

doi: 10.7690/bgzdh.2023.08.019

# 基于混沌蚁群算法的集群无人机协同任务分配

赵 颖, 徐熙阳

(中国航天系统科学与工程研究院, 北京 100037)

**摘要:** 针对无人机集群协同任务分配问题, 以无人机集群完成所有任务的总航程和未完成任务数最小为优化目标, 构建多目标的多任务分配数学模型, 并提出基于混沌蚁群算法的优化方法对模型进行求解。借鉴混合算法能提高单一算法性能的思想, 在集群任务分配问题中将混沌算法的遍历性、随机性和蚁群算法的信息素正反馈机制结合起来, 并通过仿真实验验证所提方法的有效性和适用性。结果表明: 基于混沌蚁群算法的集群无人机协同任务分配方法能够增强全局寻优能力, 提高算法效率, 为多无人机分配最优的任务序列。

**关键词:** 集群智能; 任务分配; 多无人机

**中图分类号:** TJ85 **文献标志码:** A

## Cooperative Task Allocation for Cluster UAV Based on Chaos Ant Colony Algorithm

Zhao Ying, Xu Xiyang

(China Aerospace Academy of Systems Science and Engineering, Beijing 100037, China)

**Abstract:** Aiming at the cooperative task allocation problem of unmanned aerial vehicle (UAV) cluster, a multi-objective multi-task allocation mathematical model is constructed with the optimization objectives of minimizing the total range of all tasks completed by UAV cluster and the number of unfinished tasks, and an optimization method based on chaotic ant colony algorithm is proposed to solve the model. Based on the idea that hybrid algorithm can improve the performance of single algorithm, the ergodicity and randomness of chaos algorithm and the positive pheromone feedback mechanism of ant colony algorithm are combined in the cluster task allocation problem, and the simulation experiments are carried out to verify the effectiveness and applicability of the proposed method. The results show that the cooperative task allocation method based on chaos ant colony algorithm can enhance the global optimization ability, improve the efficiency of the algorithm, and allocate the optimal task sequence for multiple UAVs.

**Keywords:** swarm intelligence; task allocation; multi-UAVs

### 0 引言

随着人工智能、无人协同、先进组网等技术的发展, 集群智能化战争成为未来重要的作战样式, 并逐渐受到各国军方的高度重视, 美军认为集群智能技术将改变“游戏规则”。集群协同任务分配作为重要的集群智能技术, 能够满足多无人机对多种任务的执行需求, 并确定最优的任务执行序列, 从而提升集群系统的综合决策能力。

目前, 关于集群协同任务分配的研究主要包含任务分配数学模型和任务分配求解算法 2 方面。数学模型构建方面, 主要将集群任务分配模型划归为多旅行商问题模型、车辆路径问题模型、混合整数线性规划模型等<sup>[1]</sup>; 但现有成果大多建立一种无人机模型且针对单一类型的任务, 与实际作战需求有一定出入。空战中, 常需投入侦察机、战斗机等具

备不同功能的无人机来执行侦察、打击、评估等多类型任务, 并且期望距离、油耗等多个指标达到最优<sup>[2]</sup>。求解算法方面, 主要采用遗传算法<sup>[3-4]</sup>、粒子群算法<sup>[5]</sup>、蚁群算法<sup>[6-7]</sup>、合同网市场竞拍法<sup>[8]</sup>等, 以及其改进算法进行任务分配问题求解。其中蚁群算法具有信息素正反馈机制和启发性收敛等优点, 许多学者将其引入无人机集群协同任务分配问题中并进行改进。例如张翰桥等<sup>[9]</sup>改进蚁群算法使其具有“粒子”特性, 提出基于蚁群-粒子群的任务分配求解方法, 并证明其有效性。Cai Q 等<sup>[10]</sup>提出基于自回归模糊时间序列的改进蚁群算法, 用来解决大规模任务分配问题。

笔者在前人研究的基础上, 考虑实战情况下多种无人机、多类型任务的集群协同任务分配, 以无人机集群完成所有任务的总航程和未完成任务数最小为目标构建数学优化模型, 并借鉴混合算法能提

收稿日期: 2023-04-19; 修回日期: 2023-05-18

作者简介: 赵 颖(1993—), 女, 甘肃人, 硕士。

高单一算法性能的思想,提出基于混沌蚁群算法的模型求解方法,避免了混沌算法搜索的盲目性以及蚁群算法初始信息素积累较慢的问题。最后进行仿真验证并与标准蚁群算法进行了对比分析。

