

北京航空航天大学学报

Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics

ISSN 1001-5965, CN 11-2625/V

《北京航空航天大学学报》网络首发论文

题目: 基于 γ 随机搜索策略的无人机集群海上任务分配
作者: 吴秋实, 郭杰, 康振亮, 张宝超, 王浩凝, 唐胜景
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0882
收稿日期: 2022-11-03
网络首发日期: 2023-01-10
引用格式: 吴秋实, 郭杰, 康振亮, 张宝超, 王浩凝, 唐胜景. 基于 γ 随机搜索策略的无人机集群海上任务分配[J/OL]. 北京航空航天大学学报.
<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0882>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 γ 随机搜索策略的无人机集群海上任务分配

吴秋实¹, 郭杰^{1,✉}, 康振亮^{1,2}, 张宝超¹, 王浩凝¹, 唐胜景¹

(1. 北京理工大学 宇航学院, 北京 100081; 2. 上海机电工程研究所, 上海 201109)

*通信作者 E-mail: guojie1981@bit.edu.cn

摘要 针对无人机集群海上作战态势复杂、作战任务多样、作战单元异构的特点, 建立了海上无人机集群多目标任务分配优化模型, 并针对该模型提出了一种基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法。首先, 将作战态势细节与复杂作战需求等引入无人机集群任务分配问题, 建立了契合作战场景的无人机集群任务分配作战模型。其次, 基于粒子编码矩阵, 设计了均衡搜索策略、 γ 随机搜索策略、分阶段自适应参数, 提出了基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法, 解决了离散粒子群算法易陷入局部最优造成未成熟收敛的问题。仿真结果表明, 针对本文建立的符合海上作战特点的无人机集群多目标任务分配优化模型, 所提改进算法可有效解决无人机集群多目标任务分配问题, 所提改进策略提高了算法的收敛速度与算法精度。

关键词 无人机; 协同任务分配; 离散粒子群算法; 随机搜索策略; 均衡搜索策略

中图分类号 V279; TP301.6 文献标志码 A DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0882

UAV Cluster Maritime Task Assignment Based on γ Random Search Strategy

WU Qiushi¹, GUO Jie^{1,✉}, KANG Zhenliang^{1,2}, ZHANG Baochao¹, WANG Haoning¹, TANG Shengjing¹

(1. School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Shanghai Electro-Mechanical Engineering Institute, Shanghai 201109, China)

*Tel.: 13520828290 E-mail: guojie1981@bit.edu.cn

Abstract Aiming at the characteristics of complex maritime combat posture, diverse combat missions and heterogeneous combat units of UAV clusters, a multi-objective mission assignment optimization model for maritime UAV clusters is established, and an improved discrete particle swarm optimization algorithm based on γ random search strategy is proposed for this model. Firstly, the combat situation details and complex operational requirements are introduced into the UAV cluster mission assignment problem, and a UAV cluster mission assignment combat model that fits the combat scenario is established. Secondly, based on the particle coding matrix, the equilibrium search strategy, the γ random search strategy and the phased adaptive parameters are designed, and the improved discrete particle swarm algorithm based on the γ random search strategy is proposed to solve the problem that the discrete particle swarm optimization algorithm is easy to fall into local optimum and cause immature convergence. The simulation results show that the proposed improved algorithm can effectively solve the UAV cluster multi-target task assignment problem for the UAV cluster multi-target task assignment optimization model established in this paper that meets the characteristics of maritime operations, and the proposed improved strategy improves the convergence performance and algorithm accuracy of the algorithm.

Key words Unmanned Aerial Vehicle(UAV); Cooperative Task Assignment; Discrete Particle Swarm Optimization Algorithm(DPSO); Stochastic Search Strategy; Equilibrium Search Strategy

随着无人技术的发展, 以无人机为代表的无人作战装备正逐步走入海战舞台, 参与侦察、定位、

收稿日期: 2022-11-03

基金项目: 上海航天科技创新基金 (SAST201711)

Fund: Shanghai Aerospace Science and Technology Innovation Fund (SAST201711)

网络首发时间: 2023-01-10 13:48:28 网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.2625.V.20230109.1552.006.html>

打击、评估等海上作战环节,在中远距离探测预警、夺取制空权与制海权、海上机动作战等复杂任务中发挥着越来越重要的作用^[1]。近年来,以“反介入/区域拒止(A2/AD)”作战理论^[2]为牵引,美国、俄罗斯等军事强国着眼于复杂战场环境下的任务需求与特点推进海上无人系统作战的实战化应用,从而最大化无人机集群一体化作战效能^[3]。为了提高无人集群系统的海上作战能力,需要针对态势评估^[4]、任务分配^[5]、航迹规划^[6]、编队飞控^[7-8]等关键技术开展研究^[9]。其中,任务分配技术是在战前根据整体作战信息为无人机分配任务,为无人机协同作战提供了战术指导,是海上无人机作战的关键环节^[10]。

无人机集群多目标任务分配是在满足复杂约束条件的同时实现多个耦合目标,从而最大化整体作战效能。目前,研究人员已基于粒子群算法^[11]、模拟退火算法^[12-13]、遗传算法^[14-15]、狼群算法^[16]、蚁群算法^[17]、蝙蝠算法^[18]等优化算法及其改进算法针对无人机任务分配问题开展了广泛研究。但上述方法仍存在战场模型构建简单、作战单元参数较少、算法在解决问题时容易陷入局部最优且效率不高等问题。

近年来,应用粒子群算法解决无人机集群多目标任务分配问题得到了广泛研究,并针对以上缺点进行了改进。其基本思想是将问题的解抽象为粒子,并以位置、速度、适应度值表示粒子特征,基于粒子本身的值、个体极值以及全局极值进行更新,完成每一轮迭代,得到一个可行解。文献[19]提出了一种改进自适应粒子群优化算法,将进化博弈论的进化稳定策略融入粒子群算法,平衡了粒子的全局探索和局部搜索能力。文献[20]分别提出了一种稳定式量子粒子群优化(SQPSO)算法和一种建立式量子粒子群优化(EQPSO)算法,提高了算法的搜索速度,能够更好地防止算法陷入局部最优。文献[21]借鉴遗传算法的思想,提出了一种基于遗传算法的改进粒子群算法(GA-PSO),显著提高了任务分配效率。文献[22]同样采用遗传算法改进粒子群算法,但是粒子设置方式更加贴近文章的问题模型。文献[23]基于动态拓扑,引入了自适应学习因子和随机因子等策略以及模拟退火更新策略,共同提升算法的全局优化性能。上述研究主要借鉴其它算法或策略对粒子群算法的更新迭代过程进行改进,或对算法参数进行合理设置,从而平衡粒子群算法局部和全局的探索性能。但大多仅在算法层面进行了改进,较少考虑算法与实际问题的相关性与适应性。

在无人机集群海上作战多目标任务分配问题中,敌我双方态势难以显式表达,需要综合考虑交战双方各单元的特征,但是相关研究仍不充分。粒子群算法在解决无人机集群多目标任务分配问题上应用十分广泛,但若直接使用粒子群算法对问题进行优化,由于所使用算法不贴合问题模型,会导致无人机不必要的能量和战斗资源消耗、任务所需时间过长、毁伤效能不高等问题。针对以上问题,本文的主要贡献如下:

1)本文针对复杂作战需求,提出了一种描述作战态势细节的无人机集群海上作战体系,在该体系下建立了描述典型海上作战场景的无人机集群任务分配作战优化模型;

2)本文针对粒子群算法容易陷入局部最优且效率不高等问题,提出了 γ 随机搜索策略,对算法不同时期的搜索能力进行改进,并设计了均衡搜索策略和分阶段自适应参数方法,更好地平衡了粒子群算法的全局和局部探索性能;

3)本文设计了一种典型海上作战场景想定,应用所提出的基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法对无人机集群任务分配问题进行优化求解,所得结果证明了本文所提模型与算法的适应性与优越性。

