

引用格式:刘文,那振宇,李梦悦,等. 基于改进黏菌算法的异构无人机任务分配算法[J]. 大连海事大学学报,2026,52(1):111-122.

## 基于改进黏菌算法的异构无人机任务分配算法

刘文<sup>1</sup>,那振宇<sup>\*1,2</sup>,李梦悦<sup>1</sup>,庞贵梅<sup>1</sup>,张金波<sup>2,3</sup>

(1.大连海事大学 信息科学技术学院,辽宁 大连 116026;

2.通信网信息传输与分发技术国家重点实验室,石家庄 050081; 3.中国电科网络通信研究院,石家庄 050081)

**摘要:**针对异构无人机在多样化任务场景中的任务分配问题,提出一种基于改进黏菌算法的异构无人机群任务分配算法。首先,从任务时效性、性能参数等角度出发,在现有多参数建模框架基础上,进一步完善任务多样性与无人机异构性的参数刻画,使其更适配本文的多类型任务与多约束场景。其次,针对黏菌算法收敛速度慢、求解精度低等问题,引入 Tent 混沌映射、线性选择搜索范围、改变个体更新方式与最优邻域扰动策略进行优化。最后,将改进黏菌算法与任务分配模型相结合,通过设置不同的任务场景规模验证了所提算法的有效性。仿真结果表明,在不同规模的任务场景下,所提算法可以最小的任务代价实现任务的合理分配;相较于基准方案,所提算法在两种不同规模任务场景中的综合目标函数分别至少降低了 10.6% 和 15.4%。

**关键词:**无人机(UAV);任务分配;黏菌算法(SMA);Tent混沌映射策略;最优邻域扰动策略

中图分类号:V279 文献标志码:A

文章编号:1006-7736(2026)01-0111-12

doi:10.16411/j.cnki.issn1006-7736.2026.01.011

### Heterogeneous UAVs task allocation algorithm based on improved slime mold algorithm

LIU Wen<sup>1</sup>, NA Zhenyu<sup>\*1,2</sup>, LI Mengyue<sup>1</sup>,

PANG Guimei<sup>1</sup>, ZHANG Jinbo<sup>2,3</sup>

(1. School of Information Science and Technology,

Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

2. National Key Laboratory of Communication Network

Information Transmission and Distribution Technology, Shijiazhuang

050081, China; 3. CETC Network & Communications

Group Co., Ltd, Shijiazhuang 050081, China)

**Abstract:**To address the task allocation problem of heterogeneous unmanned aerial vehicles (UAVs) in diverse mission scenarios, a task allocation algorithm for heterogeneous UAV swarms based on the improved slime mold algorithm (SMA) was proposed. Firstly, from the perspectives of task timeliness and performance parameters, and based on the existing multi-parameter modeling framework, this paper further improved the parameter characterization of task diversity and UAV heterogeneity to better adapt to the multi-type tasks and multi-constraint scenarios. Secondly, to address the problems of slow convergence speed and low solution accuracy of the SMA, optimization was carried out by introducing Tent chaotic mapping, linear dynamic search range, improved individual update mechanism and optimal neighborhood perturbation strategy. Finally, the improved SMA was integrated with the proposed task allocation model, and its effectiveness was verified by setting task scenarios with different scales. Simulation results show that the proposed algorithm can achieve reasonable task allocation with minimal task cost under different scenario scales. Compared with benchmark methods, the proposed algorithm reduces the comprehensive objective function by at least 10.6% and 15.4% in two different task scales, respectively.

**Key words:**unmanned aerial vehicle (UAV); task allocation; slime mold algorithm (SMA); Tent chaotic mapping strategy; optimal neighborhood perturbation strategy

## 0 引言

无人机(UAV)凭借机动灵活、自主可靠等优

收稿日期:2025-11-24;修回日期:2026-01-05

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61971081);辽宁省自然科学基金资助项目(2023-MS-124)

作者简介:刘文(2002—),男,硕士生,E-mail:1120240249@dlmu.edu.cn;那振宇\*(1981—),男,博士,教授,博士生导师,E-mail:nazhenyu@dlmu.edu.cn

势,已广泛应用于航空测绘、通信中继及军事作战等领域。相较单无人机,多无人机协同具有更强的鲁棒性与容错性,既可完成单机难以胜任的复杂任务,又可在个体故障或受干扰时通过协同重构保障任务的连续性<sup>[1]</sup>。因此,多无人机任务分配作为实现高效协同作业的关键,已成为当前研究的焦点<sup>[2]</sup>。

现有研究主要从模型构建与算法求解两个方面展开。在模型方面,赵慧敏等<sup>[3]</sup>面向电力巡检等集合任务构建了任务分配方法,能够体现任务集合的组织关系,但其对任务属性与无人机能力的耦合刻画较为粗略;Zhang 等<sup>[4]</sup>针对分布式、网络化场景提出了任务分配框架,有利于提升协同效率,但通常需要对通信与资源状态作一定的简化;Li 等<sup>[5]</sup>考虑多风场等复杂环境,提出群智能优化机制,强调环境对航迹与代价的影响;Wang 等<sup>[6]</sup>构建了由一组同构无人机执行多任务的分配模型,并综合考虑了任务数量、无人机航程与任务顺序等多类约束条件。总之,现有模型在任务多样性、无人机异构性的统一建模与约束联动方面仍存在不足,进而影响了分配结果的可解释性与可迁移性。

在算法方面,研究者提出了多种求解思路:Shima 等<sup>[7]</sup>和 Edison 等<sup>[8]</sup>围绕任务分配、航迹规划一体化问题给出经典建模与求解框架,能够刻画分配与路径的耦合,但其代价模型与约束形式通常需针对特定场景定制;Xie 等<sup>[9]</sup>与 Gao 等<sup>[10]</sup>分别从约束建模与概率建模角度改进多无人机分配策略,提升了可行解搜索能力。上述方法在约束处理方面做了大量研究工作<sup>[7-10]</sup>,但在多类型任务并存时,如何同时保证离散强约束可行性、全局探索与局部精修的平衡,以及解在时序与协同约束下的稳定性,仍是研究的难点。

为提升复杂场景下的求解能力,近年来相关研究大量引入了市场机制与群体智能等方法<sup>[11-18]</sup>。例如,Zhang 等<sup>[11]</sup>面向多无人机任务指派提出了启发式分配方案;高谦等<sup>[12]</sup>将任务分配与路径规划相结合,应用于协同作战场景;Yan 等<sup>[13]</sup>、Kewei 等<sup>[14]</sup>分别从异构任务指派与合同网改进的角度提升算法实时性;Li 等<sup>[15]</sup>与 Yan 等<sup>[16]</sup>通过遗传、灰狼等改进算法提升全局搜索能力;Wang 等<sup>[17]</sup>提出双染色体编码遗传算法,以同

时表达任务与路径决策;Wang 等<sup>[18]</sup>基于狼群方法设计了任务分配算法。总之,该类方法在搜索机制上不断优化,但在离散强可行域下通常仍需复杂的编码与修复流程,且初始化多样性不足、可行性修复过强等因素容易导致收敛变慢或解质量波动。