### 1 集群无人机任务分配数学模型构建

集群无人机任务分配问题可以表述为:在考虑不同任务特性与不同无人机组荷、作战能力等的前提下,为集群内无人机分配要完成的任务集合并确定所有任务的执行时序,从而实现性能指标的最优化,提高集群作战效率。基于该描述,构建任务分配数学模型。

1) 符号定义。

$V=\{V_1, V_2, \dots, V_P\}$ 表示执行任务的无人机集合,  $P$ 为无人机总数。

$Target=\{Target_1, Target_2, \dots, Target_M\}$ 表示目标的集合,  $M$ 为目标总数。

$D=\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 表示无人机对目标  $Target$  执行任务的任务类型集合,  $N$ 为任务类型总数。

$W_{t_i, l, k}$ 表示无人机  $V_i$ 对目标  $Target_l$ 执行类型为  $D_k$ 的任务。

$Mission=\{Mission_1, Mission_2, \dots, Mission_Q\}$ 表示无人机需要执行的任务集合,  $Q$ 为任务总数,且  $Q=M \times N$ 。

$x_{ij} \in \{0, 1\}$ 为决策变量,表示无人机  $V_i$ 对任务  $Mission_j$ 的执行情况,其满足:

$$x_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{无人机 } V_i \text{ 执行任务 } Mission_j \\ 1, & \text{无人机 } V_i \text{ 未执行任务 } Mission_j \end{cases} \quad (1)$$

$Prev(Mission_j)$ 表示  $Mission_j$ 的前序任务。

$Next(Mission_j)$ 表示  $Mission_j$ 的后序任务。

$dt_{\min}^{(j)}$ 表示执行  $Mission_j$ 的最早时间限制。

$dt_{\max}^{(j)}$ 表示执行  $Mission_j$ 的最晚时间限制。

$tm_j$ 表示执行  $Mission_j$ 所需要的时间。

$Missionkind(V_i)$ 表示无人机  $V_i$ 所能执行的任务类型集合,则  $Missionkind(V_i) \subseteq D$ 。

$L(Project_i)$ 为无人机  $V_i$ 执行任务分配计划的飞行航程值。

$L_{\max}(V_i)$ 表示无人机  $V_i$ 的飞行航程上限。

$N_m(V_i)$ 表示无人机  $V_i$ 完成任务的数量。

2) 约束条件。

任务时序约束:表示不同任务之间须按照一定顺序执行。即对于任务  $Mission_j$ 来说,其本身与其前序任务  $Prev(Mission_j)$ 和后序任务  $Next(Mission_j)$

之间存在 1 种偏序关系。具体表示为:

$$\left. \begin{aligned} & \text{Enforce}\{Prev(Mission_j), Mission_j, <\} \\ & \text{Enforce}\{Mission_j, Next(Mission_j), <\} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$$j=1, 2, \dots, Q$$

式中  $\text{Enforce}\{a, b, <\}$ 表示任务  $a$ 、 $b$ 执行的先后顺序,即先执行任务  $a$ ,后执行任务  $b$ 。

任务时间约束:指任务  $Mission_j$ 必须在指定的时间范围内完成,即任务  $Mission_j$ 的执行时间  $tm_j$ 须在某区间内。具体可表示为:

$$dt_{\min}^{(j)} \leq tm_j \leq dt_{\max}^{(j)} \quad (3)$$

多无人机协同约束:即每个任务能且仅能被执行 1 次,每个无人机 1 次仅能执行 1 项任务。表示为:

$$\sum_{i=1}^P x_{ij} = 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, Q\}; \quad (4)$$

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

无人机任务类型及能力约束:每架无人机的续航、载荷等能力有限,只能执行特定的任务类型。表示为:

$$W_{t_i, l, k} \in Missionkind(V_i),$$

$$\forall l < M \text{ 且为正整数}, \forall k < N \text{ 且为正整数} \quad (6)$$

3) 目标函数。

集群任务分配的评价指标包括 2 项:无人机集群完成全部任务所需的总航程和集群未执行任务数,取二者之和作为模型的目标函数,具体表示为:

$$J = \sum_{i=1}^P L(Project_i) / \sum_{i=1}^P L_{\max}(V_i) + (Q - \sum_{i=1}^P N_m(V_i)) \quad (7)$$

