基于改进狼群算法的无人机协同任务规划

彭泫滈[1],张娟[2],李辉[1,3],胡术[1,3*]

(1.四川大学计算机学院软件学院,四川 成都 610065;2.景德镇陶瓷大学信息工程学院,江西 景德镇 333001;
3.四川大学视觉合成图形图像技术国家级重点实验室,四川 成都 610065)

摘 要: 多无人机在现代化作战中的运用日渐增多,无人机任务规划在无人机智能作战中至关重要。针对子系统能力约束下的无人机任务分配问题,提出一种 Levy Flight(LF)优化下基于拍卖机制的混沌反向学习狼群优化算法 CRL-AMIWPA。首先,定义无人机能力矩阵和任务场景,对无人机异构性、任务执行能力、执行任务能力最低需求建立同一矩阵描述,根据距离油耗和最迟任务完成时间的加权和建立目标函数,建立子系统约束下的任务分配模型;然后,设计狼群个体编码,每个编码方案包含一种任务分配策略,针对未达到任务需求最低能力的解,采用基于合同网的拍卖策略予以修正。另外,在狼群初始化阶段,采用 Tent 混沌算子和反向学习策略,将狼群个体均匀地分布在解空间中,以提高初始种群的多样性,最后,利用 LF 策略优化寻优过程,提高跳出局部最优解的能力。仿真实验结果表明,所提算法能有效解决在子系统约束场景下无人机任务分配问题,相比其他群智能算法和狼群算法,具有更优的寻优性和收敛速度。

关键词: 狼群算法;任务分配;混沌优化;变步长优化;群智能算法

中图分类号: V279 **文献标志码:** A **DOI:** 10.19678/j.issn.1000-3428.0067993

Cooperative Mission Planning for UAV Based on Improved Wolf Pack Algorithm

PENG Xuanhao[1], ZHANG Juan[2], LI Hui[1,3], HU Shu[1,3*]

(1. School of Software, School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China;
2. College of Information Engineering, Jingdezhen Ceramic University, Jingdezhen 333001, Jiangxi, China;
3. National Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, Sichuan University, Chengdu 610065, Sichuan, China)

【Abstract】 The use of multiple Unmanned Aerial Vehicles (UAV) in modern warfare is increasing, making UAV mission planning crucial for intelligent UAV operations. In response to the UAV task allocation problem under subsystem capability constraints, this study proposes a chaos reverse learning wolf pack optimization algorithm, CRL-AMIWPA, based on Levy Flight(LF) optimization and auction mechanism. First, the UAV capability matrix and task scenario are defined. The heterogeneity of the UAVs, task execution capability, and minimum task execution requirements are described in the same matrix. The objective function is established by considering the weighted sum of distance fuel consumption and latest task completion time, and the task allocation model is established under subsystem constraints. Subsequently, the individual coding of the wolf pack is designed, whereby each coding scheme represents a task allocation strategy. A corrective auction strategy based on contract network is used for solutions that fail to satisfy the minimum task capability requirements. In addition, during the initialization stage of the wolf pack, the Tent chaos operator and reverse learning strategy are applied to distribute the wolf pack individuals evenly in the solution space and improve the diversity of the initial population. Finally, LF strategy is used to optimize the search process, thereby enhancing the ability to escape local optima. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm effectively solves the UAV task allocation problem under subsystem-constraint scenarios and exhibits better optimization performance and convergence speed than other swarm intelligence and Wolf Pack Algorithms(WPA).

【Key words】 Wolf Pack Algorithm(WPA); task allocation; chaotic optimization; variable step size optimization; swarm intelligence algorithm

0 引言

随着航空技术和计算机信息技术的发展,在未来的战场上,无人机将成为空中作战的主要力量[1]。在复杂的战场环境中,无人机由于具有体积小等优势能更高效地执行作战指令[2],因此已在多个领域投入使用[3]。但是受无人机体积、负载等因素影响,单个无人机完成所有类型的任务较为困难[4],为实

收稿日期: 2023-07-03 **修回日期:** 2023-11-21

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(U20A20161);"十三五"全军共用信息系统装备预研项目(31505550302)。

通信作者 E-mail: * hushu@scu.edu.cn

计算机工程 www.ecice06.com

现以上目标，有必要对无人机集群任务分配问题进行深入研究[5]。

文献[6-7]针对传统规划解决无人机协同任务规划问题，但真实战场任务众多且存在多种约束条件，如时序约束[8]、禁飞区约束[9]、攻击次数约束等，数学算法在复杂约束场景下表现欠佳。文献[9-10]基于市场机制的方法解决无人机任务分配问题，但基于市场机制的方法在容错性、协同性、动态性方面表现较弱，且容易陷入局部最优解，难以找到全局最优解[11]。文献[12-13]分别利用改进遗传算法和粒子群算法对多无人机任务分配问题求解，能快速有效求出合理的任务分配方案。现代智能算法如蚁群算法[14]、粒子群算法[15]、遗传算法[16]在进行高维任务规划时计算消耗大、时间长，表现欠佳。文献[17]提出了一种新的启发式群体智能算法——狼群算法(WPA)，通过对比实验证明了该算法对高维函数具有较好的收敛性和鲁棒性。狼群算法被广泛运用于无人机任务规划问题中。文献[18]将拍卖机制融合进狼群算法，并通过遗传算法将连续的狼群算法离散化，运用于任务分配问题中，在考虑子系统执行能力的情况下，该算法具有比其他改进智能算法更好的寻优性和收敛速度。文献[19]通过改进头狼产生规则、探狼游走机制和猛狼奔袭及围攻方式，对传统狼群算法的随机性进行智能化约束与控制，解决多无人机协同多目标任务分配问题。

狼群算法高度依赖初始狼群的种群分布均匀度，若种群分布不均匀容易陷入局部最优解。本文提出基于改进狼群算法的无人机协同任务规划算法CRL-AMIWPA。本文在传统狼群算法的基础上，根据 Tent 混沌映射和反向学习思想，在初始化阶段将狼群均匀地分布于整个解空间中，以提高种群的多样性。同时，传统狼群算法在游走策略中采用固定步长，在陷入局部最优解时其跳出局部最优解的能力大大降低，本文在狼群游走阶段，引入 Levy Flight(LF)策略，利用 Mantegna 算法产生变化的游走步长，提高算法局部搜索能力，以及跳出局部最优解的能力。

1 模型

1.1 问题描述

设机场有 N 架无人机，待执行 M 个任务，无人机集合为 $U=\{U_1,U_2,\cdots,U_N\}$，目标集合为 $T=\{T_1,T_2,\cdots,T_M\}$，任务分为侦察任务和打击任务，以 K_i 表示任务 i 的种类，$K_i=1$ 表示侦察任务，$K_i=2$ 表示打击任务。

为描述无人机的异构性，本文将无人机执行不同种类任务的能力以[0,1]之间的小数数量化表示。如 U_1 无人机搭载高分辨率摄像头高精度侦察装备，其战场侦察能力量化为 0.9，打击能力量化为 0.1，U_2 装备高精度打击武器，其战场打击能力量化为 0.9，侦察能力量化为 0.1，则 U_1 能完成各种场景下的侦察任务，而 U_2 不能完成某些特定场景下的侦察任务，如夜间侦察、城市巷战侦察等。综上所述，无人机完成任务的前提是其搭载的装备能够达到当前任务场景对其能力的最低要求。