黏菌算法(SMA)<sup>[19]</sup>因结构简单、搜索能力强而受到关注。围绕 SMA 的改进研究也已开展:Altay<sup>[20]</sup>通过引入混沌机制增强全局搜索;Chen 等<sup>[21]</sup>通过混合策略提升优化性能;Xiong 等<sup>[22]</sup>针对特定问题给出改进版本。上述改进多以连续优化或弱约束问题为主要应用场景,当面向异构无人机任务分配这类离散编码、多重强约束的组合优化问题时,SMA 仍可能出现收敛偏慢、探索与开发失衡,以及在可行域边界附近易陷入局部最优等问题。

综上,在构建模型方面,现有研究仍存在对任务场景各要素建模过于简化的问题。同时,利用 SMA 求解复杂场景下的任务分配问题时,仍存在全局探索与局部开发不平衡、收敛速度慢等缺陷。为此,本文提出一种融合 Tent 映射、最优邻域扰动等策略的改进黏菌算法(ISMA),用于求解异构无人机群任务分配问题。本文的具体贡献如下。

1)进一步细化任务多样性与无人机异构性。通过为任务设置不同的时效性、载荷需求等属性来刻画任务多样性;从任务执行能力、飞行速度、最大航程等维度刻画无人机异构性。

2)兼顾任务完成时效与任务收益。在构建目标函数时,将无人机飞行时间、任务执行时间与任务收益三个优化目标按权重纳入评价函数,以期更好地评估任务分配的合理性。

3)提出基于融合策略的改进黏菌算法。在初始化阶段引入 Tent 混沌映射策略,改善初始种群分布不均匀的问题;采用线性选择递减范围并改进个体更新方式,以提高算法收敛速度;加入最优邻域扰动策略,以提升解的寻优质量。

## 1 系统模型

### 1.1 场景描述

如图 1 所示,本文以异构无人机协同执行多类型任务为背景,构建异构无人机群任务分配模型。假设在某一任务区域存在  $N_T$  个分布于不同

地理位置的目标,且同一目标包含  $A$ 、 $B$ 、 $C$  三类任务。同时,在目标周围存在  $N_V$  架无人机,在考虑多种约束条件下,以综合实现任务收益最大与任务执行时间最短为目标,将任务区域内的任务全部分配给无人机。

无人机集合表示为  $U = \{U_1, U_2, \dots, U_{N_V}\}$ 。为更全面地体现无人机  $U_j (j = 1, 2, \dots, N_V)$  的异构性,本文引入一个六元组  $\langle L_{U_j}, R_k^{U_j}, C_k^{U_j}, P_{U_j}, V_{U_j}, S_{U_j} \rangle$  表示其特性。其中,  $L_{U_j}$  表示无人机的初始位置;  $V_{U_j}$  表示无人机的飞行速度;  $S_{U_j}$  表示无人机的最大飞行航程;  $C_k^{U_j} (k \in \{A, B, C\})$  表示无人机执行  $k$  类任务的能力;  $R_k^{U_j}$  表示无人机携带  $k \in \{A, B, C\}$  型载荷的数量;  $P_{U_j}$  表示无人机执行任务的成功概率。

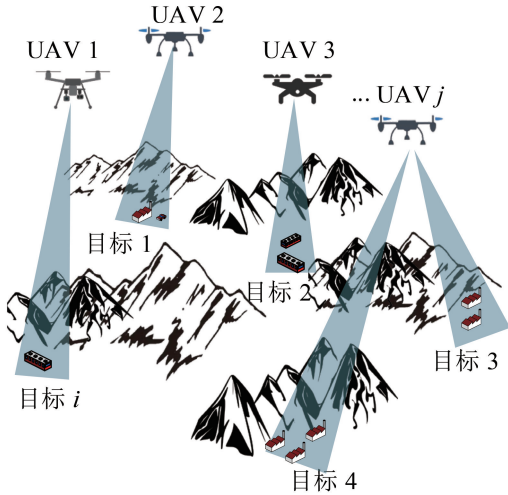


图 1 异构无人机任务分配模型

Fig.1 Heterogeneous UAVs task allocation model

目标集合表示为  $T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_T}\}$ , 每个目标均包含三类任务,且目标  $T_j (j = 1, 2, \dots, N_T)$  的特性可通过  $\langle L_{T_j}, R_k^{T_j}, C_k^{T_j}, W_k^{T_j}, [t_k^{start}, t_k^{end}], t_k^{T_j} \rangle$  表示。其中,  $L_{T_j}$  为目标位置;  $R_k^{T_j}$  为目标中执行  $k$  类任务所需载荷数量;  $C_k^{T_j}$  表示目标中  $k$  类任务所需的最低执行能力;  $W_k^{T_j}$  为目标中  $k$  类任务的价值;  $t_k^{start}$  为目标中  $k$  类任务的时效开始时间;  $t_k^{end}$  为目标中  $k$  类任务的时效结束时间;  $t_k^{T_j}$  为目标中  $k$  类任务所需的执行时间。

## 1.2 约束条件

为更加准确地描述本文所研究的异构无人机群的任务分配问题,从无人机角度构建无人机任务执行能力约束、无人机航程约束及无人机电荷

约束;从任务角度构建任务数量约束、任务时序约束及任务协同能力约束。

### 1.2.1 无人机任务执行能力约束

在本文模型中,不同类型无人机具备不同的任务执行能力。只有当无人机执行  $k$  类任务的能力  $C_k^{U_j}$  大于该任务所需无人机能力  $C_k^{T_i}$  时,才可将该任务分配给该类无人机执行,即

$$X_{jk}^{T_i} = \begin{cases} 1, & \text{if } C_k^{U_j} \geq C_k^{T_i} \\ 0, & \text{if } C_k^{U_j} < C_k^{T_i} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $X_{jk}^{T_i} = 1$  表示目标  $T_i$  中的  $k$  类任务被分配给  $U_j$ , 否则,  $X_{jk}^{T_i} = 0$ 。

### 1.2.2 无人机航程约束

无人机的飞行航程受其携带能量的限制。为确保无人机顺利完成任务,须保证每架无人机在执行任务过程中的飞行总航程  $D_{U_j}^{dis}$  不得超过其自身的最大航程  $S_{U_j}$ , 即

$$D_{U_j}^{dis} < S_{U_j} \quad (2)$$

$$D_{U_j}^{dis} = \sqrt{(x_0 - x_{m_1})^2 + (y_0 - y_{m_1})^2} + \sum_{q=2}^{m_q} \sqrt{(x_{m_q} - x_{m_{q-1}})^2 + (y_{m_q} - y_{m_{q-1}})^2} \quad (3)$$

式中:  $m_q$  为无人机  $U_j$  执行的任务总量。

### 1.2.3 无人机电荷约束

无人机执行任务时所携带的载荷数量有限。无人机  $U_j$  执行所有任务所消耗的总载荷量,不得超过其自身最大载荷容量,即

$$\sum_{i=1}^{N_T} X_{jk}^{T_i} R_k^{T_i} \leq R_k^{U_j}, \forall j \in N_V \quad (4)$$

### 1.2.4 任务数量约束

在任务分配过程中,应确保所有目标点的任务均被执行,即

$$\sum_{k \in \{A, B, C\}} \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{N_V} X_{jk}^{T_i} = 3N_T \quad (5)$$