1 问题建模

根据典型无人机海上作战态势,考虑以下作战细节。根据对抗开始前我方侦察单位确定的敌方船只具体位置,我方无人机前出分别执行侦察与攻击任务,与敌方船只进行海上对抗。各无人机携带中近程反舰导弹 1-3 枚,用来攻击敌方船只,协助我方夺取制海权。针对无人机集群海上作战多目标任务分配问题作战态势复杂、作战任务多样、作战单元异构的特点,在考虑无人机任务最长完成时间与无人机集群总油耗的基础上,综合考虑了对敌方船只的总损伤,使问题模型更加贴近作战需求。在满

足所有约束条件下，寻找最优无人机-敌方船只任务分配策略，我方无人机前往指定敌方船只附近执行任务。

本节对上述海上对抗场景中的无人机集群多目标任务分配问题进行建模。首先，建立海上无人机集群交战场景，设置海上无人机协同任务分配中各作战单元的性能，将考虑敌我双方作战态势的任务分配情况作为模型的设计变量；其次，考虑作战任务的数量、时序等多个维度，建立模型的约束条件；最后，对交战场景和作战态势细节进行描述，**考虑任务完成时间、燃油消耗、对敌方船只总损伤等多种任务需求**，建立模型的评价指标，从而设计了多无人机协同海上对抗任务分配优化模型。问题建模如图 1 所示。进一步，本文第 2 节提出基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法对该模型进行求解。

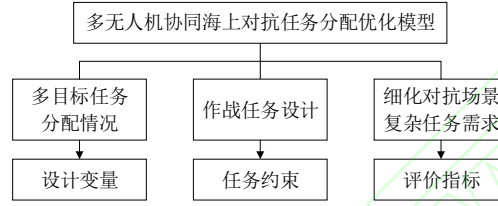


图 1 多无人机协同海上对抗任务分配问题建模
Fig.1 Modeling of multi-UAV cooperative maritime confrontation task assignment problem

1.1 设计变量

假设作战场景范围内共有 N_V 架我方无人机和 N_T 艘敌方船只，其集合分别设为 V 和 T ，即

$$V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_V}\} \quad (1)$$

$$T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_T}\} \quad (2)$$

在无人机集群海上作战多目标任务分配问题中，我方无人机数量 N_V 与敌方船只数量 N_T 满足 $N_V < N_T$ 。**与我方无人机相比，敌方船只移动速度慢，其速度可忽略不计**。任务区域内的我方无人机按顺序对每一艘敌方船只执行一次近距离侦察任务 M_{scout} 和一次攻击任务 M_{attack} 。即无人机需要对每个目标执行的任务为 $M = \{M_{\text{scout}}, M_{\text{attack}}\}$ ，任务种类 $N_M = 2$ 。因此，无人机集群共需执行的任务总数为 N_a ， $N_a = N_T N_M$ 。

在作战中，假设我方每架无人机携带武器数量为 ε_V ，命中概率为 $p_{h,V}$ ，命中后的毁伤概率恒定为 $p_{d,V}$ ，在执行侦察任务时探测半径为 $R_{s,V}$ ，执行攻击任务时攻击半径为 $R_{a,V}$ 。此外，每架无人机在受到攻击时具有一定的耐久极限 e_V ，当达到该耐久极限时，无人机失去作战能力。设置敌方船只对其攻击范围内的我方无人机以命中概率 $p_{h,T}$ 和恒定的毁伤概率 $p_{d,T}$ 进行攻击，命中概率随舰载武器系统的特点而变化。其攻击半径为 $R_{a,T}$ ，探测半径为 $R_{s,T}$ ，且 $R_{a,T} = R_{s,T}$ 。此外，每艘敌方船只在受到攻击时具有一定的耐久极限 e_T ，当达到该耐久极限时，船只无法继续交战。海上无人机集群交战场景如图 2 所示，敌我双方基本参数见表 1。以上建立了敌我双方作战态势，据此可以得到问题的任务分配情况作为优化模型的设计变量，在满足模型的任务约束并达到最优评价指标后即可得到最优任务分配结果。

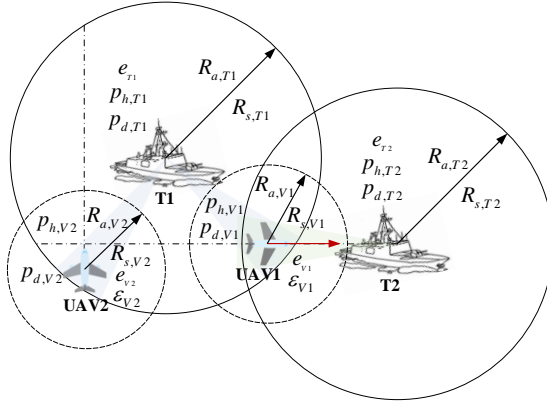


图 2 海上无人机集群交战场景
Fig.2 Battle scene of maritime drone swarms

表 1 海上无人机协同任务分配优化模型基本参数

Table 1 Basic parameters of the cooperative task assignment model for maritime UAVs

基本参数	我方无人机	敌方船只
个数	N_V	N_T
攻击半径	$R_{a,V}$	$R_{a,T}$
探测半径	$R_{s,V}$	$R_{s,T}$
命中概率	$p_{h,V}$	$p_{h,T}$
毁伤概率	$p_{d,V}$	$p_{d,T}$
耐久极限	e_V	e_T
携带武器数量	ε_V	∞

1.2 任务约束

在本文研究的无人机集群海上作战多目标任务分配问题中, 约束可以分为目标任务执行约束 C_1 、任务执行数量约束 C_2 、目标任务顺序约束 C_3 和任务执行时序约束 C_4 。

1) 目标任务执行约束 C_1

无人机对每个目标分别执行侦察任务和攻击任务, 每个任务仅执行一次, 即

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_V} \sum_{j=1}^{N_T} n_{j,\text{scout}}^i = 1 \\ \sum_{i=1}^{N_V} \sum_{j=1}^{N_T} n_{j,\text{attack}}^i = 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: $n_{j,\text{scout}}^i$ 为我方无人机 V_i 对敌方船只 T_j 执行侦察任务的次数, $n_{j,\text{attack}}^i$ 为我方无人机 V_i 对敌方船只 T_j 执行攻击任务的次数。

2) 任务执行数量约束 C_2

执行任务时每个无人机携带武器数量不同, 因此可执行攻击任务的次数上限不同, 即

$$\sum_{j=1}^{N_T} n_{j,\text{attack}}^i \leq \varepsilon_i \quad (4)$$

式中: ε_i 为无人机 V_i 携带的攻击武器数量。

3) 目标任务顺序约束 C_3

在无人机对某一敌方船只执行任务时, 该目标的不同任务可由不同无人机执行, 但是必须先对其执行侦察任务, 再执行攻击任务, 即

$$t_{j,\text{scout}} < t_{j,\text{attack}} \quad (5)$$

式中： $t_{j,\text{scout}}$ 为我方无人机对敌方船只 T_j 执行侦察任务的时刻， $t_{j,\text{attack}}$ 为我方无人机对敌方船只 T_j 执行攻击任务的时刻。

4) 任务执行时序约束 C_4

对于某些重要目标，对其执行侦察任务结束后应尽快对其执行攻击任务，因此需要对两任务间的时间差进行约束，即

$$t_{j,\text{scout}} + \Delta t_{j,\min} \leq t_{j,\text{attack}} \leq t_{j,\text{scout}} + \Delta t_{j,\max} \quad (6)$$

式中： $\Delta t_{j,\min}$ 为对敌方船只 T_j 执行侦察任务和攻击任务之间的最小时间差， $\Delta t_{j,\max}$ 为对敌方船只 T_j 执行侦察任务和攻击任务之间的最大时间差。

1.3 评价指标

多无人机任务分配问题旨在以较低的成本和较高的作战效能分配各个无人机对每个目标执行各类任务，同时满足上述多个约束。不同无人机和目标的性能不同，每个任务的需求也不同。因此，评价指标包括三部分：**任务最长完成时间、多无人机集群总燃油消耗以及对敌方船只的总损伤**。

设无人机需要完成的任务集合为 $Task$ ，则

$$Task_i = \{T_i^1, M_i^1, T_i^2, M_i^2, \dots, T_i^k, M_i^k\} \quad (7)$$

式中： $Task_i$ 为第 i 架无人机需要完成的任务集合， M_i^k 为第 i 架无人机的第 k 个任务的类型， T_i^k 为第 i 架无人机的第 k 个任务对应目标编号，若无则 $T_i^k = 0$ 。 $k=1, 2, 3, \dots, W_i$ ， W_i 为第 i 架无人机的任务总数。