为展现无人机的异构性以及特殊任务场景对无人机性能的要求，用 $\boldsymbol{X}^{uk}$ 表示无人机性能矩阵，矩阵元素值表示无人机执行某种任务的能力值。以 3 架无人机为例，表 1 给出了这 3 架无人机的能力值要求。从表 1 可以看出，U_1 为主要搭载侦察系统的侦察型无人机，U_2 为攻击型无人机。$\boldsymbol{X}^{uk}(1,1)=0.9$ 表示无人机 U_1 执行侦察任务的能力值为 0.9。此外，用 $\boldsymbol{X}^{tr}$ 表示任务需求矩阵，以 5 个任务为例，表 2 所示为 5 个任务完成的能力值要求。T_1 为侦察任务($K_1=1$)，最低能力值要求为 0.6，则在 U_1、U_2、U_3 3 架无人机中，仅有 U_1 的侦察能力值为 0.9，达到最低侦察能力需求。因此，T_1 任务只能分配给 U_1 无人机执行。

表 1 无人机能力值要求

Table 1 Capability values requirements of UAV

无人机	能力值	
	侦察	攻击
U_1	0.9	0.4
U_2	0.3	0.9
U_3	0.5	0.5

表 2 任务需求种类和能力值要求

Table 2 Requirements types and capability values requirements of tasks

任务	种类 K	能力值
T_1	1	0.6
T_2	2	0.5
T_3	1	0.4
T_4	2	0.7
T_5	1	0.9

为避免战场其他复杂或不确定因素对研究造成影响，本文对无人机分配问题做出如下假设：

1)在任务执行过程中，不考虑禁飞区、地形障碍和突发威胁。

2)任务之间的距离以及无人机飞行距离以二维

计算机工程 www.ecice06.com

欧氏距离表示。

3)各任务在地理位置上是静止的。

4)无人机保持匀速飞行。

5)无人机选择离当前位置最近的任务作为下一个待执行任务。

6)无人机在执行任务的过程中,没有通信距离限制,燃油足够,且不会损毁或丢失。

1.2 代价函数

在现代战争中高效快速地完成无人机所分配的任务至关重要。本文将对无人机完成所分配任务的最长时间进行优化。同时,战场能源紧缺、燃油消耗也是需要考虑的一部分。本文将针对这 2 个优化目标,寻找一种能使无人机群最快完成任务且燃油消耗最少的任务分配方案。

设完成侦察任务的耗时为 T_{zc},完成攻击任务的耗时为 T_{dj},对于单个无人机 $U_i(i=1,2,\cdots,N)$,设其任务序列为 $T^{U_i}=\{T_1,T_2,\cdots,T_k\}(k\leqslant M)$,其中有 N_{zc} 个侦察任务,N_{dj} 个攻击任务,T_{k_pre} 表示 k 任务的前序任务编号,$T_{k_pre}=0$ 表示该任务为该无人机分配的第 1 个任务。$T_{T_{k_pre}\cdot k}$ 表示从 k 的前序任务到任务 k 所用的时间,$T_{O\cdot k}$ 表示从起始点到任务 k 所用的时间,则对于单个无人机 U_i,其完成任务的总时间 T^{U_i} 可以表示为:

$$T^{U_i}=\sum_{k\in T^{U_i}}T_{O\cdot k}+T_{T_{k_pre}\cdot k}+N_{zc}\times T_{zc}+N_{dj}\times T_{dj} \tag{1}$$

对于无人机群,最后完成任务的时间表示为:

$$T_{acc}=\max(T^{U_i})(U_i\in U) \tag{2}$$

由于无人机为匀速飞行,因此其油耗大小正比于路程长短。无人机飞过的路程长,则油耗大。设单位路程的油耗为 1,$D_{T_{k_pre}\cdot k}$ 表示从 k 的前序任务到任务 k 的距离,$D_{O\cdot k}$ 表示从起始点到任务 k 的距离。对于单个无人机 U_i,其完成任务的总距离 D_{U_i} 可以表示为:

$$D_{U_i}=\sum_{k\in T^{U_i}}D_{O\cdot k}+D_{T_{k_pre}\cdot k} \tag{3}$$

无人机群完成全部任务走过的总距离 D_{acc} 为:

$$D_{acc}=\sum_{i=1}^{N}D_{U_i} \tag{4}$$

综上所述,任务分配的目标是使完成时间最短且油耗最低,代价函数 P 表示如下:

$$P=\min(a\times T_{acc}+b\times D_{acc})=\min\left(a\times\max(T^{U_i})+b\times\sum_{i=1}^{N}D_{U_i}\right) \tag{5}$$

式中:a、b 为加权系数,用于平衡时间与距离的量纲且 $a+b=1$。

1.3 约束条件

1)多机协同约束。每个任务都会被有且仅有 1 架无人机执行。多机约束表达式如下:

$$\sum_{u=1}^{N}x_i^u=1(i\in T) \tag{6}$$

式中:$x_i^u=1$ 表示无人机 u 执行 i 任务;$x_i^u=0$ 表示无人机 u 未被分配执行 i 任务。

2)能力约束。无人机执行某种任务的能力应大于等于任务要求的最低能力。能力约束表达式如下:

$$\boldsymbol{X}^{uk}\cdot x_i^u\geqslant\boldsymbol{X}^{tk}(k=1,2) \tag{7}$$

式中:k 表示任务的种类。

1.4 问题建模

本文使用整数规划模型,对多无人机任务规划问题建模,优化多无人机资源消耗和任务执行时间,其数学模型表示为:

$$P=\min(a\times T_{acc}+b\times D_{acc})=\min\left(a\times\max\left(\sum_{k\in T^{U_i}}T_{O\cdot k}+T_{T_{k_pre}\cdot k}+N_{zc}\times T_{zc}+N_{dj}\times T_{dj}\right)+b\times\sum_{i=1}^{N}\sum_{k\in T^{U_i}}D_{O\cdot k}+D_{T_{k_pre}\cdot k}\right) \tag{8}$$

$$\sum_{u=1}^{N}x_i^u=1(i\in T) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{X}^{uk}\cdot x_i^u\geqslant\boldsymbol{X}^{tk}(k=1,2) \tag{10}$$