### 1.2.5 任务时序约束

任务时序约束指同一目标包含多类任务时,各类任务需按预定顺序执行。本文规定:对同一目标的三类任务,  $A$  类任务须先于  $B$  类执行,且  $C$  类任务须晚于  $B$  类执行。即

$$t_A^{start} + t_A^{T_i} < t_B^{start} \quad (6)$$

$$t_B^{start} + t_B^{T_i} < t_C^{start} \quad (7)$$

式中:  $t_A^{start}$ 、 $t_B^{start}$  和  $t_C^{start}$  分别为同一目标下 A、B 和 C 三类任务的开始执行时间。

### 1.2.6 任务协同约束

本文设定每个任务只能交付一架无人机  $U_j$  执行,但一架无人机可以执行多个任务,即

$$\sum_{j=1}^{N_V} X_{jk}^T \leq 1, \forall k \in \{A, B, C\} \quad (8)$$

式中:  $N_V$  为无人机数量。

### 1.3 评价函数

无人机协同任务分配旨在满足多种约束条件下,为各无人机生成高效的指派方案。本文选取任务收益与任务执行时间作为核心指标,并对二者进行联合优化,通过最小化综合目标函数求解最优分配方案。

#### 1.3.1 任务执行时间

任务执行时间包括无人机执行任务期间的飞行时间与任务完成时间两部分,该优化指标可表示为:

$$J_1 = \sum_{j=1}^{N_V} \left( \frac{D_{U_j}^{dis}}{V_{U_j}} + t_k^T X_{jk}^T \right) \quad (9)$$

式中:  $\frac{D_{U_j}^{dis}}{V_{U_j}}$  为无人机执行任务期间的飞行时间;

$t_k^T X_{jk}^T$  为无人机执行任务时间。

#### 1.3.2 任务收益

任务收益由无人机任务成功概率、任务价值及任务执行能力共同决定,目标是将高价值任务优先分配给任务成功率高的无人机。该优化指标可表示为:

$$J_2 = \sum_{j=1}^{N_V} \sum_{i=1}^{N_T} P_{U_j} W_k^T X_{jk}^T \quad (10)$$

鉴于任务执行时间指标  $J_1$  与任务收益指标  $J_2$  在量纲与量级上存在差异,为确保两者在目标函数中的影响较为均衡,本文对  $J_1$  与  $J_2$  进行归一化处理。采用 min-max 归一化将二者映射到区间  $[0, 1]$ , 并定义:

$$\hat{J}_1 = \frac{J_1 - J_{1,\min}}{J_{1,\max} - J_{1,\min} + \varepsilon}, \hat{J}_2 = \frac{J_2 - J_{2,\min}}{J_{2,\max} - J_{2,\min} + \varepsilon} \quad (11)$$

式中:  $\varepsilon$  为极小正数;  $J_{1,\min}$ 、 $J_{1,\max}$  与  $J_{2,\min}$ 、 $J_{2,\max}$  分别为当前任务场景整体优化过程中,  $J_1$  与  $J_2$  的最小值与最大值。本文以最小化为优化目标,故将

归一化后的  $\hat{J}_2$  以减号形式引入综合目标函数。最终,本文构建的综合目标函数为:

$$\min J = \alpha_1 \hat{J}_1 - \alpha_2 \hat{J}_2 \quad (12)$$

式中:  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  为加权系数,且满足  $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。

## 2 基于 ISMA 的异构无人机任务分配算法构建

### 2.1 传统黏菌算法

基于黏菌种群在觅食过程中的扩散行为与形态变化, Li 等<sup>[19]</sup> 于 2020 年提出了黏菌算法。该算法主要包括搜寻食物、接近食物、包围食物三个阶段。

#### 2.1.1 搜寻食物

在这一阶段,黏菌通过体内振荡器产生的传播波控制细胞质的流动,实现搜索食物的目的。这一行为在算法中通过振荡参数与  $vc$  实现,  $vb$ 、 $vc$  分别在  $[-a, a]$  和  $[-c, c]$  范围内随机振荡,并随着迭代次数的增加逐渐趋近于 0。参数  $a$  可由下式计算:

$$a = \arctanh\left(1 - \frac{t}{T_{\max}}\right) \quad (13)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数;  $T_{\max}$  为最大迭代次数。

参数  $c$  为随迭代次数增加,从 1 线性递减至 0 的线性函数,可由下式计算:

$$c = 1 - \frac{t}{T_{\max}} \quad (14)$$

#### 2.1.2 接近食物

黏菌能够根据空气中的气味浓度接近食物源,该行为可表示为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_b(t) + vb(W \times X_A(t) - X_B(t)), & r_1 < p \\ vc \times X(t), & r_1 \geq p \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $X(t+1)$  表示第  $t+1$  次迭代时,黏菌个体的位置;  $X(t)$  表示第  $t$  次迭代时,黏菌个体的位置;  $X_b(t)$  表示第  $t$  次迭代时,最佳黏菌个体的位置;  $X_A(t)$ 、 $X_B(t)$  表示第  $t$  次迭代时,随机选择的两个黏菌个体的位置;  $W$  为自适应权重;  $vb$ 、 $vc$  为振荡参数;  $r_1$  为 0~1 之间的随机数;  $p$  为控制黏菌个体位置更新的条件参数,可由下式计算:

$$p = \tanh|S(i) - D_F| \quad (16)$$

式中:  $\tanh(\cdot)$  为双曲正切函数;  $S(i)$  为第  $i$  个黏菌个体的适应度值;  $D_F$  为所有迭代中最优的适应度值。

自适应权重  $W$  可动态调整黏菌个体的搜索方向与步长,可由下式计算:

$$W_{SortIndex(i)} = \begin{cases} 1 + r_2 \ln\left(\frac{b_F - S(i)}{b_F - w_F} + 1\right), & 1 \leq i < \frac{Q}{2} \\ 1 - r_2 \ln\left(\frac{b_F - S(i)}{b_F - w_F} + 1\right), & \frac{Q}{2} \leq i \leq Q \end{cases} \quad (17)$$

式中:下标  $SortIndex(i)$  表示根据种群适应度值排序的第  $i$  个体;  $r_2$  为 0~1 之间的随机数;  $b_F$  为当前迭代中获得的最优适应度值;  $w_F$  为当前迭代中获得的最差适应度值;  $Q$  为黏菌种群中的个体数量。

### 2.1.3 包围食物

该阶段模拟了黏菌个体在搜索过程中的静脉组织收缩模式。黏菌个体越接近最优解,其体内生物振荡器产生的传播波越剧烈,进而促使细胞质流动加快,实现包围食物的目的。该过程通过自适应权重  $W$  来控制,其数学模型可表示为:

$$X(t+1) = \begin{cases} r_3(ub - lb) + lb, & r_2 < z \\ X_b(t) + vb(WX_A(t) - X_B(t)), & r_1 < p \\ vc \times X(t), & r_1 \geq p \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $r_3$  为 0~1 之间的随机数;  $ub$ 、 $lb$  分别为个体位置取值的上界和下界;  $z$  为随机分布的黏菌个体占总体的比例,用于平衡全局探索与局部开发能力。

## 2.2 改进黏菌算法

本文在初始化阶段引入 Tent 混沌映射,利用混沌序列的遍历性改善黏菌种群的初始分布,以提高算法的收敛速度。在迭代更新种群过程中,采用可调线性递减范围策略及改变最优个体的选择方式,以避免黏菌的过度探索。在每次迭代中,利用最优邻域扰动策略进一步引导黏菌种群在最优个体附近进行探索,以提高收敛精度。