并将  $\min(J)$ 作为优化目标来实现该综合指标的最小化。

### 2 算法设计基础

混沌算法借鉴非线性系统混沌运动特性,可由简单规则产生对初始条件敏感且周期不固定的搜索行为,在优化过程中能够避免局部最优。蚁群算法作为一种模拟生物群的智能算法,借鉴了蚁群觅食行为中的寻优特征并将其引入优化问题的求解中。

1) 混沌算法。

混沌是非线性系统的一种常见现象,由 Li T Y 和 Yorke 提出<sup>[11]</sup>,发展至今,常将其定义为能够由肯定的公式获得且具备随机性的运动形态。混沌运动看似复杂无序、不可预测,但究其内在却有着精细的结构性和规律性,如自然界的大气运动、社会

中的市场变化等便是典型的混沌运动。通常来说，混沌运动具有有界性、敏感性、随机性和遍历性 4 大特性。

为研究混沌运动的内在规律性，涌现出多种混沌映射模型，其中 logistic 映射最为经典，其方程表达式为：

$$s_{r+1} = \lambda s_r (1 - s_r), \quad r = 0, 1, 2, \dots \quad (8)$$

式中： $\lambda$  为控制参数，当  $\lambda \in [3.57, 4]$  时系统处于混沌状态，笔者设定  $\lambda=4$ ； $r$  为迭代次数； $s_r$  为迭代  $r$  次后混沌系统参量值， $s_r \in [0, 1]$ 。任取  $s_0$  则可迭代出确定的序列  $s_1, s_2, s_3, \dots$ 。

混沌算法的优化思路即先产生 1 组与优化变量数目相同的初始变量，后迭代利用混沌映射模型产生混沌行为并将其遍历范围扩大至优化变量的取值范围，并不断求解优化目标值直至找到最优值。该方法在优化搜索中具备过程随机、全面搜索和对初始条件敏感等特点，具有一定优越性，但由于其本身的盲目性以及得到最优解时间较长等问题，并不能单独用于求解集群任务分配问题。

## 2) 蚁群算法。

蚁群算法由意大利学者 Macro Dorigo 等提出，利用蚂蚁搜索食物源时的寻优行为来解决优化问题。为实现相互之间的信息传递和协同合作，蚂蚁个体在移动过程中会释放信息素，其他蚂蚁能够感知这些信息素并指导自己的运动方向，信息素越多的路径会吸引更多蚂蚁经过。该算法利用蚂蚁集群这种信息素正反馈行为机制，不断选择出信息素积累最多的路径，也就不断选择出了最优的解。

蚁群算法基本过程如下：

设置参数，初始化信息素

While(不满足条件时) d

for 蚁群中的每只蚂蚁

for 为每个解构造步(直到构造出完整的可行解)

①蚂蚁依据信息素浓度以一定概率构造解的下一步；

②局部更新信息素。

end

end

①某些已获得的解为起点进行临域搜索；

②根据某些已获得的解的质量进行全局信息素更新。

end

蚁群算法能够用于求解无人机协同任务分配问题。蚂蚁进行状态转移即表示无人机执行完一个任务继而去执行下一个任务，为每个解构造步的过程即为无人机  $V_i$  分配任务  $Mission_j$  的过程，可行解即为无人机执行任务的序列。然而，蚁群算法在求解过程中存在初始信息素积累较慢、易陷入局部最优等问题，需要进一步改进。

## 3 基于混沌蚁群算法的模型求解

为得到更优的任务分配方案，针对混沌算法搜索存在盲目性、最优解产生时间长但能够全面搜索、对初始条件敏感的特点，以及蚁群算法能够快速求得精确解但初始信息素积累较慢、易陷入局部最优的特点，将二者动态融合起来，提出基于混沌蚁群算法的集群无人机协同任务分配求解方法。前期通过混沌算法产生若干个初始任务分配方案，并为蚁群算法初始信息素积累过程提供必要输入，然后利用蚁群算法快速搜索出精确解。

