

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.05.005

基于改进狼群算法的多无人机协同多目标分配

周同乐, 陈 谋, 韩增亮, 王 勤

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016)

摘要:针对现代空战多无人机协同多目标任务分配问题,结合标准狼群算法,提出了一种改进狼群算法的多目标任务分配方法。根据狼群的不同分工以及搜索属性,建立了基于自主游走机制的头狼产生规则、基于多策略知识库的探狼游走机制和基于自适应步长的猛狼奔袭及围攻方式,从而对传统狼群算法的随机性进行智能化约束与控制,以解决多无人机协同多目标任务分配问题。数值仿真结果表明,该方法能够快速有效获得任务分配方案,避免陷入局部最优。

关键词:多无人机协同;协同任务分配;狼群算法;多策略机制;自适应步长

中图分类号:V221+.3;TB553 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-8110(2022)05-0046-10

Multi-UAV Cooperative Multiple Targets Assignment Based on Improved Wolf Pack Algorithm

ZHOU Tong-le, CHEN Mou, HAN Zeng-liang, WANG Qin

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the problem of multi-UAV task assignment in modern air combat, a multiple targets task assignment method based on improved wolf pack algorithm is developed combined with the basic wolf pack algorithm. Depending on the different labor division and search attributes of the wolf pack, autonomous migration mechanism of lead wolf generation, multi-strategy knowledge database based scouting mechanism of search wolves and adaptive step length based attack and siege mode are established. Therefore, the randomness of traditional wolf pack search (WPS) algorithm is intelligently controlled and restrained, and the multi-UAV cooperative multiple targets task assignment problem can be solved. The numerical simulation results show that the proposed method can obtain the task assignment scheme rapidly and efficiently and avoid falling into local optimal solutions.

Key words: Multi-UAV cooperation; Cooperative task assignment; WPS algorithm; Multi-strategy mechanism; Adaptive step length

0 引言

在航空航天领域,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)是近年来最有前途和挑战性的军事装备之一^[1]。无人机具有造价低廉、使用方便、隐蔽性好、

作战范围广、能够避免人员伤亡的特点,在未来空战中的地位与作用不断提升,受到了各大军事强国的广泛关注^[2]。

为了提高作战效率,提升无人作战系统对敌杀伤概率,多无人机协同作战已成为新的发展趋势^[3]。

收稿日期:2022-02-22;修订日期:2022-03-28

项目基金:科技创新2030-“新一代人工智能”重大项目(2018AA0100805);江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20220885);2022年度国防科工局稳定支持科研项目(HTKJ2022KL50211)

作者简介:周同乐(1994-),男,博士后,主要从事协同任务规划技术及其在无人机智能决策系统中的应用研究。

相较于单机作战,多机协同作战的探测范围更加广泛、干扰范围更加广阔,且杀伤能力更加强大^[4]。研究无人机对敌目标的任务分配,对有效地毁伤敌方目标,保障我方无人机安全,充分发挥无人作战飞机的作战效能,降低战争开销具有重要的军事意义^[5]。

无人机协同任务分配在现代信息化战争中发挥着极为重要的作用,其相关技术得到了国内外学者的广泛关注和研究。对于双机追逃问题,多采用微分对策和矩阵对策法,文献[6]将微分对策与机器博弈相结合,基于机器博弈中的变值思想,改进了传统的单纯以角度最优作为代价函数的微分对策模型。文献[7]研究了基于博弈论的无人机战场攻防决策算法,通过零和博弈计算得到无人作战飞机应对策略集合。为了有效处理战场信息的不确定性,贝叶斯网络经常用于无人机的任务分配及其评估技术研究^[8]。动态贝叶斯网络基于先验知识进行推理和学习,能够有效地处理空战环境中的不确定性^[9]。文献[10]对无人空战整个过程进行分析,基于这些态势因素建立无人作战飞机任务分配模糊贝叶斯网络,实现无人机任务分配。

除上述方法之外,针对多无人机协同多目标任务分配问题,启发式搜索算法具有较好的鲁棒性、灵活性和分布性,得到了国内外学者的关注与研究^[11]。文献[12]分析了无人作战飞机攻击排序对任务总收益和代价的影响,运用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)求解动态环境下多无人机协同任务分配问题。为了克服粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的不足,避免陷入局部最优,文献[13]提出了基于量子粒子群算法实现多机协同任务分配。此外,蜂群算法^[14]和狼群(Wolf Pack Search, WPS)算法^[15]等启发式全局智能优化算法也在解决无人机任务分配问题上得到了广泛应用。WPS算法作为一种新型启发式全局智能优化算法,基于自然界中狼群的活动行为在搜索空间内进行寻优^[16]。自然界中,狼群组织严密,等级森严,分工明确,一般情况下分为头狼、探狼和猛狼三种等级,通过每匹狼各自履行自己的职责进行团结协作。

狼群算法相较于粒子群算法、遗传算法等启发式算法,求解精度更高,收敛速度更快。文献[17]提出了基于领导者策略的狼群算法,在寻优过程中由领导者指引搜寻全局最优解,通过实验证明了基于领导者策略的狼群算法具有更高的搜索效率。文献[18]将狼群置于文化算法种群空间,并依据头

狼位置建立信仰空间,仿真实验表明该算法收敛速度与寻优精度均得到加强。为了保持 WPS 算法的随机性和多样性,文献[19]增加了随机生存更新规则,并将算法应用于求解 PID 控制问题。文献[20]在传统 WPS 算法的基础上,融入非线性单纯形法,增强局部搜索能力。文献[21]基于改进狼群算法解决无人机路径规划问题,该方法由头狼利用映射、扩展和收缩产生新的航路点,不断向最优航路点靠近,取得较好的优化效果。传统改进群智能算法的措施虽然能够在特定问题中发挥一定的作用,但在多无人机协同多目标任务分配问题中依然存在着鲁棒性差、泛化能力弱以及易陷入局部最优等问题。