### 2.2.1 基于 Tent 映射的种群初始化

SMA 通常采用随机初始化生成初始种群。然而,该方法生成的种群容易集中在某些局部区域,无法均匀覆盖整个搜索空间,影响了算法的搜索效率与收敛性。为克服这种局限性,本文在算

法初始化阶段引入 Tent 映射策略,其数学模型如下:

$$Z = \begin{cases} \frac{Z}{\alpha}, & Z \in [0, \alpha) \\ \frac{1-Z}{1-\alpha}, & Z \in [\alpha, 1] \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $\alpha$  为混沌参数,本文取值为 0.5。基于 Tent 混沌映射的初始化公式可表示为:

$$X_i^0 = x_{\min} + Z_i(x_{\max} - x_{\min}) \quad (20)$$

式中:  $X_i^0$  为第  $i$  个黏菌个体的初始位置;  $Z_i$  为经过 Tent 混沌变换的混沌序列;  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为搜索空间的上界和下界。

### 2.2.2 基于线性递减搜索范围的位置更新

在 SMA 算法中,个体通过在整个搜索空间内不断更新位置来寻找最优解。然而,在每次位置更新过程中,算法需遍历所有的黏菌个体。这种全局遍历机制容易导致种群搜索速度下降,从而影响算法的收敛效率。为此,本文通过引入选择范围系数,使黏菌选择范围随迭代次数的增加而线性减小。选择范围系数  $\beta$  可表示为:

$$\beta = Q\left(1 - \frac{t}{2T_{\max}}\right) \quad (21)$$

### 2.2.3 基于改进个体更新方式的局部搜索

传统 SMA 算法通常随机选择  $X_A(t)$  和  $X_B(t)$  两个个体进行位置更新,但这容易导致黏菌个体在搜索空间内过度探索。为加快收敛速度,本文改由从适应度较优的个体中选取引导个体:首先,对种群个体按适应度由高到低排序,选取排名前 50% 的个体构成候选集合,再从该集合中随机抽取两个个体,用于后续的种群位置更新操作。其中,50% 为默认阈值,用于在引导质量与种群多样性之间进行折中;该阈值可作为超参数,根据任务规模与实时性需求进行调整。位置更新公式为:

$$X(t+1) = X_b(t) + vb(WX_A(t) - X_B(t)) \quad (22)$$

式中:  $A$ 、 $B$  为适应度值排序位于前 50% 个体对应的序号。

### 2.2.4 基于最优邻域扰动的全局搜索

SMA 算法在迭代过程中,仅当出现更优适应度时才更新全局最优解,这种机制易导致搜索过程停滞于局部最优状态。为此,本文在当前全局最优解附近引入邻域扰动,以增加局部搜索的多

样性,并提高跳出局部最优的概率,进而提升求解精度。其扰动形式如下:

$$\tilde{X}(t) = \begin{cases} X_b(t) + \eta r_6 X_b(t), & rand < 0.5 \\ X_b(t), & rand \geq 0.5 \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $\tilde{X}(t)$  为新产生的黏菌个体位置;  $X_b(t)$  为当前全局最优个体位置;  $r_6$ 、 $rand$  为  $[0, 1]$  内的随机数;  $\eta$  为扰动强度系数,用于控制邻域搜索步长。

针对新生成的黏菌个体位置,采用贪婪策略判断其是否具备保留价值。

$$X_b(t) = \begin{cases} \tilde{X}(t), & f(\tilde{X}(t)) < f(X_b(t)) \\ X_b(t), & f(\tilde{X}(t)) \geq f(X_b(t)) \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $f(x)$  为目标函数。

### 2.3 异构无人机任务分配算法

基于上述分析,本文针对 SMA 算法存在的问题,提出了融合 Tent 映射策略、最优邻域扰动策略、线性选择递减范围及改变个体更新方式的改进黏菌优化算法。在此基础上,设计了基于 ISMA 的异构无人机群任务分配算法,具体步骤如下。

**步骤 1:** 提取无人机参数、目标参数信息,并对数据进行预处理。

**步骤 2:** 根据式(20)初始化黏菌种群,生成初始分配方案。

**步骤 3:** 计算黏菌个体的适应度值,并对其进行排序。

**步骤 4:** 根据式(17)更新适应度权重  $W$ , 根据式(13)和式(14)分别更新参数  $a$  和  $c$ , 同步更新最佳适应度值及对应个体的最佳位置。

**步骤 5:** 根据式(23)对最优位置个体进行邻域扰动,根据式(24)计算适应度值,并更新最优个体位置与适应度值。

**步骤 6:** 如果  $r_2 < z$ , 根据式(18)更新黏菌位置,根据式(16)更新参数  $p$ 。

**步骤 7:** 如果  $r_2 > z$  且  $r_1 < p$ , 根据式(22)更新黏菌的位置;否则,根据式(15)更新位置。

**步骤 8:** 若  $t < T_{\max}$ , 重复步骤 3~6, 否则,算法终止,输出全局最优解与适应度值。

### 2.4 复杂度分析

在初始化阶段,通过 Tent 混沌映射生成  $N$  个  $D$  维个体向量,该过程的时间复杂度为  $O(N \times D)$ , 其中,  $D = 3N_T$ 。在迭代更新阶段,首先,单次

适应度计算需遍历所有无人机与任务,因此,其计算复杂度为  $O(N_V \times N_T)$ 。由于每轮迭代需对  $N$  个个体分别执行适应度计算,因此,总复杂度为  $O(N \times N_V \times N_T)$ 。其次,对种群按适应度排序的复杂度为  $O(N \ln N)$ 。然后,位置更新中每个个体的复杂度为  $O(D)$ , 全种群更新复杂度为  $O(N \times D)$ 。最后,对当前最优解生成扰动解并重新评估适应度的复杂度为  $O(N_V \times N_T)$ 。

综上,单轮迭代的整体复杂度可表示为:

$$\Omega = O(N \ln N) + O(N \times N_V \times N_T) + O(N \times D) + O(N_V \times N_T) \quad (25)$$

## 3 仿真分析

为进一步验证本文提出的 ISMA 在异构无人机群任务分配中的有效性,设计两类不同规模的任务场景,并与粒子群优化(PSO)算法<sup>[23]</sup>、灰狼优化(GWO)算法<sup>[24]</sup>、黑翅鸢优化算法<sup>[25]</sup>(BKA)及黏菌优化算法进行比较。为确保不同算法在求解性能对比过程中的公平性与结果的的可对比性,对所有算法统一设置计算核心参数,具体如下:种群规模 50、最大迭代次数 300;其余控制参数均按文献或经典设置:PSO 采用线性递减惯性权重  $w(w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.2)$ , 学习因子取  $c_1 = c_2 = 0.5$ , 并限制速度上限以抑制震荡;GWO 收敛因子  $\alpha$  按文献[24]设定随迭代次数增加从 2 线性递减至 0;BKA 算法采用文献[25]给出的关键参数设置,其中,攻击行为切换概率取  $p = 0.9$ , 步长因子取  $n(t) = 0.05 \exp(-2(t/T)^2)$ ;SMA 算法采用随机重置概率  $z = 0.03$ , 并通过  $a = \text{artanh}(1 - it/T)$  与  $b = 1 - it/T$  对搜索范围进行动态调节。在此基础上,ISMA 进一步引入线性递减选择范围、较优个体抽样更新与最优邻域扰动策略,以强化局部搜索精度,并提升算法跳出局部最优解的全局寻优能力。除特殊说明外,评价函数权重  $\alpha_1, \alpha_2$  分别设置为 0.8 与 0.2。