### 3.1 解的编码

解的编码是集群无人机任务分配求解首先要解决的问题，主要将实际任务分配问题的解空间转换为混沌蚁群算法中的编码空间，这里通过矩阵化编码的方式进行。

集群任务分配问题的解可用 1 个  $P \times Q$  的矩阵  $X = \{x_{ij}\}$ ； $i=1, 2, \dots, P$ ； $j=1, 2, \dots, Q$ 。该矩阵的第  $i$  行表示无人机  $V_i$ ，第  $j$  列表示任务  $Mission_j$  (任务  $Mission_j$  又与目标  $Target_l$ 、任务类型  $D_k$  及任务类型总数  $N$  有关，即  $j=(l-1) \times N + k$ ， $Mission_j = Mission_{(l-1) \times N + k}$ ， $x_{ij}$  的取值为 0 或 1 且由式(1)产生。

例如，在包含 4 架无人机、2 个目标、每个目标 3 种任务类型的协同任务分配问题中，给出 1 个解的矩阵化编码结果如下：

$$X = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

该矩阵行数 4，列数为 6；第 3 行第 4 列的 1 表示第 3 个无人机执行第 4 个任务(即第 2 个目标的第 1 种类型的任务)。

### 3.2 基于混沌算法的混沌初始解生成

利用混沌算法产生若干初始解，作为蚁群算法的输入。

1) 混沌算法初始化。根据任务分配数学模型的约束条件随机产生初始解并将其进行矩阵化编码, 记为  $X_0=\{x_{i0j0}\}$ , 同时设置参数初始混沌迭代计数器  $nch$ 、混沌优化最大迭代次数  $nch\_max$ 。

2) 将集群任务分配的当前解  $X_n$  和当前最优解  $X^*$  初始化为  $X_0$ , 并根据目标函数计算出相应的当前的目标值  $J_n$  和当前最优目标值  $J^*$ 。

3) 任取  $Q$  个相异初始值  $s_n^1, s_n^2, \dots, s_n^j, \dots, s_n^Q$  均  $\in (0, 1)$ , 且  $s_n^1 \neq s_n^2 \neq \dots \neq s_n^j \neq \dots \neq s_n^Q$ 。

4) 对于  $s_n^1, s_n^2, \dots, s_n^j, \dots, s_n^Q$ , 根据 Logistic 混沌映射式(8)分别计算出  $s_{n+1}^1, s_{n+1}^2, \dots, s_{n+1}^j, \dots, s_{n+1}^Q$  [12], 并利用下式求出  $a^j$ , 即将  $s_{n+1}^j$  从  $(0, 1)$  区间映射到  $(0, P+1)$  的整数区间中得到  $a^j$ 。

$$a^j = \text{fix}(s_{n+1}^j \circ P) + 1, j = 1, 2, \dots, Q. \quad (10)$$

式中  $\text{fix}(\circ)$  为取整操作。

5) 对  $X_n$  进行调整, 安排  $x_{a^j j} = 1, x_{iv} = 0, v = 1, 2, \dots, a^j - 1, a^j + 1, \dots, P$  并得到  $X_{n+1}$ 。

6) 计算  $X_{n+1}$  对应的目标值  $J_{n+1}$ 。如果  $J_{n+1} < J_n$ , 则  $X^* = X_{n+1}, J^* = J_{n+1}, X_n = X_{n+1}$ , 并转至下一步, 如果  $J_{n+1} > J_n$ , 则  $X^* = X_n, J^* = J_n$ , 并转至下一步。

7)  $nch = nch + 1$ , 转至 3), 直到满足迭代终止条件或达到最大迭代次数  $nch\_max$  为止。最后取前  $L$  个最优的任务分配结果即为混沌初始解。

### 3.3 基于蚁群算法的最优解生成

利用混沌初始解, 通过蚁群算法找到任务分配问题的最优解。

1) 生成初始信息素。

设蚁群中蚂蚁数为  $MM$ , 为蚂蚁  $r$  构建任务分配方案  $\varphi_r$ 。设置蚁群算法迭代计数器  $nca$  和蚁群算法最大迭代次数  $nca\_max$ 。依据混沌初始解生成初始信息素分布:

$$\tau_{ij}(t_0) = \tau_0 + \Delta\tau. \quad (11)$$

式中:  $\tau_{ij}(t_0)$  表示初始时刻 ( $t_0=0$ ) 无人机  $V_i$  执行任务  $Mission_j$  的初始信息素值;  $\tau_0$  是信息素常数, 为正实数,  $\Delta\tau$  由下式给出:

$$\Delta\tau = \sum_{r=1}^L \Delta\tau_{ij}^r. \quad (12)$$

式中:  $\Delta\tau_{ij}^r$  表示第  $r$  条路径中, 无人机  $V_i$  执行任务  $Mission_j$  的信息素积累;  $L$  为混沌初始解的个数。  $\Delta\tau_{ij}^r$  的计算公式如下:

$$\Delta\tau_{ij}^r = \begin{cases} I_{add}, & \text{无人机 } V_i \text{ 执行任务 } Mission_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}. \quad (13)$$