1) 任务最长完成时间 J_1

假设无人机完成分配任务的时间仅由飞行速度和航程决定，则第 i 架无人机执行所有任务所需的时间为

$$t_{Vi} = \frac{\sum_{k=1}^{W_i-1} L(\text{site}(T_i^k), \text{site}(T_i^{k+1}))}{v_i} \quad (8)$$

式中： t_{Vi} 为第 i 架无人机完成分配任务的时间， $\text{site}(T_i^k)$ 为 T_i^k 的位置， $L(\text{site}(T_i^k), \text{site}(T_i^{k+1}))$ 为 T_i^k 和 T_i^{k+1} 间的路径长度， v_i 为第 i 架无人机的飞行速度。若所有无人机速度相同，则其任务完成时间只与各无人机的航程有关。

集群任务完成时间由集群中任务用时最长的无人机决定，因此该优化目标可转化为

$$J_1 = \max_{i \in V} (t_{Vi}) = \max_{i \in V} \frac{\sum_{k=1}^{W_i-1} L(\text{site}(T_i^k), \text{site}(T_i^{k+1}))}{v_i} \quad (9)$$

2) 多无人机集群总燃油消耗 J_2

无人机的燃油消耗与无人机的飞行航程呈正相关，则无人机集群完成任务的总油耗由所有无人机的总飞行航程决定。因此需要使所有无人机的飞行航程之和尽可能小，即

$$J_2 = \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{W_i-1} L(\text{site}(T_i^k), \text{site}(T_i^{k+1})) \quad (10)$$

3) 对敌方船只的总损伤 J_3

考虑到敌方船只上安装有雷达，具有一定范围的探测能力，因此如果我方无人机与敌方船只的距离小于目标的探测半径，则无人机会受到拦截威胁。威胁程度取决于敌方船只攻击概率、敌方船只雷达覆盖的无人机数量、我方无人机的飞行速度及其与敌方各船只之间的距离。参考文献[14]，定义敌

方船只 j 上的雷达对第 i 架无人机的威胁为

$$S_{V_{ij}} = 1 - \sum_{j=1}^{N_r} \left(\frac{p_{T_j}}{\sum_{i=1}^n g_{ij} \cdot n_{ij}} \cdot l_{ij} \right) \quad (11)$$

$$= 1 - \sum_{j=1}^{N_r} \left(\frac{p_{T_j}}{\sum_{i=1}^n g_{ij} \left[\frac{d_{ij}}{R_{a,T_j}} \cdot \left(\frac{1}{n_j} - 1 \right) + 1 \right]} \cdot l_{ij} \right)$$

式中: p_{T_j} 为敌方船只 i 对我方无人机的攻击概率, $p_{T_j} = p_{h,T_j} \cdot p_{d,T_j}$; l_{ij} 为我方无人机 i 在敌方船只 j 的攻击范围内的飞行路径; d_{ij} 为我方无人机 i 的飞行路径到敌方船只 j 的距离; R_{a,T_j} 为敌方船只 j 的攻击范围; n_j 为敌方船只 j 攻击范围内的我方无人机数量; g_{ij} 为布尔型变量, 若我方无人机 i 的飞行路径经过敌方船只 j 的攻击范围则 $g_{ij}=1$, 否则 $g_{ij}=0$ 。

多无人机协同海上作战任务需要对敌方船只总损伤尽可能大, 即

$$J_3 = \sum_{j=1}^{N_r} \min \left(\sum_{i=1}^{N_v} p_{V_i} S_{V_i}, e_{T_j} \right) \quad (12)$$

式中: p_{V_i} 为我方无人机 i 攻击概率, $p_{V_i} = p_{h,V_i} \cdot p_{d,V_i}$; e_{T_j} 为敌方船只 T_j^k 的耐久极限; S_{V_i} 为无人机 i 执行任务后的生存概率。

1.4 任务分配问题优化模型

针对多无人机协同海上作战场景, 考虑每个无人机所需执行的任务种类、数量与次序及其多个约束, 以最小化任务最长完成时间 J_1 与多无人机集群总燃油消耗 J_2 、最大化对敌方船只的总损伤 J_3 为优化目标, 建立无人机集群多目标任务分配优化模型为

$$\begin{aligned} \text{find } & Task_i = \{T_i^k, M_i^k\} \\ \min & J = \frac{w_1 \cdot J_1 + \delta \cdot w_2 \cdot J_2}{w_3 \cdot J_3} \\ \text{s.t. } & \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1}^{N_r} n_{j,\text{scout}}^i = 1 \\ & \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{j=1}^{N_r} n_{j,\text{attack}}^i = 1 \\ & \sum_{j=1}^{N_r} n_{j,\text{attack}}^i \leq \varepsilon_i \\ & t_{j,\text{scout}} < t_{j,\text{attack}} \\ & t_{j,\text{scout}} + \Delta t_{j,\min} \leq t_{j,\text{attack}} \leq t_{j,\text{scout}} + \Delta t_{j,\max} \end{aligned} \quad (13)$$

式中: w_1 、 w_2 、 w_3 为权系数, 反映了每个指标的重要程度, $w_1, w_2, w_3 \in [0,1]$; 为使目标 J_2 和 J_3 具有相同数量级, 定义比例因子 $\delta=1/N_v$ 。

通过设计变量、任务约束、评价指标设置等环节, 在传统任务分配优化模型的基础上考虑了复杂作战需求和作战态势细节等多个维度, 建立了多无人机协同海上对抗任务分配优化模型, 使其更加贴合典型海上作战场景。

2 基于 γ 随机搜索的改进离散粒子群算法

标准粒子群优化算法在平衡全局探索能力和局部搜索能力方面存在不足, 且极易陷入局部最优,

影响算法效率。为弥补上述缺陷,提高算法性能,本文提出了一种基于 γ 随机搜索策略的改进粒子群优化算法解决所提无人机集群多目标任务分配问题。首先,为了改善算法的收敛特性,本文设计了均衡搜索策略,将遗传算法的交叉、变异思想引入粒子群算法的更新迭代中;其次,为了不断平衡算法的全局和局部搜索性能,本文设计了 γ 随机搜索策略,利用随迭代代数逐渐减小的随机因子 γ 扩大粒子的搜索空间;最后,为了提高粒子群算法本身的搜索性能,本文基于双曲正切函数与 Sigmoid 函数,设计了分阶段自适应参数。

2.1 基于粒子编码的离散粒子群算法

粒子群算法因其适用范围广、优化效果明显、易于实现等优点而被广泛应用于航天^[24]、航海^[25]等领域以解决各类优化问题。粒子群优化算法是一种受鸟群觅食行为启发的进化优化算法。该算法的思想是将待解优化问题的候选解抽象为粒子,其特征由粒子的位置、速度和适应度值来表示。在迭代过程中,粒子不断靠近其个体最优和群体最优,从而不断更新速度和位置,即

$$v_{i,j}^{\ell+1} = \omega \cdot v_{i,j}^{\ell} + c_1 \cdot r_1 \cdot (pbest_{i,j}^{\ell} - x_{i,j}^{\ell}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (gbest_j^{\ell} - x_{i,j}^{\ell}) \quad (14)$$

$$x_{i,j}^{\ell+1} = x_{i,j}^{\ell} + v_{i,j}^{\ell+1} \quad (15)$$

式中:上标“ ℓ ”表示当前迭代次数; $v_{i,j}$ 是第 i 个粒子在第 j 维上的速度分量; $x_{i,j}$ 是第 i 个粒子在第 j 维上的位置分量; $pbest_{i,j}$ 是第 i 个粒子的个体极值 p_i 在第 j 维上的位置分量; $gbest_j$ 是种群的全局极值 $gbest$ 在第 j 维上的位置分量; $0 < \omega < 1$ 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速系数,一般在 $0 \sim 4$ 间取值; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 上的随机数。标准粒子群算法的位置、速度等参数均为连续函数,与之相对应的离散粒子群算法,其参数均为离散值。