(1)场景 1:6 架无人机,6 个目标

首先,通过小规模任务场景验证所提算法的有效性。该场景设置了 6 架无人机和 6 个目标,相关参数设置见表 1~3。

图 2 为场景 1 的无人机任务分配时序图,清晰标注了各无人机任务的起始时刻与结束时刻。

表 1 场景 1 的无人机参数

Tab.1 UAV parameters in case 1

编号	初始位置 /km	飞行速度 / $(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	最大航程 /km	任务成功 概率/%	携带载荷数量/个			任务执行能力		
					A	B	C	A	B	C
1	(57,5)	0.10	2000	80	80	80	70	0.6	0.7	0
2	(42,90)	0.12	2100	90	90	75	90	0.3	0.6	0.9
3	(62,25)	0.11	1980	70	75	85	70	0.5	0	0.9
4	(83,46)	0.10	2050	70	88	70	80	0.7	0.7	0
5	(39,45)	0.09	1990	80	75	90	80	0	0.8	0.6
6	(58,69)	0.13	2000	90	95	80	90	0.8	0	0.6

表 2 场景 1 的目标参数 1

Tab.2 Target parameters 1 in case 1

编号	目标位置/km	所需载荷数量/个			最低任务执行能力			时间窗/s		
		A	B	C	A	B	C	A	B	C
1	(13,39)	40	30	45	0.5	0.4	0.8	[0,20]	[30,45]	[70,95]
2	(68,83)	30	35	40	0.5	0.5	0.3	[0,20]	[40,60]	[85,115]
3	(79,12)	35	36	42	0.4	0.3	0.5	[15,35]	[45,80]	[100,130]
4	(41,98)	25	36	40	0.4	0.3	0.6	[55,85]	[95,120]	[130,150]
5	(23,65)	40	20	45	0.3	0.3	0.4	[40,65]	[70,85]	[95,120]
6	(53,19)	35	26	38	0.6	0.6	0.3	[25,50]	[56,70]	[80,106]

表 3 场景 1 的目标参数 2

Tab.3 Target parameters 2 in case 1

编号	执行时间/s			任务价值		
	A	B	C	A	B	C
1	15	10	20	30	40	25
2	10	15	10	15	25	30
3	13	25	15	35	20	40
4	10	20	15	25	30	25
5	15	10	20	35	30	25
6	20	8	22	20	40	30

同一目标的任务以同框架表示,框架内第一个数字为目标编号,第二个数字为该目标下的任务编号。由图 2 可知,6 个目标对应的 18 个任务均已妥善分配;在满足表 2、表 3 给定的时间窗与执行时长参数前提下,同一无人机执行任务时间段不发生重叠,并满足任务顺序与执行能力约束,表明所建模型约束可行且 ISMA 能够生成满足约束的可行解。

图 3 为各算法综合目标函数的收敛曲线。由图 3 可知,ISMA 获得的最终目标值最低,SMA 次之,其余算法的最终目标值均更高。相较 SMA、GWO、BKA、PSO,ISMA 最终目标值分别降低了 10.6%、28.6%、40.9% 和 51.6%,表现出更优的收敛精度。同时 ISMA 在约第 98 代收敛,速度快于 SMA,表明其收敛性能也得到有效提升。这主要得益于 Tent 映射初始化提升了种群分布的均匀

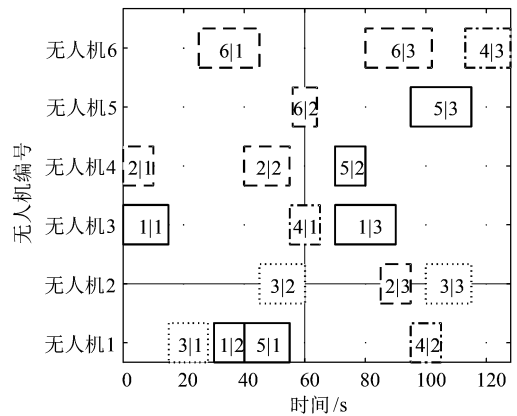


图 2 场景 1 的无人机任务分配时序图

Fig.2 UAV task allocation sequence diagram in case 1

性,同时改进的个体更新与局部扰动策略在抑制过度探索的同时增强了局部开发能力,进而加快了收敛速度并降低了陷入局部最优的风险。

为验证 ISMA 的性能与稳定性,将各算法在场景 1 下独立运行 20 次,统计综合目标的最优值、均值与标准差,结果如图 4 所示。由图 4 可知,在满足各项约束的前提下,ISMA 的三项统计指标均优于其他算法;其最优值与均值分别为 0.775 和 0.864,较 SMA 的 0.987 和 1.154 分别降低 21.4% 与 25.1%;同时标准差由 SMA 的 0.381 降至 0.129,表明 ISMA 不仅解的质量更优,且结

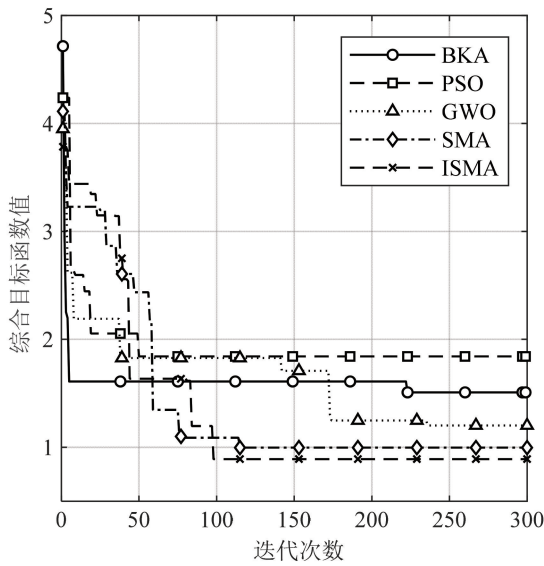


图 3 场景 1 综合目标函数收敛曲线

Fig.3 Comprehensive objective function convergence curves in case 1

果稳定性更强。这主要得益于线性选择范围与改进的个体更新策略,在抑制陷入局部最优的同时提升了收敛质量,而最优邻域扰动策略则进一步增强了局部精搜能力。

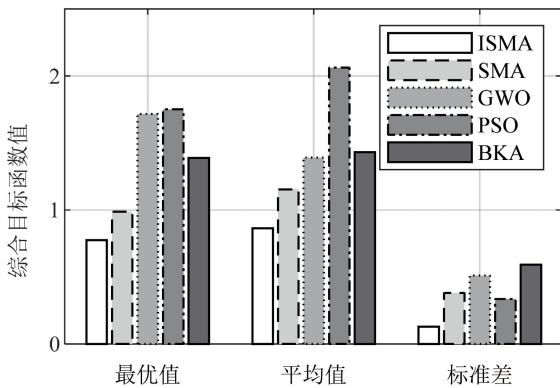


图 4 不同算法在场景 1 下的综合目标函数值  
Fig.4 Comprehensive objective function values of different algorithms in case 1