2 狼群算法原理

狼群依靠团队协作捕猎获取食物,根据狼群个体任务职责的不同,将狼群分为头狼、探狼、猛狼。在狼群种群内存在竞争,在长时间的竞争中,狼群逐渐淘汰劣质个体。

图 1 展示了狼群围猎食物的过程,并抽象出狼群算法,狼群算法主要包含 3 种搜索策略和 2 个种群更新机制。

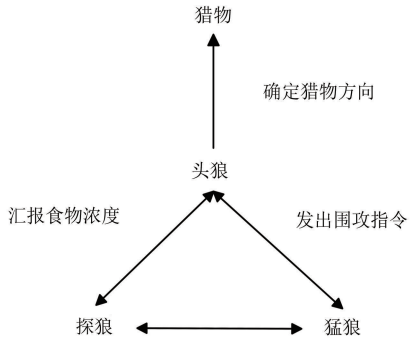


图 1 狼群捕猎过程

Fig.1 The hunting process of wolf pack

计算机工程 www.ecice06.com

1)头狼产生规则。

头狼为当前种群中具有最优目标函数值的个体,若有多个狼目标函数值相等,则随机选择 1 只狼作为头狼。头狼在每次迭代中重新选取或在捕猎过程中被其他类型的狼取代。

2)游猎机制。

除头狼以外,目标函数最优的 N_{sch} 只狼成为探狼。其中,N_{sch} 为在 $[N/(\alpha+1),N/\alpha]$ 之间随机取得的整数,α 为探狼比例因子。探狼游走步长为 S_a。在游走过程中,若探狼目标函数值优于头狼目标函数值,则该探狼取代原头狼成为头狼,并立即进行召唤行为;否则继续游走,直到达到最大游走次数 $T_{searchmax}$。

3)召唤行为。

由头狼发出指令,N_{str} 只猛狼响应指令,其中 $N_{str}=N-1-N_{sch}$。猛狼在听到召唤指令后,以较大的步长 S_b 向头狼靠近。在这个过程中,若目标函数值优于头狼,则该猛狼成为新头狼,并立即开始围攻行为,否则继续向头狼方向奔袭,直到其与头狼的距离小于 d_{near}。

4)围攻行为。

探狼和猛狼以较小的步长 S_c 在周围空间探索,若目标函数值优于目前的目标函数值,则更新当前位置,否则保持当前位置不变。

5)劣狼淘汰机制。

按照优胜劣汰的规则,拥有较优目标函数的个体被保留,目标函数值较差的个体被淘汰。在狼群算法中,淘汰的个体狼将会重新分布到解空间,形成新的个体狼,参与下一次的围猎。设淘汰的狼数量为 R,其为 $[N/2\beta,N/\beta]$ 的整数值,系数 β 称为狼群更新比例。β 过大则狼群中多数个体被淘汰,算法趋向于随机搜索,收敛速度将会变慢;β 过小则会使较少个体淘汰,狼群趋于稳定,容易陷入局部最优解。

3 基于改进狼群算法的多无人机任务分配算法

3.1 狼群个体编码

狼群算法的提出用于解决解空间连续的最优化问题[20]。无人机任务分配问题的解空间不连续,需要提出针对无人机任务分配的编码方案,使狼群算法应用于离散问题中。

本算法将任务编号和无人机序号作为编码的关键信息,采用整数编码方式,设计 $1\times M$ 维矩阵表示一种任务分配方案,以矩阵的列号和矩阵元素本身作为信息存储方式,列号代表任务序号,元素本身代表执行该任务的无人机序号。

图 2 所示为个体编码[1,2,3,4,1,3]的任务分配序列,其中 1 代表分配任务,0 代表无任务分配。从图 2 可以看出,U_1 无人机执行任务 T_1、T_5,U_2 无人机执行任务 T_2,U_3 执行任务 T_3、T_6,U_4 无人机执行任务 T_4。

	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6
U_1	1	0	0	0	1	0
U_2	0	1	0	0	0	0
U_3	0	0	1	0	0	1
U_4	0	0	0	1	0	0

图 2 任务分配序列

Fig. 2 Task assignment sequence

3.2 狼群智能行为

在无人机任务分配问题上,本文结合遗传算法思想,将狼群智能行为的位置更新策略加以改进,以适应离散化问题的需要。

本文算法将探狼个体编码在每一维上的序号加减 1 视为一步,如将 (2,3)→(2,4) 视为个体狼移动了一步。因此,本文算法探狼个体游走机制设计如下:设任务总数为 T_{num},则个体狼的矩阵编码维度为 $1\times T_{num}$,从 $[1,T_{num}]$ 的范围内随机挑选 S_a 个整数形成移动序列 S_M,根据序列元素 $S_{Mi}(i=1,2,\cdots,S_a)$ 的值,每次将相应维度的位置移动一步,若达到最大无人机序号 U_{num},则重新回到序号 1 开始继续移动,S_{Mi} 生成表达式如下:

$$S_{Mi}=\min(\lfloor p\times T_{num}+1\rfloor,T_{num}) \tag{11}$$

式中:$\lfloor i\rfloor$ 表示将 i 向下取整;p 为(0,1)的随机数。

游走行为位置更新如图 3 所示,这里生成的移动序列 $S_M=[1,4,5]$,$S_a=3$。

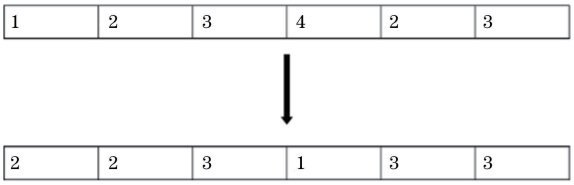


图 3 游走行为位置更新

Fig. 3 Position update of wandering behavior

设召唤行为步长为 S_b,在本文算法中,猛狼个体通过复制头狼个体编码在某些位置的值达到向头狼靠近的目标,示例如图 4 所示,$S_b=3$。

设围攻行为步长为 S_c,本算法中,在狼个体开始围攻行为后,个体编码所包含的无人机序号种类和个数均不再变化,而是将个体编码相邻位置上所

计算机工程 www.ecicc06.com

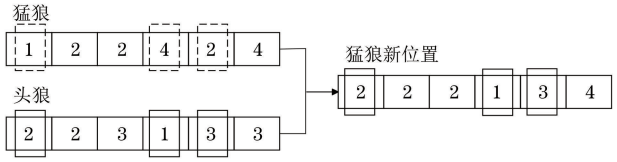


图 4 召唤行为位置更新

Fig. 4 Position update of the calling behavior

分配的无人机序号对调。对调的次数即为步长 S_c，围攻行为位置更新如图 5 所示，其中 $S_c=1$。

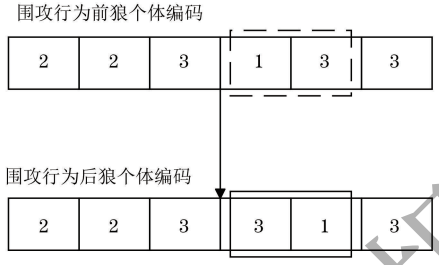


图 5 围攻阶段的位置更新

Fig. 5 Position update of the siege phase

3.3 狼群算法优化

为提高狼群算法的寻优能力，本文通过 Tent 混沌初始化，均匀化狼群初始位置分布，利用 LF 变步长算法提高狼群算法跳出局部最优解的能力。

1)混沌反向学习初始化。

传统狼群算法采用随机方法初始化狼群，存在狼群分布不均、狼群的多样性不足的问题，易陷入局部最优解[21]。本文算法利用 Tent 混沌映射将狼群在初始化时均匀地分布于整个解空间中[22]，同时根据反向学习的思想，进一步扩充狼群个体，丰富狼群个体的多样性。