式中  $I_{add}$  为信息素增量值。

2) 蚂蚁路径的构建。

其构建规则即为无人机到任务的路径选择规则。用集合  $\text{tabu}_r$  表示任务禁忌表, 记录蚂蚁  $r$  当前已经完成的任务。当前  $t$  时刻, 处在无人机节点  $i$  的第  $r$  只蚂蚁选择所要转移的任务  $Mission_j$  的选择规则为:

$$P_{ij}^r(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in \text{Allowed}_r} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in \text{Allowed}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases}. \quad (14)$$

式中:  $\text{Allowed}_r = \{1, 2, \dots, Q\} - \text{tabu}_r$  为可分配的任务集合, 表示蚂蚁下一步允许选择的任务;  $\alpha$  为信息素重要程度因子;  $\beta$  为启发函数重要程度因子;  $\eta_{ij}$  为启发函数。

3) 局部信息素更新。

为避免搜索过度集中引起的搜索停滞, 在蚂蚁  $r$  构建可行解  $\varphi_r$  后, 按局部更新规则调整信息素浓度, 如下式:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\lambda) \cdot \tau_{ij}(t) + \lambda \cdot \tau_{ij}(t_0). \quad (15)$$

式中  $\lambda$  为常数,  $0 < \lambda < 1$ 。

4) 当  $r < MM$  时转至 2), 否则转至下一步。

5) 全局信息素更新。

当  $MM$  只蚂蚁都完成本次搜索后, 找出当前最优解  $\varphi_r^*$ , 并按下式进行全局更新。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t). \quad (16)$$

式中:  $\rho$  ( $0 < \rho < 1$ ) 是控制信息素衰减过程的参数;  $\Delta\tau_{ij}(t)$  通过下式确定:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{J(\varphi_r^*)}, & (i, j) \text{ 属于最优解} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}. \quad (17)$$

式中:  $Q$  为常数;  $J(\varphi_r^*)$  为当次迭代取得最优解时的目标函数值。

6) 判断是否满足结束条件, 若是则输出结果, 否则  $nca = nca + 1$ , 并转步骤 2)。

### 3.4 基于混沌蚁群算法的求解流程

基于混沌蚁群算法的集群无人机任务分配求解流程如图 1 所示, 具体步骤如下:

Step1: 算法初始化, 根据任务分配数学模型的

约束条件随机产生初始解矩阵，同时设置参数值；

Step2: 利用 Logistic 混沌映射进行混沌算法寻优；

Step3: 判断是否满足混沌结束条件，若是则选出前 L 个最佳方案作为混沌初始解，否则返回 Step2；

Step4: 基于混沌初始解进行蚁群的初始信息素积累；

Step5: 为蚂蚁构建路径及路径转移规则，并建立局部和全局信息素更新规则，通过蚁群算法进行任务分配解的寻优；

Step6: 判断是否满足蚁群算法结束条件，若是则输出任务分配最终结果，否则返回 Step5。

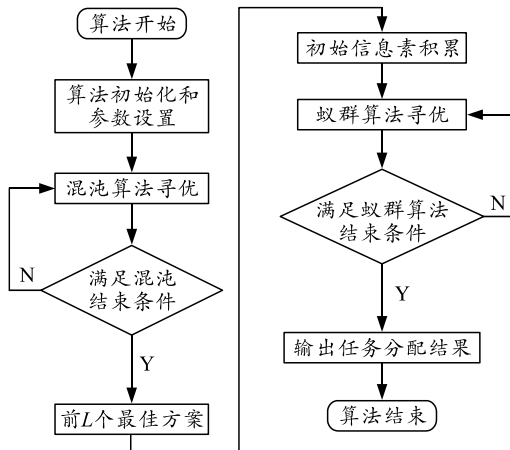


图 1 基于混沌蚁群算法的求解流程

### 4 仿真结果分析

为验证算法的有效性，对集群无人机任务分配问题进行仿真实验。实验场景中设定我方无人机共 3 架，敌方目标共 6 个，需要对每个目标进行“侦察，打击，评估”3 种类型的任务，共计 18 个待执行任务。实验中分别采用 CL、AT、VE 标识上述 3 类不同任务。下面将为各无人机分配要执行的任务及执行序列。