为得到无人机集群多目标最优任务分配结果,本文将可行的任务分配结果转化为离散粒子群算法中的粒子,并借鉴文献[22],用 $2 \times N_a$ 的二维矩阵 X 来表示。其中, X 的第一行为我方无人机编号 i ,取 $[1, N_v]$ 中的整数; X 的第二行为敌方船只编号 j ,取 $[1, N_t]$ 中的整数,且每个编号必须出现且仅出现 $N_M=2$ 次,第一次出现表示其同一列的无人机对该目标执行一次近距离侦察任务 M_{scout} ,第二次出现表示其同一列的无人机对该目标执行一次攻击任务 M_{attack} 。

给出 2 架无人机对 3 架敌方船只执行任务的粒子编码随机案例为

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 3 & 3 & 2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中:第一列为 1 号无人机对 1 号敌方船只执行侦察任务,第二列为 1 号无人机对 2 号敌方船只执行侦察任务,以此类推。

粒子群算法的物理含义简单、易于实现,且具有良好的收敛速度,因此在多目标任务分配问题上应用广泛。但同时标准粒子群算法在平衡全局探索和局部搜索能力方面存在不足,容易陷入停滞,影响了算法的效率。针对以上不足,为了提高粒子群优化算法的性能,本文从三个方面对算法进行改进,共同作用使其具备兼顾全局和局部的搜索能力。

2.2 均衡搜索性能策略

基于 2.1 节所述基本粒子群算法的更新方法,采用遗传算法对其进行改进,将交叉、变异的思想引入粒子群算法的更新迭代中。当整个粒子种群在进化时陷入搜索空间中的某个解而导致算法过早收敛时,交叉操作可以有助于改善该情况,维持种群多样性;而当交叉策略使种群逐渐收敛至最优解邻域时,变异策略会以一定概率让种群加速收敛至最优解。因此,该思想平衡了算法的全局和局部搜索性能,改善了算法的收敛特性,从而达到均衡搜索性能的目的。

首先定义粒子间的交叉操作。取两个随机产生的粒子矩阵 X_1 和 X_2 ,在区间 $[1, N_a]$ 上随机取 r 个

数, 即 $\{a_1, a_2, a_3, \dots, a_r\}$, 将粒子矩阵 \mathbf{X}_1 的第 a_i ($i=1, 2, 3, \dots, r$) 列与粒子矩阵 \mathbf{X}_2 的第 a_i 列进行交换, 从而完成交叉操作, 得到粒子矩阵 \mathbf{X}'_1 。其过程可以表示为 $F_c(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2)$, 如图 3 所示。

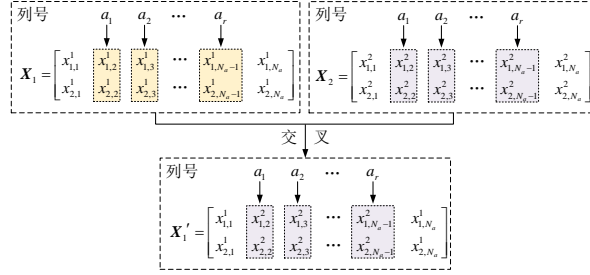


图 3 粒子间的交叉操作
Fig.3 Intersection operation between particles

接着定义粒子的变异操作。取一个随机产生的粒子矩阵 \mathbf{X}_3 , 在区间 $[1, N_v]$ 上随机取 N_v 个数 (N_v 为大于 5 的偶数), 分别为 $b_1, b_2, b_3, \dots, b_{N_v}$ 。首先, 在区间 $[1, N_v]$ 上取随机整数 m_1, m_2 , 将矩阵 \mathbf{X}_3 的第 b_1 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_1)$ 换为 m_1 , 第 b_2 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_2)$ 换为 m_2 , 其中 $m_1 \neq \mathbf{X}_3(1, b_1), m_2 \neq \mathbf{X}_3(1, b_2)$ 。其次, 在区间 $[1, N_T]$ 上取随机整数 m_3, m_4 , 将矩阵 \mathbf{X}_3 的第 b_3 列第二行 $\mathbf{X}_3(2, b_3)$ 换为 m_3 , 第 b_4 列第二行 $\mathbf{X}_3(2, b_4)$ 换为 m_4 , 其中 $m_3 \neq \mathbf{X}_3(2, b_3), m_4 \neq \mathbf{X}_3(2, b_4)$ 。类似地, 将矩阵 \mathbf{X}_3 第 b_5 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_5)$ 与第 b_6 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_6)$ 进行交换, 将矩阵 \mathbf{X}_3 第 b_7 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_7)$ 与第 b_8 列第一行 $\mathbf{X}_3(1, b_8)$ 进行交换, 以此类推, 从而完成变异操作, 得到粒子矩阵 \mathbf{X}'_3 。其过程可以表示为 $F_v(\mathbf{X}_3)$, 图 4 给出了 $N_v = 6$ 时的变异操作示意图。

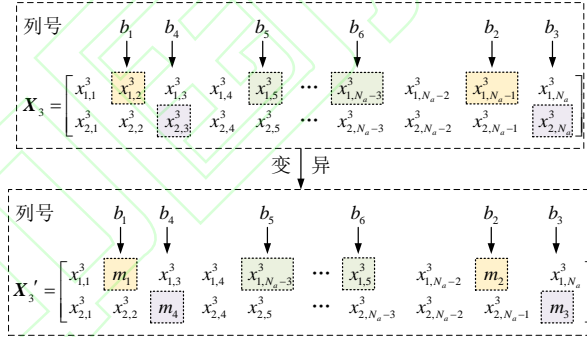


图 4 粒子间的变异操作
Fig.4 Mutation operation between particles

在本文改进的粒子群算法中, 粒子更新分为三部分, 即粒子对其个体极值的趋近、粒子对全局极值的趋近以及粒子对自身特性的保持, 分别与参数 c_1 、 c_2 和 ω 相关。因此, 当在区间 $[0, 1]$ 中产生的随机数小于 c_1 时, 该粒子对应的矩阵 \mathbf{X} 与其个体极值对应的矩阵 \mathbf{P} 之间进行交叉操作, 即 $F_c(\mathbf{X}, \mathbf{P})$; 当在区间 $[0, 1]$ 中产生的随机数小于 c_2 时, 该粒子对应的矩阵 \mathbf{X} 与全局极值对应的矩阵 \mathbf{P}_g 之间进行交叉操作, 即 $F_c(\mathbf{X}, \mathbf{P}_g)$; 当在区间 $[0, 1]$ 中产生的随机数 $\text{rand}() < \omega$ 时, 对该粒子对应的矩阵 \mathbf{X} 进行变异操作, 即 $F_v(\mathbf{X})$, 从而实现对自身特性的保持。

2.3 γ 随机搜索方法

在传统粒子群算法中, 每一轮迭代仅根据上一轮迭代结果产生一个全局最优, 对算法的全局搜索性能影响较大。针对这一问题, 本文引入 γ 随机搜索方法。其基本原理为, 在每一轮更新时, 会以一

定的概率 γ 在搜索空间中产生随机数量的满足约束的粒子，共同参与全局最优解的选择，扩大了每一代粒子的搜索空间；且为了使算法具有更好的收敛速度， γ 会随着算法迭代代数的增加而减小。引入 γ 随机搜索方法，可以使算法具有更好的全局搜索能力，在保证收敛速度的同时，提高了全局搜索性能，降低了陷入局部最优解的概率，从而更好地解决无人机集群海上作战多目标任务分配问题。具体步骤如下：

步骤 1：产生一个随机数 h ， $h \in [0,1]$ ，判断是否满足 $h < \gamma$ ，若满足则继续下一步，若不满足则退出 γ 随机搜索；

步骤 2：随机生成 q 个满足约束的粒子；

步骤 3：对产生的每个粒子进行适应度值计算，并与原始粒子共同参与全局最优解的选择。

2.4 分阶段自适应参数

在求解多目标优化问题时，大多数优化算法都致力于在全局探索能力和局部搜索能力之间取得良好的平衡，从而提高解的质量。在粒子群算法中，这两种能力受到参数 ω 、 c_1 和 c_2 的影响。因此，本文基于双曲正切函数与 Sigmoid 函数，设计分阶段自适应参数。