本文生成 Tent 序列的方程如下：

$$x_{n+1}=\begin{cases}2(x_n+0.1\times\text{rand}(0,1)), & 0\leqslant x_n<0.5\\ 2(1-(x_n+0.1\times\text{rand}(0,1))), & 0.5\leqslant x_n\leqslant 1\end{cases} \tag{12}$$

设任务总数为 T_{num}，无人机总数为 U_{num}，将所有可能形成的个体狼任务分配矩阵从 1 到 $U_{\text{num}}^{T_{\text{num}}}$ 依次编号，以 $T_{\text{num}}=2$，$U_{\text{num}}=3$ 为例，任务分配序列(1,1)编号为 1，(1,2)编号为 2，(2,1)编号为 4，(3,3)编号为 9。取生成的混沌序列值 x_i，其代表的序列编号 No 的表达式如下：

$$N_{\text{No}}=\lfloor x_i\times U_{\text{num}}^{T_{\text{num}}}\rfloor, x_i\in x_n \tag{13}$$

通过序列编号 No，可以反推出 No 所代表的矩阵。

反向学习的概念最初用在机器学习领域[23]，在智能计算中，已有实验结果表明，生成相反的解决方案比生成随机的解决方案有更高概率找到全局最优[24]。因此，本文根据生成的初始种群再求出每个个体的反解，进一步扩充种群。设无人机 U_i 的任务分配矩阵为 $\boldsymbol{X}^i$，任务 t 分配的无人机序号则为 X_t^i，无人机总数为 U_{num}，则对于 X_t^i，它的反向值为：

$$X_t^{i\prime}=U_{\text{num}}+1-X_t^i \tag{14}$$

以 $U_{\text{num}}=5$，$T_{\text{num}}=6$ 为例，狼群某个体反向学习编码变化如图 6 所示。

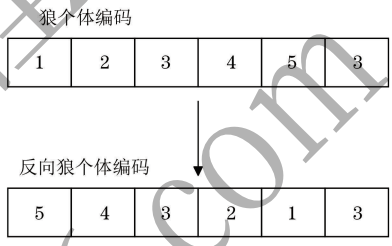


图 6 反向学习个体的编码变化

Fig. 6 Coding changes of reverse learning individual

2)Levy Flight 变步长游猎。

EDWARDS 等[24]提出在较大空间和有限的范围内，Levy Flight 是局部搜索的最佳搜索策略，既能保证小范围的精细搜索，又能在大范围内跳出局部区域，避免陷入局部最优解。本文使用 Mantegna 算法[25]模拟 Levy Flight 的搜索过程，其步长计算公式为：

$$S=\frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} \tag{15}$$

式中：$0<\beta\leqslant 2$；μ、v 服从正态分布。其表达式如下：

$$\mu\sim N(0,\sigma_\mu^2),\ v\sim N(0,\sigma_v^2) \tag{16}$$

其中：

$$\sigma_\mu=\left\{\frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right)2^{\beta-1}/2}\right\}^{1/\beta},\ \sigma_v=1 \tag{17}$$

本文将得到的步长 S 取整，并设置最大步长 $S_{\max}$、最小步长 $S_{\min}$ 对 S 予以修正，将 Levy Flight 运用于游走行为中，替代固定步长 S_a。

3)拍卖修正。

由于本文任务分配的约束条件要求任务分配到的无人机的执行能力不小于任务自身最小要求，因此在狼群个体执行智能行为的过程中，因解的变动，某些维度上的解不再满足本文的约束条件，需要对这样的解进行修正以满足约束条件。本文利用拍卖机制对解进行调整，步骤如下。

步骤 1 依次检查无人机的任务序列，将不满足约束条件的解加入待拍卖队列。

步骤 2 从待拍卖队列中取出 1 个任务，向各

计算机工程 www.ecice06.com

个无人机提出拍卖，无人机根据自身执行能力和现有的任务序列，计算能否承接该任务和加入该任务后对自身目标函数造成的影响。

步骤 3 各个无人机依据自身目标函数的变化给出打分，分数最高者中标，获得该任务。

步骤 4 若待拍卖队列不为空，则回到步骤 2 进行下一次拍卖。

3.4 CRL-AMIWPA 算法步骤

基于融合遗传算法的混沌反向学习狼群优化算法的步骤如下。

步骤 1 初始化狼群算法参数包括：狼群大小 N、最大迭代次数 Maxgon、探狼比例因子 α 、最大游走次数 S_{max} 、召唤距离阈值 d_{near} 、狼群更新比例 β、LF 游走步长序列 S_a 、召唤步长 S_b 、围攻步长 S_c、混沌序列 X_n 。

步骤 2 根据混沌序列和反向学习机制初始化狼个体位置，检查约束关系，若满足约束则转步骤 3，若不满足约束关系则进行拍卖修正后转步骤 3。

步骤 3 计算狼个体目标函数值，并对目标值进行排序，进行基于遗传算法的头狼优化，根据遗传算法策略挑选出狼群头狼、根据探狼比例因子选出狼群的探狼，剩下的狼成为猛狼。

步骤 4 判断是否达到最大迭代次数，若达到最大迭代次数则输出最优解，否则转步骤 5。

步骤 5 头狼发出游走命令，判断探狼是否达到最大游走次数，若达到最大游走次数转步骤 6，否则继续进行游走行为。若游走过程中探狼的目标函数值优于头狼，则探狼取代头狼成为狼群的头狼并立即停止游走行为，转步骤 6。

步骤 6 头狼发出召唤命令，狼群中的猛狼响应命令向头狼的方向奔袭，判断头狼与猛狼的距离是否小于距离阈值 d_{near} ，若小于 d_{near} 则转步骤 7，否则继续进行召唤行为。若猛狼在召唤行为中目标函数优于头狼，则猛狼替代头狼成为狼群头狼转步骤 7，否则继续召唤行为直到与头狼的距离小于 d_{near} 。

步骤 7 头狼发出围攻指令，除头狼以外，所有狼响应指令进行围攻行为。

步骤 8 计算狼群的目标函数值，按照劣狼淘汰机制淘汰狼群中较差个体，更新狼群后转步骤 2。

4 算例仿真

本文在 Windows 11 操作系统上，基于 MATLAB R2021b 对 CRL-AMIWPA 进行计算验证，并选用四旋翼无人机模型，使用 RAsim 无人机仿真平台进行算例仿真，PC 机配置为：12th Gen Intel® Core™ i7-12700H 2.30 GHz，16 GB 内存。狼群算法参数设置为：狼群大小 $N=100$，最大迭代次数 Maxgon 为 100，探狼比例因子 $\alpha=4$，最大游走次数 $S_{max}=10$，距离阈值 $d_{near}=3$，狼群更新比例 $\beta=0.4$，召唤步长 $S_b=3$，围攻步长 $S_c=1$，混沌序列初始值 $X_0=0.326\ 789$。LF 生成过程：$\beta=1.8$，步长限制为 $[-0.3T_{num},0.3T_{num}]$。此外，无人机执行任务时间设置为攻击任务 10 min，识别任务 5 min。