以范围为(0, 0)到(300, 300)单位 (km) 平面坐标系为无人机和目标的位置区域。其中无人机的初始位置范围为(0, 0)到(100, 100)，在该范围内随机取 3 个点作为 3 架无人机的初始位置；目标的初始位置范围为(200, 200)到(300, 300)，在该范围内随机取 6 个点作为 6 个目标的初始位置。基于混沌蚁群的协同任务分配算法参数设置如下：混沌算法最大迭代次数 nch\_max=60，蚁群算法最大迭代次数 nca\_max=100，种群蚂蚁个数 MM=20，信息素挥发系数 =0.75。

在 Matlab 中运行基于混沌蚁群的集群无人机任务分配算法得到各无人机任务分配结果如表 1 所示，生成的图像结果如图 2 所示。可以看到，共 18 个小任务中完成分配的小任务为 17 个，对目标 3 的“评估”任务未被分配，则最优目标函数中的未完成任务数为 1。

表 1 任务分配结果

无人机	飞行航程/km	任务分配序列
UAV1	375	T4(CL)-T4(AT)-T2(CL)-T3(CL)-T1(CL)-T2(VE)
UAV2	311	T6(AT)-T5(CL)-T5(AT)-T6(VE)
UAV3	394	T6(CL)-T5(VE)-T4(VE)-T3(AT)-T2(AT)-T1(AT)-T1(VE)

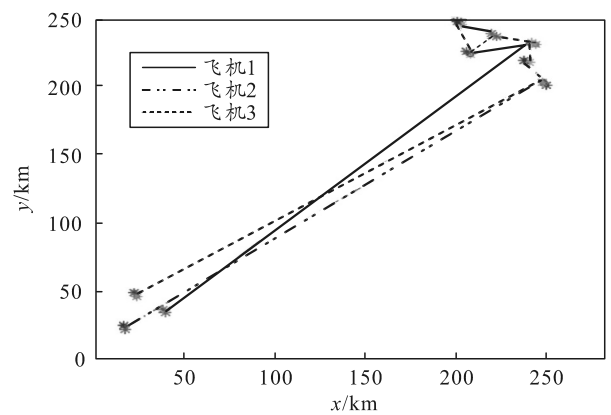


图 2 任务分配算法运行结果

同时，运行 Matlab 程序后还得到如图 3 所示算法收敛曲线。横坐标为迭代次数，纵坐标为总航程。可以看到算法约在第 32 代开始收敛，最优目标函数中的总航程值约为 1 080 km。

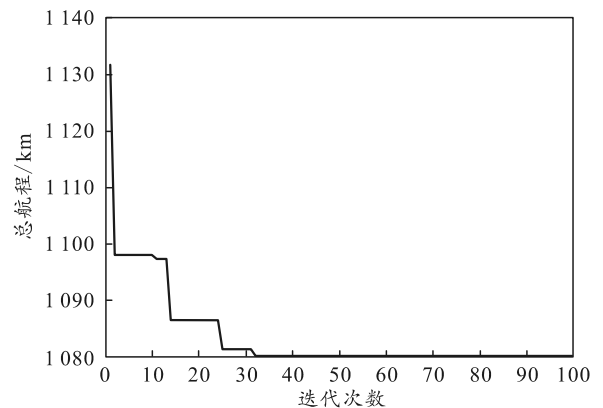


图 3 算法收敛曲线

同理，采用标准蚁群算法求解上述集群无人机任务分配问题，并将得到的最优结果与所提的混沌蚁群算法最优结果做对比得到表 2。可以看到采用混沌蚁群算法求得的未完成任务数和总航程均更小，优化结果更好，说明混沌蚁群算法在集群无人机任务分配问题求解中有一定优越性。

表 2 混沌蚁群算法与标准蚁群算法最优结果比较

算法	最优结果之未完成任务数	最优结果之总航程/km
混沌蚁群算法	1	1 080
标准蚁群算法	2	1 259

### 5 结束语

针对集群智能无人机协同任务分配问题，建立了任务分配数学模型，并综合混沌算法的遍历性、随机性，以及蚁群算法信息素正反馈的优势，提出基于混沌蚁群算法的集群协同任务分配方法，包括解的编码、混沌初始解生成和蚁群寻优等过程。而后通过任务分配仿真实验进行验证，并与标准蚁群算法结果进行比较，得出混沌蚁群算法的任务分配结果更优。笔者所提方法满足了多无人机协同作战及任务分配的需求，实现了基于任务和飞行能力的协同决策，提升了集群智能无人机的任务调整和规划能力。

### 参考文献：

[1] 姚敏, 王绪芝, 赵敏. 无人机群协同作战任务分配方法研究[J]. 电子科技大学学报, 2013, 42(5): 723-727.