为进一步分析综合目标的构成,统计 20 次实验中未加权的任务时间与任务收益均值,如图 5 所示。其中,ISMA、SMA、GWO、BKA、PSO 对应的任务时间分别为 3.448、3.745、4.026、4.655、3.891,ISMA 相较其余算法分别缩短了 7.9%、14.3%、25.9% 和 11.3%;各算法的任务收益依次为 9.467、9.211、9.149、8.312、8.433,ISMA 相较其余算法分别提升了 2.7%、3.5%、13.8% 和 12.2%。结果表明,在该场景下,ISMA 实现了更优的时

间-收益折中:以更短的任务完成时间获得了更高的任务收益,有效提升了异构无人机任务分配的整体效益。

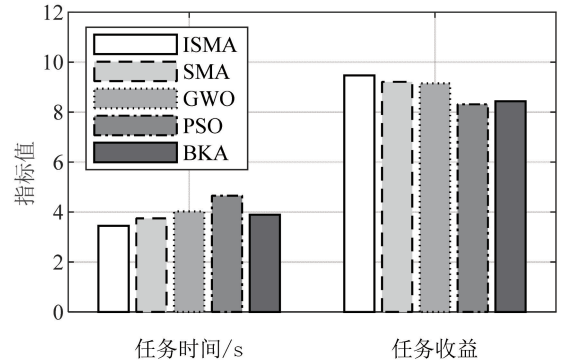


图 5 不同算法在场景 1 下的评价指标

Fig.5 Evaluation metrics of different algorithms in case 1

为比较各算法在场景 1 下综合目标函数  $J$  的性能与稳定性,采用 10 组随机种子、每组 20 次独立运行,统计最终  $J$  的分布并绘制箱线图,如图 6 所示。由图 6 可知,ISMA、SMA、GWO、PSO、BKA 五种算法  $J$  的均值分别为 0.894、0.944、0.976、1.628、1.536,ISMA 的  $J$  整体更低且分布更集中,表明其解质量更优、稳定性更好。进一步采用 Wilcoxon 秩和检验 ( $\alpha = 0.05$ ) 对最终  $J$  结果进行差异显著性分析。结果表明:SMA 相较于 PSO ( $p = 2.97 \times 10^{-18}$ ) 与 BKA ( $p = 1.74 \times 10^{-18}$ ) 的改进均达到统计显著水平;而与 SMA ( $p = 0.295$ ) 及 GWO ( $p = 0.053$ ) 的差异未达到显著水平,但在均值与分布上仍呈现更优趋势。

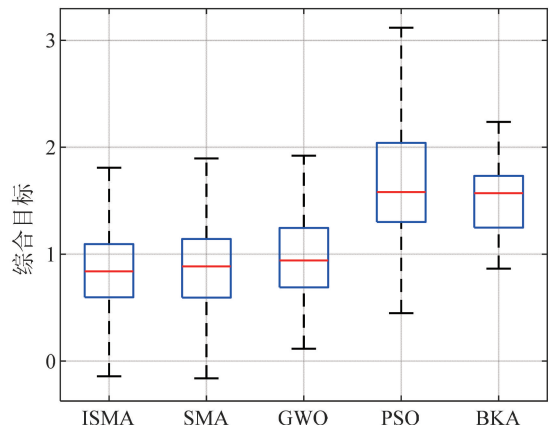


图 6 场景 1 下不同算法综合目标的箱线图

Fig.6 Boxplot of the comprehensive objective of different algorithms in case 1

考虑到任务分配对在线求解时效性的要求,在相同软硬件环境下,对各算法单次求解的 CPU 运行时间进行统计,具体结果见表 4。由表 4 可知,ISMA、SMA、GWO、PSO、BKA 的平均耗时分别为 2.8289 s、2.7732 s、2.7090 s、2.6273 s、3.3358 s,ISMA 较 SMA 仅增加 0.056 s,仍处于同一数量级。这表明 ISMA 引入的排序与最优邻域扰动策略仅带来少量数组操作与局部评估开销,相对适应度计算的整体成本占比较小,因此,具有良好的工程实用性。

表 4 场景 1 下不同算法的运行时间对比

Tab.4 Comparison of running times of different algorithms in case 1

算法	运行时间/s	标准差/s
ISMA	2.8289	0.0673
SMA	2.7732	0.0674
GWO	2.7090	0.0981
PSO	2.6273	0.0658
BKA	3.3358	0.1082

为分析目标函数权重对实验结果的影响,在相同场景与计算预算下调整权重系数,  $\alpha_1 \in \{0.9, 0.8, 0.7, 0.6, 0.5, 0.4, 0.3\}$ ,并统计最终综合目标的均值,结果如图7所示。在偏时间配置下,ISMA

的综合目标均值分别为 1.6296 和 0.4605,均为五种算法中的最优值;当权重均衡或偏向收益时,ISMA 在多数权重点仍保持最优或次优,表明其对权重变化具有较强适应性与综合优化能力。

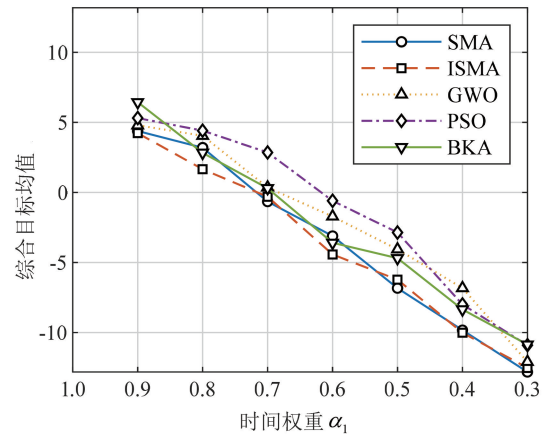


图 7 场景 1 不同权重下各算法的综合目标均值

Fig.7 Comprehensive target mean of each algorithm under different weights in case 1

(2)场景 2:12 架无人机,12 个目标

为验证 ISMA 算法在高维问题中的性能,将无人机与目标数量均增加一倍。新增的具体参数设置如表 5—7 所示。

表 5 场景 2 的无人机参数

Tab.5 UAV parameters in case 2

编号	初始位置 /km	飞行速度 / $(\text{km}\cdot\text{s}^{-1})$	最大航程 /km	任务成功概率/%	携带载荷数量/个			任务执行能力		
					A	B	C	A	B	C
1	(5,57)	0.12	2030	60	80	70	80	0.8	0.8	0.4
2	(80,46)	0.13	2100	70	90	70	90	0	0.4	0.9
3	(53,11)	0.10	1985	80	70	70	80	0.5	0.6	0
4	(20,56)	0.12	2010	70	65	80	90	0.6	0.7	0.4
5	(40,20)	0.10	2000	60	70	90	75	0	0.5	0.6
6	(30,80)	0.12	2100	80	85	80	90	0.6	0	0.7

表 6 场景 2 的目标参数 1

Tab.6 Target parameters 1 in case 2

编号	目标位置/km	所需载荷数量/个			最低任务执行能力			时间窗/s		
		A	B	C	A	B	C	A	B	C
1	(36,49)	32	37	29	0.4	0.3	0.5	[10,25]	[36,56]	[65,80]
2	(70,47)	38	36	34	0.5	0.4	0.8	[5,25]	[40,55]	[70,95]
3	(55,39)	34	34	39	0.4	0.8	0.5	[45,70]	[75,95]	[105,135]
4	(8,46)	36	45	30	0.6	0.4	0.8	[30,45]	[60,80]	[100,125]
5	(74,29)	30	40	34	0.6	0.5	0.5	[20,55]	[60,90]	[105,135]
6	(10,10)	33	39	30	0.5	0.2	0.3	[35,45]	[55,80]	[100,115]