自适应惯性权重 ω 表示粒子位置受速度的影响，使粒子保持和种群中其余粒子不同的运动性质，即种群多样性。在算法迭代前期应加强其探索能力，以鼓励粒子在整个搜索空间中进行搜索，防止陷入局部最优，粒子群算法的全局搜索能力得益于较大的 ω 值，因此在算法前期需增大 ω ；在算法演化后期需提高其局部搜索能力，让粒子更容易在局部区域内进行搜索，精确地寻找全局最优解，算法的局部搜索能力得益于较小的 ω 值，因此在算法后期需减小 ω 值。综上，本文将整个迭代过程分为全局探索段和局部搜索段，分别对应全局探索占优和局部搜索占优的情况，选取双曲正切函数，设计自适应惯性权重 ω 如下：

$$\omega = \begin{cases} \omega_{start} + \tanh[8 \cdot (1 - K^*) - 4] \cdot \bar{\omega}, & K^* < \frac{1}{2} \\ \omega_{end} + \tanh[8 \cdot (1 - K^*) - 4] \cdot \bar{\omega}, & K^* \geq \frac{1}{2} \end{cases} \quad (17)$$

式中： K_{maxgen} 为最大迭代次数， K_{gen} 为当前迭代次数， ω_{start} 为初始惯性权重， ω_{end} 为终端惯性权重， $\bar{\omega} = (\omega_{start} - \omega_{end})/2$ ， $K^* = K_{gen}/K_{maxgen}$ 。

自适应加速系数 c_1 决定了粒子受个体经验影响的程度，引导粒子向个体极值靠近； c_2 决定了粒子受群体经验影响的程度，引导粒子向全局极值靠近。与 c_2 相比， c_1 越大，粒子越容易进行全局搜索，从而提高粒子群算法的搜索能力；反之，粒子将转化为局部搜索，有利于提高粒子群算法的挖掘能力。因此，在算法初期，应设置 $c_1 > c_2$ ，而在算法后期，应设置 $c_1 < c_2$ 。综上，为了保证算法性能，本文基于 Sigmoid 函数设计自适应加速系数 c_1 、 c_2 ，即

$$c_1 = \bar{c}_1 + \bar{c}_1 \cdot \frac{1}{1 + e^{12K^* - 6}} - 0.5 \cdot \bar{c}_1 \quad (18)$$

$$c_2 = \bar{c}_2 - \bar{c}_2 \cdot \frac{1}{1 + e^{12K^* - 6}} + 0.5 \cdot \bar{c}_2 \quad (19)$$

式中： $\bar{c}_1 = (c_{1,start} + c_{1,end})/2$ ， $c_{1,start}$ 和 $c_{1,end}$ 分别为自适应加速系数 c_1 的初始值和终端值； $\bar{c}_2 = (c_{2,start} + c_{2,end})/2$ ， $c_{2,start}$ 和 $c_{2,end}$ 分别为 c_2 的初始值和终端值。

2.5 算法实现流程

本文提出的改进算法实现步骤如下所述。

步骤 1：初始化 N 、 K_{maxgen} 、 ω_{start} 、 ω_{end} 、 $c_{1,start}$ 、 $c_{1,end}$ 、 $c_{2,start}$ 、 $c_{2,end}$ 、 N_V 、 N_T 、 w_1 、 w_2 、 w_3 、 q 等参数。随机生成 N 个粒子矩阵，设置每个粒子的初始粒子矩阵为其个体极值位置 $pbest_i^0$ ，并

分别计算其对应的适应度值即初始个体极值 p_i^0 ，通过比较可得整个粒子种群的全局极值 g_i^0 及其对应的初始全局极值位置 $gbest^0$ ；

步骤 2：计算第 K_{gen} 代 ω 、 c_1 、 c_2 值；根据粒子群算法更新策略，对该轮迭代每个粒子（设为 i ， $i \in [1, N]$ ）的粒子矩阵 X_i 依次进行与其个体极值的交叉操作、与全局极值的交叉操作、对自身特性保持的变异操作，得到新的粒子矩阵 X'_i ；

步骤 3：按照 1.2 节内容对粒子矩阵 X'_i 进行约束设置，得到新的粒子矩阵 X''_i ；

步骤 4：按照 1.3 节内容对粒子矩阵 X''_i 进行适应度值计算，得到 $J_i^{K_{gen}}$ ；

步骤 5：若 $J_i^{K_{gen}} < p_i^{K_{gen}-1}$ ，则个体极值 $p_i^{K_{gen}} = J_i^{K_{gen}}$ ，其对应的粒子矩阵 $pbest_i^{K_{gen}} = X''_i$ ，否则 $p_i^{K_{gen}} = p_i^{K_{gen}-1}$ ， $pbest_i^{K_{gen}} = pbest_i^{K_{gen}-1}$ ；若 $p_i^{K_{gen}} < g^{K_{gen}-1}$ ，则整个种群的全局极值 $g^{K_{gen}} = p_i^{K_{gen}}$ ，其对应的粒子矩阵 $gbest^{K_{gen}} = pbest_i^{K_{gen}}$ ，否则 $g^{K_{gen}} = g^{K_{gen}-1}$ ， $gbest^{K_{gen}} = gbest^{K_{gen}-1}$ ；

步骤 6：生成 q 个满足步骤 3 中约束的随机粒子 X_{ii}^{rand} ，并按照步骤 4 计算得到每个满足约束粒子的适应度值 J_{ii}^{rand} ，通过比较可得该随机粒子群体的全局极值 g^{rand} 及其对应的粒子矩阵 $gbest^{rand}$ ；产生一个随机数 h ， $h \in [0, 1]$ ，若 $h < \gamma$ 且 $g^{rand} < g^{K_{gen}}$ ，则接受该结果，即 $g^{K_{gen}} = g^{rand}$ ，且 $gbest^{K_{gen}} = gbest^{rand}$ ；

步骤 7：判断是否满足迭代终止条件，若不满足条件且 $K_{gen} < K_{maxgen}$ ，则返回步骤 2 继续进行新一轮迭代，否则结束迭代，输出 $gbest$ 及其对应的 g 。

本文改进算法的伪代码如表 2 所示。

表 2 基于 γ 随机搜索的改进离散粒子群算法流程

Table 2 Process of improved discrete particle swarm optimization algorithm based on γ random search strategy

算法1 基于 γ 随机搜索的改进离散粒子群算法

```

1:   for  $K_{gen} = 1$  to  $K_{maxgen}$  do
2:       计算  $\omega$ 、 $c_1$ 、 $c_2$  值
3:       for  $i = 1$  to  $N$  do
4:           对  $X_i$  进行交叉和变异操作得到  $X'$ 
5:           对  $X'$  进行约束设置得到  $X''$  并计算适应度值  $J_i^{K_{gen}}$ 
6:           if  $J_i^{K_{gen}} < p_i^{K_{gen}-1}$  then
7:                $p_i^{K_{gen}} = J_i^{K_{gen}}$  and  $pbest_i^{K_{gen}} = X''_i$ 
8:           else
9:                $p_i^{K_{gen}} = p_i^{K_{gen}-1}$  and  $pbest_i^{K_{gen}} = pbest_i^{K_{gen}-1}$ 
10:          end if
11:          if  $p_i^{K_{gen}} < g^{K_{gen}-1}$  then
12:               $g^{K_{gen}} = p_i^{K_{gen}}$  and  $gbest^{K_{gen}} = pbest_i^{K_{gen}}$ 
13:          else
14:               $g^{K_{gen}} = g^{K_{gen}-1}$  and  $gbest^{K_{gen}} = gbest^{K_{gen}-1}$ 
15:          end if
16:      end for
17:      for  $ii = 1$  to  $q$  do
18:          对  $X_{ii}^{rand}$  进行交叉和变异操作得到  $X_{ii}^{rand'}$ 