设计实验步骤如下：

1）按照算例配置，随机生成不同能力参数的无人机与任务的地点、能力需求等。

2）将步骤 1）生成的无人机参数与任务参数作为狼群算法的输入，运行以上述参数配置的改进狼群算法，得到任务执行序列。

3）使用 MATLAB 进行数学验证，得出无人机任务路线图。将步骤 2）任务执行序列作为输入，使用 RAsim 平台四旋翼无人机进行仿真测试，得到无人机仿真路线图。

4）进行分离显著性测试，将本文提出的改进狼群算法修改为仅进行混沌初始化改进的狼群算法、仅进行变步长改进的狼群算法，测试原始狼群算法、修改后的 2 种算法和本文提出的完整改进狼群算法在算例 2 中的表现，得到其在同一算例下目标函数的寻优曲线。

5）进行寻优能力测试，将本文提出的改进狼群算法与进行拍卖改进的粒子群算法、遗传算法、传统狼群算法在同一算例下进行对比，得出其在同一算例下的寻优曲线。

4.1 算例 1

为验证算法的正确性，本文设计算例 1，算例 1 为小规模任务规划，2 架无人机规划 8 个任务，无人机初始位置处于(0,0)且位置相同。无人机能力值要求如表 3 所示，任务能力值要求和位置如表 4 所示。从表 3 可以看出，无人机 U_1 为侦察型无人机，U_2 为攻击型无人机。

表 3 算例 1 中无人机的能力值要求

Table 3 Capability values requirements of UAV under example 1

无人机	能力值	
	侦察	攻击
U_1	0.9	0.1
U_2	0.1	0.9

计算机工程 www.ecice.com

表 4 算例 1 中任务位置及能力值要求

Table 4 Task position and capability values requirements under example 1

任务	位置(x,y)	能力值		种类
		侦察	攻击	
T_1	(159,187)	0.5	—	1
T_2	(191,136)	—	0.6	2
T_3	(130,151)	0.5	—	1
T_4	(8,147)	—	0.6	2
T_5	(167,77)	0.7	—	1
T_6	(23,54)	—	0.2	2
T_7	(178,180)	0.5	—	1
T_8	(57,156)	—	0.6	2

算例 1 的所有可行解总数为：$U_{\text{num}}^{T_{\text{num}}}=2^8=256$，将所有解从 1 开始编号，由混沌初始化从 256 个可行解中选出 50 个，被选出个体序号的分布如图 7 所示。解个体编号分布于区间 [28,241] 之间，个体分布均匀，表明选出的初始化个体在低编号和高编号区域均有分布。基于 LF 产生的变步长 S_a 如图 8 所示，步长在正负空间中均有分布，负值代表狼群个体在游猎过程中有向反方向移动的可能性，且步长分布大部分集中于 $S_a=1$，$S_a=-1$，但仍有部分步长达到 2 或−2，说明算法随机变化步长和随机选择方向，能够提高跳出局部解的可能性。步长变化无规律性、无周期性，说明该变步长在跳出局部解的选择上没有规律性，其步长选择、方向选择、跳出时机等完全随机。

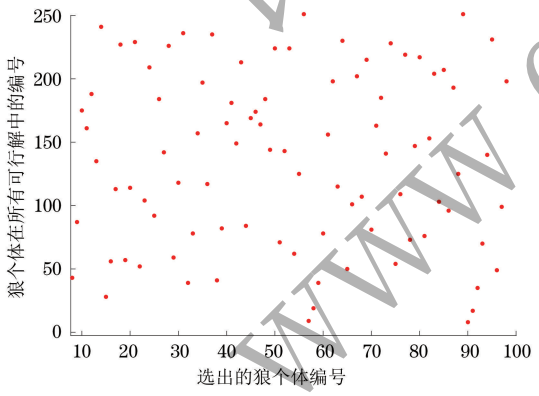


图 7 算例 1 中初始个体混沌分布

Fig.7 Chaos distribution of initial individual under example 1

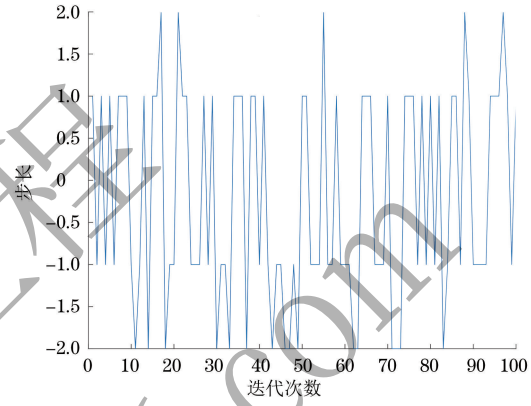
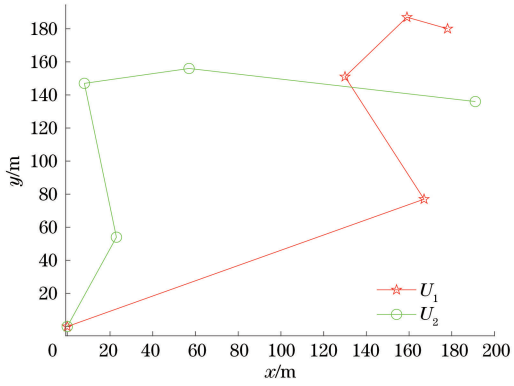


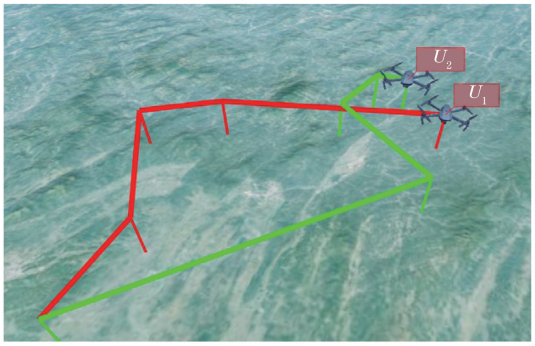
图 8 算例 1 中 LF 变步长分布

Fig.8 Distribution of LF variable step size under example 1

算例 1 中无人机任务分配路线图如图 9 所示（彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版，下同）。无人机路径如图 9(a)所示，无人机飞行路线仿真图如图 9(b)所示。无人机任务分配结果如表 5 所示。U_1 分配得到的任务序列为 {5,3,1,7}，U_2 分配得到的任务序列为 {6,4,8,2}。根据无人机能力矩阵和任务要求矩阵可知，任务 5、3、1、7 均为侦察任务，能力值要求分别为 0.7、0.5、0.5、0.5，均小于 U_1 的侦察任务执行能力，任务 6、4、8、2 均为打击任务，能力值要求分别为 0.2、0.6、0.6、0.6，均小于 U_2 的打击任务执行能力。以上任务分配方案满足能力约束，任务没有重复和遗漏且全部被分配执行。对比 MATLAB 数学验证结果和仿真飞行图可知：数学验证结果与仿真测试结果一致，任务分配方案合理可行且在本文假定情况下找到最优解，说明本文算法在解决本文假定情况下的任务分配问题是可行的。