表 7 场景 2 的目标参数 2

Tab.7 Target parameters 2 in case 2

编号	执行时间/s			任务价值		
	A	B	C	A	B	C
1	8	15	11	35	15	25
2	15	11	10	40	30	15
3	10	15	10	20	30	40
4	10	15	10	30	50	28
5	10	12	10	24	34	36
6	8	15	8	32	29	20

图 8 为场景 2 的任务分配时序图。由图 8 可见,各无人机的任务序列与分配结果一一对应;在满足表 6 与表 7 给定的时间窗、执行时长及执行能力等约束条件下,同一无人机的任务时间段不发生重叠,说明所建模型在该规模下仍可行,ISMA 能够获得满足约束的可行分解解。

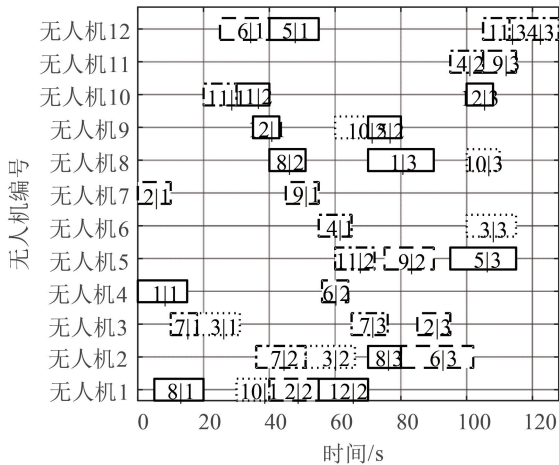


图 8 场景 2 的无人机任务分配时序图

Fig.8 UAV task allocation sequence diagram in case 2

图 9 为场景 2 的综合目标函数收敛曲线。图 10 为不同算法在场景 2 下的综合目标函数值。由图 9 可知,ISMA 获得最低的最终综合目标值, SMA 次之, BKA 与 GWO 分别收敛至 3.110 和 3.727, 而 PSO 最终值最高。相较 SMA、BKA、GWO、PSO, ISMA 最终目标值分别降低 15.4%、28.3%、40.1% 和 43.7%。

由图 10 可知, ISMA 的最优值与均值分别为 1.235 和 1.876, 较 SMA 分别降低 8.8% 与 23.7%; ISMA 的标准差为 0.701, 较 SMA 降低 19.4%, 稳定性明显提升。对比算法中, BKA 在波动水平上与 ISMA 接近但均值更高; GWO 与 PSO 的目标值与波动幅度均明显偏大, 整体性能相对较弱。

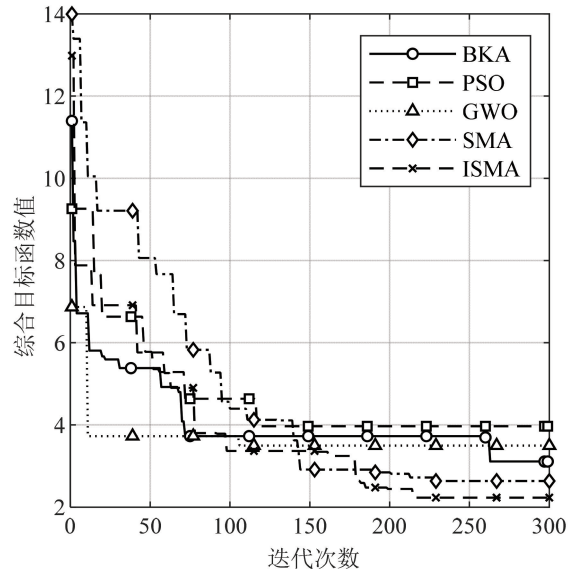


图 9 场景 2 的综合目标函数收敛曲线

Fig.9 Comprehensive objective function convergence curves in case 2

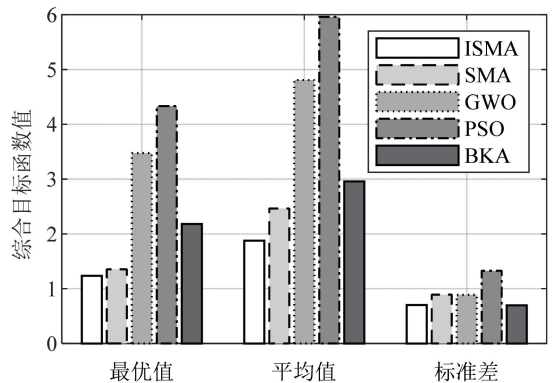


图 10 不同算法在场景 2 下的综合目标函数值

Fig.10 Comprehensive objective function values for different algorithms in case 2

为进一步探究各指标对大规模无人机协同任务分配的影响, 本文将仿真运行 20 次, 并统计两个指标加权前的平均值, 结果如图 11 所示。由图 11 可知, 相较于 SMA、GWO、PSO、BKA 四种算法, ISMA 算法的任务时间分别降低 6.5%、9.7%、15.8% 和 12.3%。这表明 ISMA 算法能够以更低的任务时间成本获得更高的任务收益, 验证了该算法的高效性。

为比较场景 2 下不同算法综合目标  $J$  的稳健性, 采用 10 组随机种子, 每组独立运行 20 次, 统计最终  $J$  分布并绘制箱线图, 如图 12 所示。ISMA、SMA、GWO、PSO、BKA 五种算法的  $J$  均值

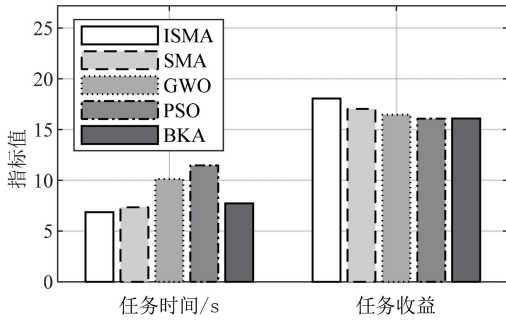


图 11 不同算法在场景 2 下的评价指标

Fig.11 Evaluation metrics of different algorithms in case 2

分别为 1.384、1.496、4.561、4.858、3.506,其中,ISMA整体更低且离散程度更小,表明其解质量与稳定性更优。进一步,采用 Wilcoxon 秩和检验 ( $\alpha = 0.05$ ) 对最终  $J$  结果进行差异显著性分析。结果表明:ISMA 相较 GWO ( $p = 8.29 \times 10^{-8}$ )、PSO ( $p = 6.17 \times 10^{-8}$ ) 与 BKA ( $p = 1.71 \times 10^{-7}$ ) 均达到统计显著水平,表明 ISMA 在大规模场景下具备更稳定且显著的综合优化优势;而 ISMA 与 SMA 的差异虽然不显著 ( $p = 0.318$ ),但仍表现出一定的优势。