```

```

19:      对  $X_{ii}^{rand}$  进行约束设置得  $X_{ii}^{rand*}$  并计算适应度值  $J_{ii}^{rand}$ 
20:      if  $J_{ii}^{rand} < g^{rand}$  then
21:           $g^{rand} = J_{ii}^{rand}$  and  $gbest^{rand} = X_{ii}^{rand*}$ 
22:      end if
23:  end for
24:  if  $h = rand() < \gamma$  and  $g^{rand} < g^{K_{gen}}$  then
25:       $g^{K_{gen}} = g^{rand}$  and  $gbest^{K_{gen}} = gbest^{rand}$ 
26:  end if
27: end for

```

3 仿真实验

本节通过仿真实验对所提出的海上无人机集群任务分配算法的有效性及其优越性进行验证。所有仿真均在处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-10500 CPU @ 3.10GHz 的计算机编写与运行。对仿真中所有参数进行无量纲化处理。任务区域被限制在一个 $[20,80] \times [20,80]$ 的正方形区域。

3.1 参数设置

考虑 20 架我方无人机对 30 艘敌方船只执行侦察打击任务，我方无人机及敌方船只的初始位置分布如图 5 所示，其中圆圈表示我方无人机，星型表示敌方船只。

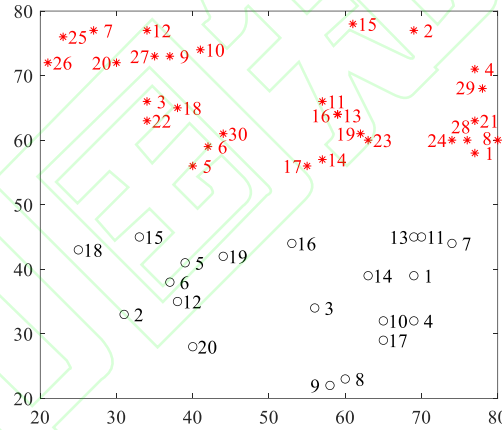


图 5 仿真初始位置设置图
Fig.5 Simulation initial position setting diagram

设我方各无人机毁伤概率 $p_{d,v}=0.7$ ；因无人机攻击范围较短，设置 $R_{a,v}=0$ ；设命中概率 $p_{h,v}$ 服从期望 $\mu=0.9$ 、标准差 $\sigma=0.1$ 的正态分布，如式(20)所示，携带武器数量 ε_v 与探测半径 $R_{s,v}$ 设置见表 3。

$$p_{h,v} \sim N(0.9, 0.1^2) \quad (20)$$

表 3 我方无人机携带武器数量与探测半径

Table 3 The number of weapons carried by the UAV on our side and the detection radius

无人机编号	ε_V	$R_{s,V}$	无人机编号	ε_V	$R_{s,V}$
V1	3	7	V11	2	6
V2	2	11	V12	1	10
V3	3	11	V13	2	9
V4	3	9	V14	1	11
V5	2	6	V15	2	12
V6	2	7	V16	1	9
V7	1	12	V17	1	6
V8	2	6	V18	1	10
V9	1	7	V19	1	10
V10	2	11	V20	1	12

敌方各船只毁伤概率 $p_{d,T}=0.9$ ，耐久极限 $e_T=30$ ，命中概率 $p_{h,T}$ 服从期望 $\mu=0.6$ 、标准差 $\sigma=0.1$ 的正态分布，如式(21)所示。敌方船只探测半径 $R_{s,T}$ 设置见表 4。

$$p_{h,T} \sim N(0.6, 0.1^2) \quad (21)$$

表 4 敌方船只探测半径

Table 4 Detection radius of enemy vessel

目标编号	$R_{s,T}$	目标编号	$R_{s,T}$	目标编号	$R_{s,T}$
T1	12	T11	12	T21	8
T2	10	T12	8	T22	8
T3	7	T13	9	T23	8
T4	9	T14	10	T24	10
T5	8	T15	12	T25	8
T6	9	T16	12	T26	12
T7	7	T17	6	T27	11
T8	10	T18	11	T28	12
T9	7	T19	9	T29	10
T10	11	T20	11	T30	8

约束中相关参数及目标函数中权系数见表 5。

表 5 模型参数设置

Table 5 Parameters of the model

参数	值	参数	值
N_V	20	N_T	30
w_1	0.5	w_2	0.5
w_3	0.25	q	20
$\Delta t_{1,\min}$	10	$\Delta t_{1,\max}$	20
$\Delta t_{6,\min}$	10	$\Delta t_{6,\max}$	20

算法参数设置见表 6，设 γ 随机搜索中随着算法迭代代数的增加而减小的概率 $\gamma=1/(2 \cdot K_{gen})$ 。

表 6 算法参数设置
Table 6 Parameters of the algorithm

参数	值	参数	值
N	1000	K_{maxgen}	200
ω_{start}	0.9	ω_{end}	0.4
$c_{1,start}$	0.35	$c_{1,end}$	0.95
$c_{2,start}$	0.35	$c_{2,end}$	0.95

从而可以得到自适应惯性权重 ω 和加速系数 c_1 、 c_2 的值随迭代次数的变化曲线如图 6 所示。

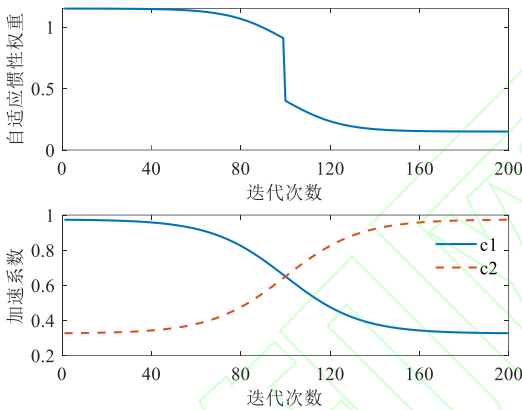


图 6 自适应惯性权重和加速系数变化曲线
Fig.6 Adaptive inertia weights and acceleration coefficient variation curves

3.2 分配结果与分析

分配结果与顺序见表 7。从表中可以看出，分配结果满足 1.2 节设置的任务约束。其中，c 表示执行侦察任务，a 表示执行攻击任务。图 7 为仿真运行过程中所得该问题的适应度值收敛曲线。图 8 为仿真运行过程中每架无人机的飞行航程代价变化曲线。

表 7 分配结果与顺序
Table 7 Assignment results and order

无人机编号	分配结果与顺序	无人机编号	分配结果与顺序
V1	T25(c)→T19(c)→T14(c)→T6(c)→T30(a)	V11	T15(a)→T26(a)
V2	T20(a)→T25(a)	V12	T17(c)→T12(a)
V3	T30(c)→T15(c)→T4(c)→T24(c)→T22(c)→T27(c)→ T1(a)→T23(a)→T9(c)→T11(a)	V13	T2(c)→T13(a)→T16(c)→T23(c)→T5(c)→T7(c)→ T3(c)→T18(c)→T14(a)
V4	T1(c)→T29(c)→T27(a)→T28(a)→T10(a)	V14	T13(c)→T4(a)
V5	T6(a)	V15	T10(c)→T8(c)→T18(a)
V6	T17(a)→T5(a)	V16	T28(c)→T16(a)
V7	T22(a)→T20(c)	V17	T24(a)
V8	T11(c)→T2(a)→T29(a)→T12(c)	V18	T26(c)→T8(a)
V9	T19(a)	V19	T21(a)
V10	T21(c)→T3(a)→T7(a)	V20	T9(a)