(a)无人机路径



(b)无人机飞行路线仿真图

图 9 算例 1 中无人机任务分配路线图

Fig.9 Task allocation roadmap of UAV under example 1

计算机工程 www.ecice06.com

表 5 算例 1 中无人机任务分配结果

Table 5 Results of UAV task assignment under example 1

无人机	任务分配结果
U_1	5→3→1→7
U_2	6→4→8→2

表 6 算例 2 中无人机能力值要求

Table 6 Capability values requirements of UAV under example 2

无人机	能力值	
	侦察	攻击
U_1	0.5	0.9
U_2	0.9	0.8
U_3	0.7	0.8
U_4	0.6	0.6
U_5	0.7	0.8

4.2 算例 2

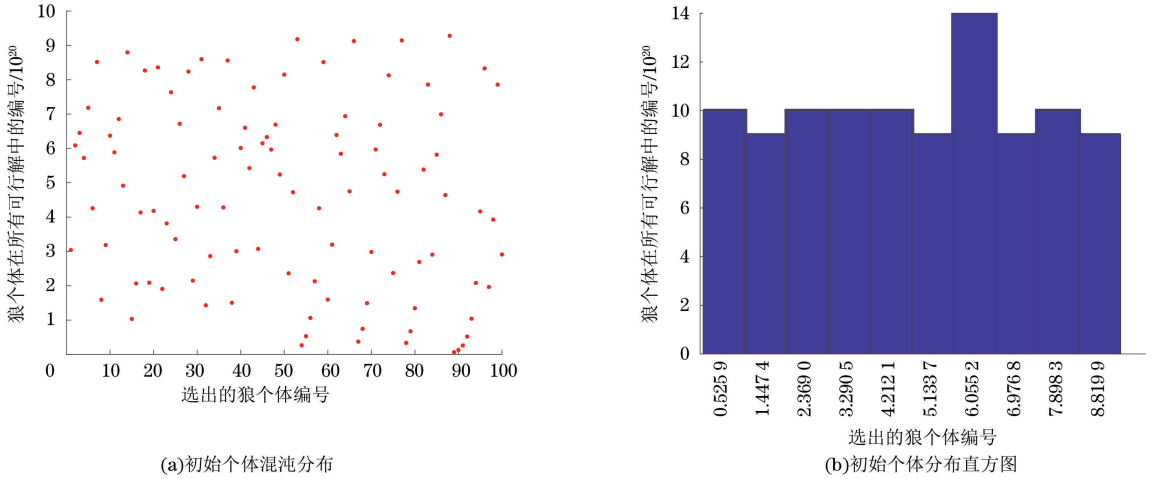
为验证改进算法对寻优能力的提升，本文设计算例 2，5 架无人机规划 30 个任务，表 6 和表 7 给出了无人机能力矩阵和任务位置、能力值要求，表 6 中无人机的初始位置相同且都处于(0,0)位置。

表 7 算例 2 中任务位置及能力值要求

Table 7 Task position and capability values requirements under example 2

任务	位置	能力值	种类	任务	位置	能力值	种类	任务	位置	能力值	种类
T_1	(137,186)	0.62	1	T_{11}	(229,132)	0.40	1	T_{21}	(35,220)	0.48	1
T_2	(275,255)	0.52	2	T_{12}	(0,206)	0.78	2	T_{22}	(147,144)	0.41	2
T_3	(115,276)	0.65	1	T_{13}	(295,176)	0.72	1	T_{23}	(184,226)	0.40	1
T_4	(173,18)	0.76	2	T_{14}	(225,17)	0.52	2	T_{24}	(21,269)	0.70	2
T_5	(235,50)	0.46	1	T_{15}	(129,279)	0.61	1	T_{25}	(282,275)	0.51	1
T_6	(148,297)	0.43	2	T_{16}	(241,53)	0.68	2	T_{26}	(13,237)	0.70	2
T_7	(190,227)	0.50	1	T_{17}	(112,280)	0.52	1	T_{27}	(60,212)	0.58	1
T_8	(298,59)	0.6	2	T_{18}	(46,136)	0.60	2	T_{28}	(85,263)	0.84	2
T_9	(212,70)	0.42	1	T_{19}	(281,111)	0.68	1	T_{29}	(25,218)	0.35	1
T_{10}	(98,176)	0.83	2	T_{20}	(298,235)	0.55	2	T_{30}	(199,44)	0.40	2

算例 2 初始个体分布如图 10 所示。在规划过程中产生的混沌序列映射于个体序号的分布情况如图 10(a)所示，个体在解空间中的均匀分布，能较好代表整个解空间中的解。将所有可行解从 1 到 $U_{\text{num}}^{T_{\text{num}}}$ 编号，算例 2 解空间可达 9×10^{20}，将解空间等分为 10 份，统计选出个体序号在各个区间内的分布，如图 10(b)所示。选出个体在各个区间内均有分布且数量均匀，说明经过 Tent 混沌映射后，初始个体能较好代表解空间中各个区间的解，不存在集中分布于某个区间，能有效避免算法过早陷入局部最优解。



(a)初始个体混沌分布　(b)初始个体分布直方图

图 10 算例 2 中初始个体分布

Fig. 10 The distribution of initial individuals under example 2

计算机工程 www.ecice06.com

基于 LF 产生的变步长 S_a 如图 11 所示。从图 11 可以看出，分布最多的步长绝对值为 1，说明在游走过程中大部分情况下按 1 步长进行正向或反向移动。但存在值突破步长 1，最长步长的绝对值达到 9，且这种步长出现毫无规律且无周期，说明在游走过程中算法具备随机跳出局部解的能力。

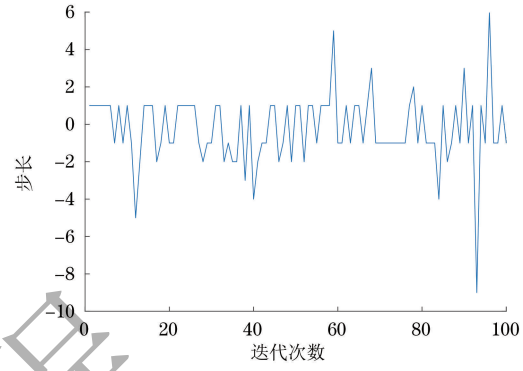
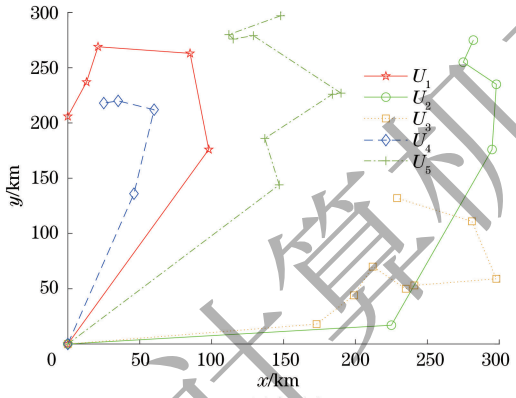