[2] 寇昆湖, 刘登攀, 鹿珂珂, 等. 基于改进蚁群算法无人机作战效能评估方法研究综述[J]. 兵工自动化, 2022, 41(11): 58-62.

[3] 周晶, 赵晓哲, 党延忠, 等. 基于分布式 NSGA-III 算法的无人机群高维多目标任务分配方法[J/OL]. 系统工程与电子技术: 1-11[2022-01-19]. <http://kns.cnki.net/>

\*\*\*\*\*

(上接第 64 页)

[3] 万至达, 张学武, 盛金保, 等. 水下结构物表面缺陷的仿生双目视觉测量[J]. 水利水运工程学报, 2019, 174(2): 73-80.

[4] SONI O K, KUMARE J S. A Survey on Underwater Images Enhancement Techniques[C]//2020 IEEE 9th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT). IEEE, 2020.

[5] HAN M, LYU Z, QIU T, et al. A Review on Intelligence Dehazing and Color Restoration for Underwater Images[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2020, 50(5): 1820-1832.

[6] FABRI C, JAHIDUL I M, SATTAR J. Enhancing Underwater Imagery using Generative Adversarial Networks[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). arXiv, 2018.

[7] 王龔. 基于图像成像模型的水下图像增强方法研究[D]. 上海: 上海海洋大学, 2019.

kcms/detail/11.2422.TN.20210204.1034.005.html.

[4] SHENASSAM H, MAHMOODI M. A novel intelligent method for task scheduling in multiprocessor systems using genetic algorithm[J]. Journal of the Franklin Institute, 2006, 343(4-5): 361-371.

[5] 韩博文, 姚佩阳, 孙昱. 基于多目标 MSQPSO 算法的 UAVS 协同任务分配[J]. 电子学报, 2017, 45(8): 1856-1863.

[6] 柳文林, 潘子双, 赵红超, 等. 基于改进蚁群算法的无人机 2 维航路规划[J]. 兵工自动化, 2022, 41(11): 68-72.

[7] 魏得路, 张雪松, 胡明. 基于多信息素蚁群算法的联合任务分配方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(8): 798-807, 812.

[8] AIZAWA K, MOTOMURA K, KIMURA S, et al. Constant time neighbor finding in quadtrees: an experimental result[C]//International Symposium on Communications. IEEE, 2008.

[9] 张瀚桥, 侯琳, 宋科璞. 基于 ACA\_PSO 算法的无人机分布式任务分配方法[J]. 兵工自动化, 2016, 35(7): 7-10.

[10] CAI Q, ZHANG D, ZHENG W, et al. A new fuzzy time series forecasting model combined with ant colony optimization and auto-regression[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 74(1): 61-68.

[11] LI T Y, YORKE J A. Period three implies chaos[J]. American Mathematical Monthly, 1975, 82: 985-992.

[12] 王昊, 吴庆宪, 姜长生, 等. 基于混沌蚁群算法的多机协同空战火力分配[J]. 航空兵器, 2010(6): 12-15, 24.

[8] ANWAR S, LI C. Diving deeper into underwater image enhancement: An survey[J]. Signal Processing Image Communication, 2020, 89: 115978.

[9] TSOUC H. Development of an Image Processing Module for Autonomous Underwater Vehicles through Integration of Visual Recognition with Stereoscopic Image Reconstruction[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2019, 7(4): 107.

[10] PEDERSEN M, H AURUM J B, GADE R, et al. Detection of Marine Animals in a New Underwater Dataset with Varying Visibility[C]//The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops. IEEE, 2019.

[11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv: 1409.1556. 2014(9).

[12] 夏坚, 周利君, 张伟. 基于迁移学习与 VGG16 深度神经网络的建筑物裂缝检测方法[J]. 福建建设科技, 2022(1): 19-22, 60.