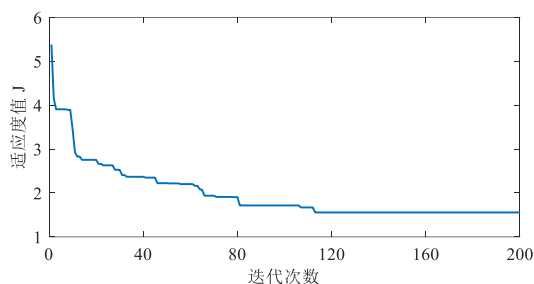


图 7 总适应度值变化曲线
Fig.7 Total adaptation value change curve

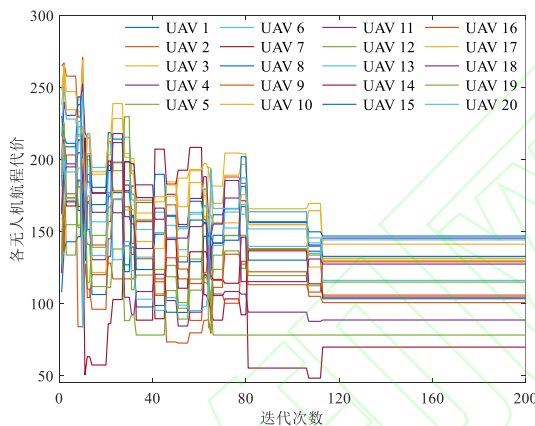


图 8 各无人机飞行航程代价变化曲线
Fig.8 The cost change curve of each UAV flight range

从图中可以看出，总适应度值在算法初期迅速下降，此后随迭代代数的增加而缓慢减小，到第 113 代时总适应度值已完全收敛。此外，每架无人机的航程代价值随迭代的进行而不断变化，但是从第 113 代开始便不再发生变化。综上，算法迭代 113 次后，无人机集群任务分配达到收敛水平。

为避免单次仿真的偶然性，将实验分别独立进行 50 次，每次独立实验均迭代 200 代。对每一代对应的独立实验仿真结果进行平均值计算，得到这 50 次独立实验的平均解，并取所有仿真实验第 200 代的结果中最大值与最小值对应的仿真曲线，得到最差解和最优解，图 9 为分别独立运行 50 次后的目标函数的最优解、最差解和平均解的收敛曲线。在迭代至 200 代时，最优解、最差解和平均解的值分别为 1.160、2.284、1.667。

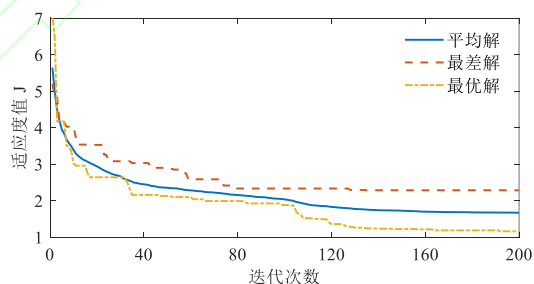


图 9 仿真收敛曲线
Fig.9 Simulation convergence curve

从图 9 可以看出，本文提出的改进粒子群算法应用至无人机集群多目标任务分配问题时收敛速度较快，且最优解和最差解的最终收敛结果相差较小，说明算法效果比较稳定。

3.3 γ 随机搜索策略影响分析

随机粒子的设计意在在一定程度上改善算法的全局搜索性能。将添加随机粒子与未添加随机粒子两

种情况分别独立进行 50 次实验，每次独立实验均迭代 200 代，其平均解收敛曲线如图 10 所示。在迭代至 200 代时，未添加随机粒子实验的平均解为 1.810，当添加随机粒子仿真的平均解下降至该值时，迭代代数为 123。经计算可得，收敛速度提高了 38.50%。将未添加随机粒子实验的平均解与本文添加随机粒子实验的平均解的收敛精度进行对比，如表 8 所示。

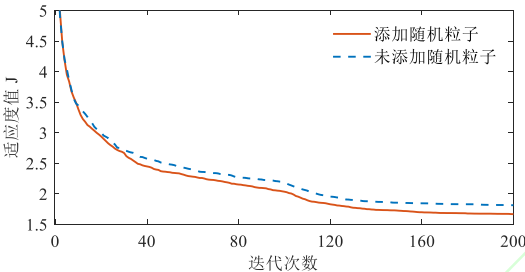


图 10 仿真收敛曲线
Fig.10 Simulation convergence curve

表 8 迭代至200代时添加与未添加随机粒子的收敛精度

Table 8 Convergence accuracy of random particles added and not added in iteration to the 200 generation

是否添加随机粒子	迭代至 200 代时的适应度值
添加随机粒子	1.667
未添加随机粒子	1.810

从图 10 可以看出，在加入随机粒子后，算法的收敛特性得到了显著提升。在 20 代前，随机粒子的加入对算法的收敛速度和收敛精度影响较小，说明本文提出的 γ 随机搜索虽以一定概率少量增加了算法种群的规模，但不会对算法初期的收敛性能造成负面影响。到 20 代后，加入随机粒子的算法收敛速度加快、收敛精度更优，这是由于随着迭代代数的增加，加入随机粒子的概率逐渐降低，即逐渐降低算法的全局搜索性能而着眼于局部搜索。在迭代后期，添加随机粒子算法的收敛精度明显优于未添加随机粒子的算法，即添加随机粒子的算法可以让无人机集群多目标任务分配问题得到更优的分配情况。由表 8 经计算可知，添加随机粒子的算法使收敛精度提升了 7.90%。

综上所述，本文提出的 γ 随机搜索策略可在收敛速度和收敛精度等方面有效提升算法性能。

3.4 算法对比分析

将本文提出的改进算法 γ -DPSO 与 DPSO、文献[22]提出的改进 DPSO 和文献[26]提出的 CPSO 应用于本文问题模型，分别独立进行 50 次实验，每次独立实验均迭代 200 代，所得到的平均解收敛曲线与本文改进算法仿真结果进行对比，如图 11 所示。在迭代至 200 代时，DPSO、改进 DPSO 和 CPSO 的适应度值平均解分别为 4.425、2.090 和 1.989，当 γ -DPSO 仿真的平均解下降至以上三个值时，迭代代数分别为 4、92、104。经计算可得，收敛速度分别提升了 4900%、117.39%、92.31%。将 DPSO、改进 DPSO 和 CPSO 仿真实验的平均解与本文提出的改进算法 γ -DPSO 平均解的收敛精度进行对比，如表 9 所示。

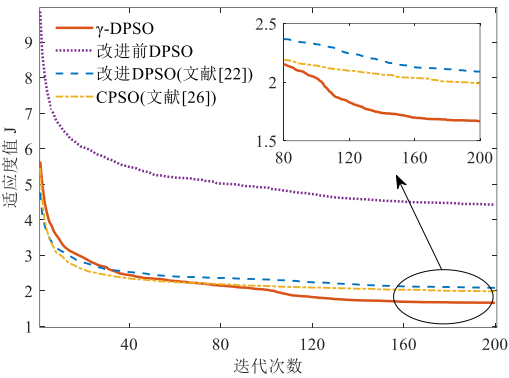


图 11 算法对比适应度收敛曲线
Fig.11 Algorithm comparison adaptation convergence curve

表 9 迭代至200代时不同算法的收敛精度
Table 9 Convergence accuracy of different algorithms in iteration to 200 generations

算法	迭代至 200 代时的适应度值
γ -DPSO	1.667
DPSO	4.425
改进 DPSO (文献[22])	2.090
CPSO (文献[26])	1.989

从图 11 中可以看出，在应用于本文的任务分配优化模型时，本文提出的 γ -DPSO 具有较大优势。在考虑从均衡搜索策略、 γ 随机搜索策略、分阶段自适应参数三个方面对离散粒子群算法进行改进后，算法的收敛性能得到了显著提升。由于本文在进行自适应参数设置时，对参数进行了分阶段考虑，从而使得 γ -DPSO 较 DPSO 和 CPSO 更重视迭代前期的全局搜索能力，因此在算法初期，本文算法的收敛速度和收敛精度较差于另两种算法。但是随着迭代代数的增加，算法在自适应参数设置条件下更重视局部搜索能力，同时结合均衡搜索策略以及 γ 随机搜索策略，使算法不会盲目向局部最优解靠近，而是有一定概率寻求更优解。对离散粒子群的三种改进方法相互平衡，一定程度提升了算法中期的收敛速度和收敛精度，并在算法后期可以寻找到问题的更优解。由表 9 经计算可知，本文提出的改进算法 γ -DPSO 较 DPSO、文献[22]提出的改进 DPSO 和文献[26]提出的 CPSO 分别提升了 62.33%、20.24%、16.19%。

4 结 论

本文针对无人机集群多目标任务分配问题，建立了贴近作战场景的海上集群多目标优化模型，并提出了基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法，进一步设计了一种典型海上作战场景想定，基于所提出的改进算法对问题模型进行了优化求解。理论分析和仿真表明：