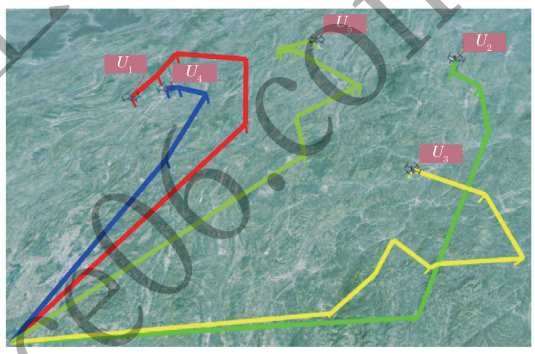
图 11 算例 2 中 LF 变步长分布

Fig. 11 LF variable step size distribution under example 2

算例 2 无人机任务分配路线图如图 12 所示。为清楚展现无人机规划结果，无人机路径如图 12(a)所示，无人机仿真路线图如图 12(b)所示，规划结果如表 8 所示。



(a)无人机路径



(b)无人机仿真飞行路线

图 12 算例 2 中无人机任务分配路线图

Fig. 12 Task allocation roadmap for UAV under example 2

表 8 算例 2 中无人机任务分配结果

Table 8 UAV task assignment results under example 2

无人机	任务分配结果
U_1	10→28→24→26→12
U_2	14→13→20→2→25
U_3	4→30→9→5→16→8→19→11
U_4	18→27→21→29
U_5	22→1→23→7→15→3→17→6

实验结果表明，数学验证结果与仿真平台结果完全一致，且无人机所分配任务的能力要求均不大于其子系统能力，且任务分配不重不漏。无人机 U_1 分配的任务分别为 10→28→24→26→12，其中任务均为攻击型任务，最高要求为 0.84，U_1 的攻击能力为 0.9 大于其任务簇要求的最大攻击能力，说明本文提出的算法在多无人机多任务的复杂场景下仍然有效。

4.2.1 分离显著性测试

为证明改进方法的有效性，本文设计对照实验进行分离显著性测试，分别利用基于拍卖策略的传统狼群算法 AMIWPA、仅进行混沌初始化改进的狼群算法 TO-AMIWPA、仅进行变步长改进的狼群算法 L-AMIWPA 和 CRL-AMIWPA 对算例 2 进行任务分配。收集各算法在每次迭代后的最优个体所代表的目标函数值，将其在 100 代内的每代目标函数值绘制成收敛曲线，如图 13 所示。从图 13 可以看出，本文提出的 2 种改进算法运用到传统狼群算法中均提高了搜寻解的能力，在 100 代内最终收敛的解均优于传统狼群算法找到的解。将 2 种算法结合后的改进算法 CRL-AMIWPA 进一步提高了搜寻解的能力，其最终收敛找到的解优于以上 3 种算法。实验结果表明，本文提出的 2 种改进算法有效，且组合起来后能进一步提高算法性能。

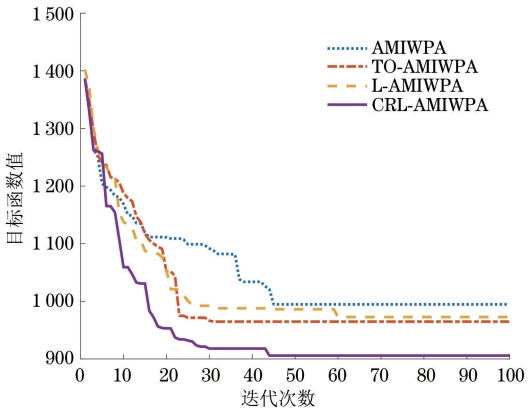


图 13 算例 2 下的算法分离显著性测试

Fig. 13 Separation significance test of algorithm under example 2

计算机工程 www.ecice06.com

4.2.2 寻优能力测试

在中等任务规模下，本文利用基于拍卖策略的传统狼群算法 AMIWPA、粒子群算法 AMIPSO、遗传算法 AMIGA 与本文提出的改进狼群算法 CRL-AMIWPA 对算例 2 进行任务规划，将 100 代内的目标函数值进行对比，结果如图 14 所示。

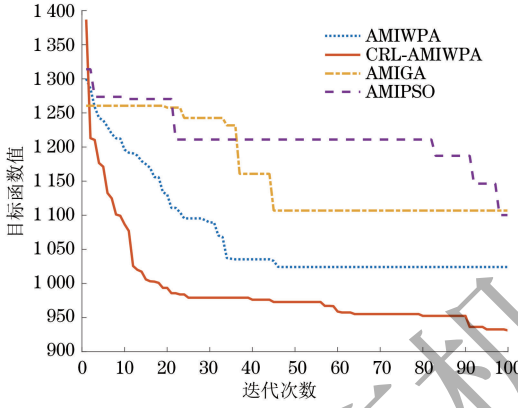


图 14 不同算法的目标函数值对比

Fig. 14 Comparison of objective function values for different algorithms

从图 14 可以看出，本文提出的改进狼群算法 CRL-AMIWPA 最终收敛的目标函数值小于 AMIWPA、AMIPSO、AMIGA，说明本文提出的改进算法在寻找最优解的能力上优于其他 3 种算法。在算法开始后的 20 代内，本文算法目标函数曲线的斜率绝对值高于其他 3 种算法，目标函数下降最快，说明本文算法在初代能快速向最优值靠近，在算法初期的寻优速度明显快于其他 3 种算法。本文提出的算法在 59 代后趋向于最终收敛，略高于 AMIWPA，低于 AMIPSO 和 AMIGA，高于 AMIWPA 的原因是在第 30 代左右达成初步收敛后，优于变步长的原因，跳出了局部最优解。因此，本文提出的算法在收敛速度上也优于其他 3 种算法。本文提出的改进算法能在较短时间内寻找到次优值，并在次优值附近搜索，进一步优化最优函数值。

5 结束语

根据狼群算法适用于求解高维度问题的特点，本文将狼群算法离散化，应用于有子系统能力约束的无人机任务分配问题上。为描述子系统能力约束，本文提出任务要求矩阵和无人机能力矩阵以模拟多样化的任务需求和无人机的异构性。在此基础上，利用混沌序列生成初始化个体，并通过反向学习扩充初始狼群，狼群初始化在解空间中分布均匀，有利于提高狼群算法的寻优能力。根据遗传算法思想将狼群算法离散化，并利用交叉变异综合狼群次优个体用于优化头狼选择策略，使头狼更能代表当前种群的优势，提高算法的寻优能力。利用 Levy Flight 变步长寻优策略，优化游走阶段的寻优步长，步长变化随机且无规律，提高算法跳出局部最优解的能力。2 组算例验证了该算法的可行性，实验结果表明，改进狼群算法 CRL-AMIWPA 能有效解决无人机任务分配问题，且在收敛速度、跳出局部最优解能力、解的优越性等方面优于其他类型的改进算法。但本算法还存在负载平衡的问题，在某些情况下，后续将解决某些无人机任务分配数量不均匀的问题。

参考文献

[1] 韩冰，张秋菊，徐世录. 无人战斗机的现状与发展趋势[J]. 飞航导弹，2005(10)：45-49，64.
HAN B，ZHANG Q J，XU S L. Present situation and development trend of unmanned combat aircraft [J]. Aerodynamic Missile Journal，2005(10)：45-49，64.(in Chinese)