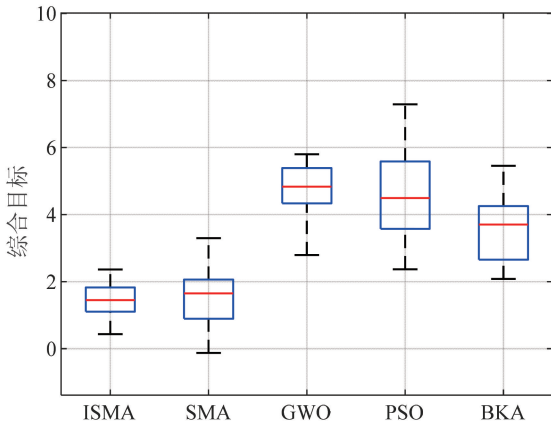


图 12 场景 2 下不同算法综合目标的箱线图

Fig.12 Boxplot of the comprehensive objective of different algorithms in case 2

为验证算法在工程应用中的时效性,在相同软硬件环境下统计各算法单次求解的 CPU 运行时间,具体如表 8 所示。实验采用 10 组随机种子,每组独立运行 20 次。结果表明:ISMA 的平均运行时间为 5.3838 s,相较 SMA 的 5.2548 s 仅增加 0.13 s,且明显低于 BKA 的 6.1926 s。这说明尽管 ISMA 引入了排序与邻域扰动等策略,但其额外开销在适应度评估中所占比重较小,不会显

著降低算法的工程时效性。

表 8 场景 2 不同算法的运行时间对比

Tab.8 Comparison of running times of different algorithms in case 2

算法	运行时间/s	标准差/s
ISMA	5.3838	0.1163
SMA	5.2548	0.0777
GWO	5.1474	0.0883
PSO	5.0979	0.0947
BKA	6.1926	0.1454

### 4 结 语

针对现有模型对任务多样性与无人机异构性刻画不足的问题,本文提出基于 ISMA 的异构无人机群任务分配算法,采用细化后的六元组描述无人机与任务目标特性。同时,综合考虑了任务执行能力约束、航程约束、载荷约束、任务数量约束、时序约束及协同约束等多维度约束条件。针对传统黏菌算法收敛速度慢、易陷入局部最优的缺陷,本文提出融合多项改进策略的 ISMA 算法。该算法利用 Tent 混沌映射改善黏菌种群的初始分布。同时,引入线性选择范围以避免种群过度搜索,并通过改变个体更新方式降低陷入局部最优的风险。最后,采用最优邻域搜索策略促使种群向全局最优方向进化。将无人机飞行时间、任务执行时间与任务收益三个关键指标按权重纳入评价体系,并设计两种不同规模的任务场景开展仿真实验。相比基准算法,本文所提算法在两种场景下的综合目标函数分别降低了 10.6%、28.6%、40.9%、51.6%以及 15.4%、28.3%、40.1%、43.7%。仿真结果表明,本文所提算法提高了收敛精度,在任务代价、执行时间与任务收益等指标上也均表现出显著优势,充分体现了该方法在复杂任务分配环境中的优越性与推广潜力。

### 参考文献 (References):

[1]JIANG Z L, SONG T T, YANG B W, et al. Fault-tolerant control for multi-UAV exploration system via reinforcement learning algorithm[J]. Aerospace, 2024, 11 (5): 372.

[2]JU C Y, SON H I. Multiple UAV systems for agricultural applications: control, implementation, and evaluation [J]. Electronics, 2018, 7(9): 162.

[3]赵慧敏, 罗贺, 阴西龙, 等. 面向集合任务的多无人

- 机电力巡检任务分配方法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(2): 666-684.
- ZHAO H M, LUO H, YIN Y L, et al. Research on task allocation method for multipledrones power inspection for collective tasks [J]. *Systems Engineering - Theory & Practice*, 2025, 45(2): 666-684. (in Chinese)
- [4] ZHANG Z, JIANG J, XU H Y. Distributed dynamic task allocation for unmanned aerial vehicle swarm systems: a networked evolutionary game-theoretic approach[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2024, 37(6): 182-204.
- [5] LI K, YAN X X, HAN Y. Multi-mechanism swarm optimization for multi-UAV task assignment and path planning in transmission line inspection under multi-wind field[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 150: 111033.
- [6] WANG Z L, WANG B, WEI Y L, et al. Cooperative multi-task assignment of multiple UAVs with improved genetic algorithm based on beetle antennae search[C]//2020 39th Chinese Control Conference (CCC). Shenyang: IEEE, 2020: 1605-1610. doi: 10.23919/CCC50068.2020.9189661.
- [7] SHIMA T, RASMUSSEN S J, SPARKS A G, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. *Computers & Operations Research*, 2006, 33(11): 3252-3269.
- [8] EDISON E, SHIMA T. Integrated task assignment and path optimization for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(1): 340-356.
- [9] XIE S L, ZHANG A, BI W H, et al. Multi-UAV task allocation under constraint[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(11): 2184.
- [10] GAO X H, WANG L, YU X Y, et al. Conditional probability based multi-objective cooperative task assignment for heterogeneous UAVs[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 123: 106404.
- [11] ZHANG R, CHEN X, LI M Y, et al. Multiple UAVs task assignment based on improved dung beetle optimizer[C]//2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). [S.l.]: IEEE, 2023: 779-785. doi:10.1109/ICUS58632.2023.10318257.
- [12] 高谦, 张玉良, 曹艳. 多无人机协同作战中的任务分配与路径规划算法研究[J]. *无线互联科技*, 2024, 21(18): 23-26.
- GAO Q, ZHANG Y L, CAO Y. Research on task allocation and path planning algorithms in multi-UAV cooperative combat[J]. *Wireless Internet Science and Technology*, 2024, 21(18): 23-26. (in Chinese)
- [13] YAN S K. Research on heterogeneous UAVs task assignment based on improved contract net algorithm [C]//2021 6th International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE). Guangzhou : IEEE, 2021: 60-64. doi: 10.1109/ICRAE53653.2021.9657799.
- [14] ZHANG K W, ZHAO X L, LI Z Z, et al. Real-time reconnaissance task assignment of multi-UAV based on improved contract network [C]//2020 International Conference on Artificial Intelligence and Computer Engineering (ICAICE). Beijing :IEEE, 2020 : 472-479. doi: 10.1109/ICAICE51518.2020.00098.
- [15] LI J X, YANG X R, YANG Y J, et al. Cooperative mapping task assignment of heterogeneous multi-UAV using an improved genetic algorithm [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 296: 111830.
- [16] 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: 123023.
- [17] WANG Z, LIU L, LONG T, et al. Multi-UAV reconnaissance task allocation for heterogeneous targets using an opposition-based genetic algorithm with double-chromosome encoding[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, 31(2): 339-350.
- [18] WANG Z H, ZHANG J L. A task allocation algorithm for a swarm of unmanned aerial vehicles based on bionic wolf pack method [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 250: 109072.
- [19] LI S M, CHEN H L, WANG M J, et al. Slime mould algorithm: a new method for stochastic optimization[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 111: 300-323.
- [20] ALTAY O. Chaotic slime mould optimization algorithm for global optimization [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2022, 55: 3979-4040.
- [21] CHEN H, LI X B, LI S L, et al. Improved slime mould algorithm hybridizing chaotic maps and differential evolution strategy for global optimization [J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 66811-66830.
- [22] XIONG H, GE B L, LIU J Z. An improved slime mold algorithm for cooperative path planning of multi-UAVs \* [C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Koh Samui; IEEE, 2023. doi: 10.1109/ROBIO58561.2023.10354937.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95 International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [24] MIRJALILI S, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [25] WANG J, WANG W C, HU X X, et al. Black-winged kite algorithm: a nature inspired meta heuristic for solving benchmark functions and engineering problems[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57: 98.