- 1)在无人机集群海上作战体系中考虑了复杂作战需求和作战态势细节，增加了作战单元的性能参数，综合考虑了对敌方船只的总损伤，并从数量与顺序等方面对任务进行约束，建立了海上无人机集群多目标任务分配优化模型。
- 2)为了对粒子群算法搜索能力进行改进，提出了一种 γ 随机搜索策略，平衡了算法不同时期的全局和局部搜索能力。基于可直观描述无人机与所需执行任务间对应关系与执行顺序的粒子编码矩阵，设计了均衡搜索思想、分阶段自适应参数对离散粒子群算法进行改进。从而提出了一种基于 γ 随机搜索策略的改进离散粒子群算法(γ -DPSO)，提高了粒子群算法的收敛性能。
- 3)所构建的海上无人机集群多目标任务分配优化模型符合现代海上无人机作战环境复杂、作战任

务多样、作战单元异构的特点;所提算法具有较强的收敛性能和效率,明显提高了算法的求解速度和求解精度,证明了本文所提模型和算法的适配性与优越性。

参考文献 (References)

- [1] 谢伟,陶浩,龚俊斌,等.海上无人系统集群发展现状及关键技术研究进展[J].中国舰船研究,2021,16(1):7-17+31.
XIE W,TAO H,GONG J B,et al.Research advances in the development status and key technology of unmanned marine vehicle swarm operation[J].Chinese Journal of Ship Research,2021,16(1):7-17+31(in Chinese).
- [2] 刘丽,武坦然,邵东青.美军空中无人作战概念解析[J].航天电子对抗,2022,38(1):26-30+47.
LIU L,WU T R,SHAO D Q.Analysis of the combat concept of unmanned aerial system of the US armed forces[J].Aerospace Electronic Warfare,2022,38(1):26-30+47(in Chinese).
- [3] 王宇,郭兴旺.无人系统集群海上作战应用研究[J].舰船电子工程,2019,39(12):21-25.
WANG Y,GUO X W.Research on the application of unmanned system cluster in marine combat applications[J].Ship Electronic Engineering,2019,39(12):21-25(in Chinese).
- [4] 吴子沉,胡斌.基于态势认知的无人机集群围捕方法[J].北京航空航天大学学报,2021,47(2):424-430.
WU Z C,HU B.Swarm rounding up method of UAV based on situation cognition[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2021,47(2):424-430(in Chinese).
- [5] 李桂亮,毕海洋,洪雪健,等.基于 DE-DPSO-GT-SA 算法的协同多任务分配[J].北京航空航天大学学报,2021,47(1):90-96.
LI G L,BI H Y,HONG X J,et al.Cooperative multi-task assignment based on DE-DPSO-GT-SA algorithm[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2021,47(1):90-96(in Chinese).
- [6] 梁天骄,陈晓明,杨朝旭,等.舰载无人机滑行轨迹控制方法[J].北京航空航天大学学报,2021,47(2):289-296.
LIANG T J,CHEN X M,YANG Z X,et al.Trajectory control method for unmanned carrier aircraft taxiing[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2021,47(2):289-296(in Chinese).
- [7] 张令,段海滨,雍婷,等.基于寒鸦配对交互行为的无人机集群编队控制[J].北京航空航天大学学报,2021,47(2):391-397.
ZHANG L,DUAN H B,YONG T,et al.Unmanned aerial vehicle swarm formation control based on paired interaction mechanism in jackdaws[J].Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2021,47(2):391-397(in Chinese).
- [8] 符小卫,陈子浩.多无人机协同探测快速目标的控制方法设计[J].系统工程与电子技术,2021,43(11):3295-3304.
FU X W,CHEN Z H.Design of control method for multi-UAV cooperative detection of fast target[J].Systems Engineering and Electronics,2021,43(11):3295-3304(in Chinese).
- [9] 郭继峰,郑红星,贾涛,等.异构无人系统协同作战关键技术综述[J].宇航学报,2020,41(6):686-696.
GUO J F,ZHENG H X,JIA T,et al.Summary of key technologies for heterogeneous unmanned system cooperative operations[J].Journal of Astronautics,2020,41(6):686-696(in Chinese).
- [10] 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.
- [11] KIM J,OH H,YU B,et al.Optimal task assignment for UAV swarm operations in hostile environments[J].International Journal of Aeronautical and Space Sciences,2021,22(2):456-467.
- [12] HUO L,ZHU J,WU G,et al.A novel simulated annealing based strategy for balanced UAV task assignment and path planning[J].Sensors,2020,20(17):4769.
- [13] 王然然,魏文领,杨铭超,等.考虑协同航路规划的多无人机任务分配[J].航空学报,2020,41(S2):24-35.
WANG R R,WEI W L,YANG M C,et al.Task allocation of multiple UAVs considering cooperative route planning[J].Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2020,41(S2):24-35(in Chinese).
- [14] XU G T,LIU L,Long T,et al.Cooperative multiple task assignment considering precedence constraints using multi-chromosome encoded genetic algorithm[C]//2018 AIAA Guidance,Navigation,and Control Conference.Kissimmee,Florida:American Institute of Aeronautics and Astronautics,2018:1859.
- [15] 马也,范文慧,常天庆.基于智能算法的无人集群防御作战方案优化方法[J].兵工学报,2022,43(6):1415-1425.
MA Y,FAN W H,CHANG T Q.Optimization method of unmanned swarm defensive combat scheme based on intelligent algorithm[J].Acta Armamentarii,2022,43(6):1415-1425(in Chinese).
- [16] CHEN Y B,DI Y,YU J Q.Multi-UAV task assignment with parameter and time-sensitive uncertainty using modified two-part wolf pack search algorithm[J].IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2018,54(6):2853-2872.
- [17] WANG Y,YANG R R,XU Y X,et al.Research on multi-agent task optimization and scheduling based on improved ant colony algorithm[J].IOP Conference Series:Materials Science and Engineering,2021,1043(3):032007.
- [18] SHI J Q,TAN L,LIAN X F,et al.A multi-unmanned aerial vehicle dynamic task assignment method based on bionic algorithms[J].Computers and Electrical Engineering,2022,99(1):107820.
- [19] ZHU Z X,TANG B W,YUAN J P.Multirobot task allocation based on an improved particle swarm optimization approach[J].International Journal of Advanced Robotic Systems,2017,14(3):1-22.
- [20] LI M C,LIU C B,LI K L,et al.Multi-task allocation with an optimized quantum particle swarm method[J].Applied Soft Computing,2020,96(1):106603.
- [21] YAN M,YUAN H M,XU J,et al.Task allocation and route planning of multiple UAVs in a marine environment based on an improved particle swarm optimization algorithm[J].EURASIP Journal on Advances in Signal Processing,2021,2021(1):94.
- [22] 梁国强,康宇航,邢志川,等.基于离散粒子群优化的无人机协同多任务分配[J].计算机仿真,2018,35(2):22-28.
LIANG G Q,KANG Y H,XING Z C,et al.UAV cooperative multi-task assignment based on discrete particle swarm optimization algorithm[J].Computer Simulation,2018,35(2):22-28(in Chinese).
- [23] ZHANG J D,CHEN Y Y,TANG Y Q,et al.Cooperative task assignment for UAV based on SA-QCDPSO[C]//2020 IEEE 16th International Conference on Control & Automation (ICCA).Singapore:IEEE Control Systems Chapter,Singapore,2020:864-869.
- [24] 何润林.吸气式高超声速飞行器上升段轨迹优化与制导研究[D].北京:清华大学,2018:24-27.
HE R L.Research on ascent stage trajectory optimization and guidance for airbreathing hypersonic vehicle[D].Beijing:Tsinghua University,2018:24-27(in Chinese).

- [25] XUE H.A quasi-reflection based SC-PSO for ship path planning with grounding avoidance[J].Ocean Engineering,2022,247(1):110772.
- [26] 仝秋娟, 李萌, 赵岂. 基于分类思想的改进粒子群优化算法[J]. 现代电子技术, 2019, 42 (19) : 11-14.
TONG Q J,LI M,ZHAO Q.An improved particle swarm optimization algorithm based on classification[J].Modern Electronics Technique,2019,42(19):11-14(in Chinese).