[2] 岳源，屈高敏. 分布式多无人机协同侦察目标分配研究[J]. 兵器装备工程学报，2018，39(3)：57-61，82.
YUE Y，QU G M. Research on distributed multi UAV cooperative reconnaissance task allocation [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering，2018，39(3)：57-61，82.(in Chinese)

[3] 杨晨，张少卿，孟光磊. 多无人机协同任务规划研究[J]. 指挥与控制学报，2018，4(3)：234-248.
YANG C，ZHANG S Q，MENG G L. Multi-UAV cooperative mission planning[J]. Journal of Command and Control，2018，4(3)：234-248.(in Chinese)

[4] 胡中华，赵敏. 无人机研究现状及发展趋势[J]. 航空科学技术，2009，20(4)：3-5，8.
HU Z H，ZHAO M. Research status and development trend of UAV[J]. Aeronautical Science & Technology，2009，20(4)：3-5，8.(in Chinese)

[5] ZOU D X，LIU H K，GAO L Q，et al. An improved differential evolution algorithm for the task assignment problem [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence，2011，24(4)：616-624.

[6] 马云红，井哲，周德云. 一种任务分配问题的快速剪枝优化算法[J]. 西北工业大学学报，2013，31(1)：40-43.
MA Y H，JING Z，ZHOU D Y. A faster pruning optimization algorithm for task assignment[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University，2013，31(1)：40-43.(in Chinese)

[7] SCHUMACHER C，CHANDLER P，PACHTER M，et al. UAV task assignment with timing constraints via mixed-integer linear programming[C]// Proceedings of the 3rd "Unmanned Unlimited" Technical Conference，Workshop and Exhibit. [S.l.]：AAAI Press，2004：6410.

[8] 刘少睿，田威，沈建新，等. 多机器人协同制造系统时序约束任务调度优化方法[J]. 计算机集成制造系统，2022，28(12)：3897-3909.
LIU S R，TIAN W，SHEN J X，et al. Schedule optimization of temporal and ordering constrained tasks in multi-robot cooperative machining system [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2022，28(12)：3897-3909.(in Chinese)

[9] 王然然，魏文领，杨铭超，等. 考虑协同航路规划的多无人机

计算机工程 www.ecico.com

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 Aeronauticaet Astronautica Sinica，2020，41(S2)：24-35.(in Chinese)

[10] 潘登，高东，郑建华. 均衡聚类市场拍卖机制的异构无人机集群任务规划方法[J]. 国防科技大学学报，2022，44(6)：151-162.
PAN D，GAO D，ZHENG J H. Task planning of heterogeneous UAV swarm based on balanced clustering market auction mechanism [J]. Journal of National University of Defense Technology，2022，44(6)：151-162.(in Chinese)

[11] 谭威，胡永江，李文广，等. 多无人机协同任务规划研究综述[J]. 微型电脑应用，2021，37(9)：189-192.
TAN W，HU Y J，LI W G，et al. A survey of multi-UAV cooperative mission planning [J]. Microcomputer Applications，2021，37(9)：189-192.(in Chinese)

[12] WU X L，YIN Y N，XU L，et al. Multi-UAV task allocation based on improved genetic algorithm [J]. IEEE Access，2021，9：100369-100379.

[13] 张祥银，夏爽，张天. 基于自适应遗传学习粒子群算法的多无人机协同任务分配[J]. 控制与决策，2023，38(11)：3103-3111.
ZHANG X Y，XIA S，ZHANG T. Adaptive genetic learning particle swarm optimization based on collaborative task allocation for multi-UAVs[J]. Control and Decision，2023，38(11)：3103-3111.(in Chinese)

[14] 苏菲，陈岩，沈林成. 基于蚁群算法的无人机协同多任务分配[J]. 航空学报，2008(S1)：184-191.
SU F，CHEN Y，SHEN L C. UAV cooperative multi-task assignment based on colony algorithm[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica，2008(S1)：184-191.(in Chinese)

[15] SUJIT P，GEORGE J，BEARD R. Multiple UAV task allocation using particle swarm optimization[C]//Proceedings of the AAAI Guidance，Navigation and Control Conference and Exhibit. [S. l.]：AAAI Press，2008：6837.

[16] BELLO-ORGAZ G，RAMIREZ-ATENCIA C，FRADERA-GIL J，et al. GAMPP：genetic algorithm for UAV mission planning problems [C] // Proceedings of Conference on Intelligent Distributed Computing IX. Berlin，Germany：Springer，2016：167-176.

[17] WU H S，ZHANG F M. Wolf pack algorithm for unconstrained global optimization [J]. Mathematical Problems in Engineering，2014，2014(1)：465082.

[18] 张鸿运，王磊，张旭，等. 考虑子系统执行能力的多无人机协同任务规划[J]. 系统工程与电子技术，2023，45(1)：127-138.
ZHANG H Y，WANG L，ZHANG X，et al. Multi-UAV cooperative mission planning considering subsystem execution capability[J]. Systems Engineering and Electronics，2023，45(1)：127-138.(in Chinese)

[19] 周同乐，陈谋，韩增亮，等. 基于改进狼群算法的多无人机协同多目标分配[J]. 导航定位与授时，2022，9(5)：46-55.
ZHOU T L，CHEN M，HAN Z L，et al. Multi-UAV cooperative multiple targets assignment based on improved wolf pack algorithm[J]. Navigation Positioning and Timing，2022，9(5)：46-55.(in Chinese)

[20] CHEN X，CHENG F，LIU C，et al. An improved wolf pack algorithm for optimization problems：design and evaluation [J]. PLOS ONE，2021，16(8)：e0254239.

[21] 单梁，强浩，李军，等. 基于 Tent 映射的混沌优化算法[J]. 控制与决策，2005，20(2)：179-182.
SHAN L，QIANG H，LI J，et al. Chaotic optimization algorithm based on Tent map[J]. Control and Decision，2005，20(2)：179-182.(in Chinese)

[22] 张浩，张铁男，沈继红，等. Tent 混沌粒子群算法及其在结构优化决策中的应用[J]. 控制与决策，2008，23(8)：857-862.
ZHANG H，ZHANG T N，SHEN J H，et al. Research on decision-makings of structure optimization based on improved Tent PSO[J]. Control and Decision，2008，23(8)：857-862.(in Chinese)

[23] TIZHOOSH H R. Opposition-based learning：a new scheme for machine intelligence[C]//Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modelling，Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents，Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC′06). Washington D. C.，USA：IEEE Press，2005：695-701.

[24] EDWARDS A M，PHILLIPS R A，WATKINS N W，et al. Revisiting Levy flight search patterns of wandering albatrosses，bumblebees and deer[J]. Nature，2007，449：1044-1048.

[25] MANTEGNA R N. Fast，accurate algorithm for numerical simulation of Lévy stable stochastic processes[J]. Veterinary Sciences，1994，49(5)：4677-4683.

编辑 薛晋栋

www.ecice06.com 计算机工程