[J]. *国防科技大学学报*, 2023, 45(4): 232-242.
- [11] GAO S, WU J Z, AI J L. Multi-UAV reconnaissance task allocation for heterogeneous targets using grouping ant colony optimization algorithm[J]. *Soft Computing*, 2021, 25(10): 7155-7167.
- [12] XIONG H, YAO C Y, LIU J Z, et al. Improved multi-objective gray wolf optimization for task allocation in multi-UAV heterogeneous targets reconnaissance [J]. *Cluster Computing*, 2025, 28(6): No.397.
- [13] 陈进朝,王洋,张营,等.基于时空密度聚类的异构无人机集群覆盖路径规划方法[J]. *电子学报*, 2025, 53(3): 705-715.
- [14] 王飞,杨清平.面向多无人机物流配送的双层任务规划方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2026, 52(1): 94-103.
- [15] 陆健强,王量,王卫星,等.基于双步构造策略的多无人机覆盖路径规划方法[J]. *农业机械学报*, 2026, 57(3): 27-37.
- [16] 李晓辉,刘小飞,孙炜桐,等.基于车辆与无人机协同的巡检任务分配与路径规划算法[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2025, 55(5): 101-109.
- [17] YANG J, HUANG X J. Intelligent planning modeling and optimization of UAV cluster based on multi-objective optimization algorithm[J]. *Electronics*, 2022, 11(24): No.4238.
- [18] KIRKPATRICK S, GELATT C D Jr, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671-680.
- [19] 王丽萍,任宇,邱启仓,等.多目标进化算法性能评价指标研究综述[J]. *计算机学报*, 2021, 44(8): 1590-1619.
- [20] 彭俊龙,范静.利用融合2-opt的强化学习算法求解TSP问题[J]. *计算机科学*, 2025, 52(增刊2): 170-177.
- [21] 王飞,徐浩凡,王京硕.基于多目标优化模型和NSGA-II的无人机配送路线规划[J/OL]. *飞行力学*, 2026-04-21. <https://doi.org/10.13645/j.cnki.f.d.20251219.001>.
- [22] 王爽宇,申庆茂,孙铭阳,等.基于改进NSGA-III算法的多无人机协同目标分配[J]. *航空兵器*, 2024, 31(4): 100-111.
- [23] 朱思峰,刘程泰.基于MOEA/D算法的衡水市水资源多目标优化配置[J]. *水电能源科学*, 2023, 41(3): 35-38.
- [24] 成一阳,张勇,郭放,等.基于自适应SPEA2的直升机协同航迹规划[J/OL]. *电光与控制*, 2026-04-21. <https://link.cnki.net/urlid/41.1227.TN.20250819.1535.002>.
- [25] 孙航.基于异构分群粒子群算法的多无人机航迹规划研究[D].郑州:中原工学院,2022: 1-64.

(编辑:冯春)