鉴于狼群算法的优越性,本文提出了一种基于多策略规则的新型狼群算法,主要创新点如下:

1) 根据狼群的不同分工以及搜索属性,建立了基于自主游走机制的头狼产生规则;

2) 设计了基于多策略知识库的探狼游走机制和基于自适应动态调整步长的猛狼奔袭和围攻方式,取代了传统狼群算法单一的搜索机制。

从而对狼群算法的随机性进行智能化约束与控制,保证算法能够高效智能地解决多无人机协同多目标任务分配问题。

1 问题描述

本文研究了 M 架无人机对 N 个敌方目标场景下的任务分配问题。分配原理如图 1 所示。

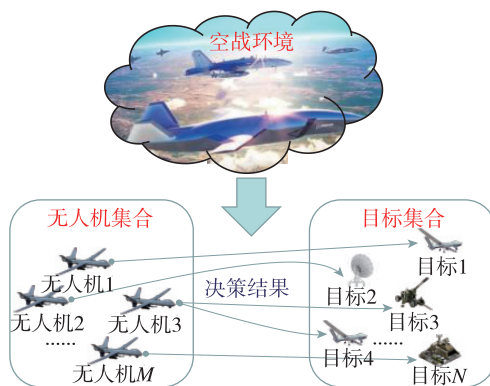


图 1 多无人机协同多目标任务分配原理图

Fig. 1 Schematic diagram of multi-UAV cooperative multiple targets task assignment

当确定无人机集合和目标集合后,在空战环境的影响下,分析执行各个任务的收益和代价,形成无人机任务分配方案,确定每架无人机具体的任务集合。

首先,定义决策变量 x_{ij} 为^[16]

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{将目标 } T_j \text{ 分配给无人机 } U_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

在此基础上,针对实际空战中战场环境以及无人机性能,结合任务目标,建立多无人机协同多目标任务分配目标函数。任务分配目标函数主要考虑以下几个方面:

1)空战态势。即环境中目标与无人机的相对态势因素,空战态势函数设计为

$$A_{ij} = k_1 P_a + k_2 P_d + k_3 P_e \quad (2)$$

其中, P_a 为角度优势; P_d 为距离优势; P_e 为能量优势; k_1, k_2, k_3 为权值因子。

2)攻击代价。攻击代价包括威胁代价、航程代价和目标意图代价。

威胁代价,指无人机攻击任务目标时,可能受到对应目标的攻击被毁伤而产生的代价,无人机 U_i 攻击目标 T_j 的威胁代价 C_{1ij} 具体设计为^[22]

$$C_{1ij} = \frac{(T_{kj}/d_{\min} + P_{Tij})x_{ij}V_{U_i}}{\max_{j \in N}\{V_{U_i}\}} \quad (3)$$

式中: T_{kj} 为与目标 T_j 最近的威胁源 R_k 的威胁程度; d_{\min} 为与作战目标 T_j 最近的威胁源 R_k 之间的距离; P_{Tij} 为无人机 U_i 被目标 T_j 击毁的概率。

无人机 U_i 攻击目标 T_j 的航程代价 C_{2ij} 具体设计为^[22]

$$C_{2ij} = \frac{d_{ij}}{d_{\max}} \quad (4)$$

式中: d_{ij} 为无人机 U_i 与目标 T_j 的距离; d_{\max} 为无人机集合与目标 T_j 的最大距离。

目标意图代价,目标对无人机的意图越危险,其对无人机的意图代价越大。具体如表 1 所示。

表 1 目标意图代价表

Tab. 1 Target intention parameters

意图	攻击	侦察	监视	突防	防御	干扰
意图优势 C_{3ij}	0.9	0.4	0.5	0.7	0.1	0.6

3)攻击收益。攻击收益主要由无人机对应目标的价值决定,无人机 U_i 攻击目标 T_j 的攻击收益 B_{ij} 为^[22]

$$B_{ij} = P_{U_{ij}} V_{T_j} / \max_{j \in M}\{V_{T_j}\} \quad (5)$$

式中: $P_{U_{ij}}$ 为无人机 U_i 对目标 T_j 的毁伤概率; V_{T_j} 为目标 T_j 的战略价值,由目标本身的类型及战略重要程度决定。

4)无人机性能。无人机相对于目标的性能优

势 S_{ij} 设计为

$$S_{ij} = 0.5 + \frac{Cap_i - Cap_j}{Cap_i}$$

式中: Cap_i 和 Cap_j 分别为无人机和目标的性能参数,与无人机运动能力、通信能力、载荷能力及攻击范围相关。

综上所述,充分考虑空战环境态势、攻击收益代价及无人机性能,建立如下目标函数

$$J_{\max} = \frac{1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N A_{ij} + 1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N B_{ij} + 1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S_{ij}}{1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{1ij} + 1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{2ij} + 1/\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{3ij}} \quad (6)$$

式中: T_{\max} 为无人机完成所有任务的时间。

约束条件为^[16]

$$\sum_{i=1}^M x_{ij} \geq 1, (j=1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ij} \leq E_i, (i=1, 2, \dots, M) \quad (8)$$

$$\max\{d_{ij}/v_i\} \leq T_{\max} \quad (9)$$

约束条件(7)保证所有敌方目标均会被攻击到;约束条件(8)为无人机使能约束,即分配给无人机 U_i 的任务总量不应超过其载弹量 E_i ;约束条件(9)为时间约束,即无人机需在指定时间内完成所有任务,其中 v_i 为无人机 i 的飞行速度。

2 WPS 算法搜索策略

对多无人机协同多目标任务分配模型的求解可以抽象成对目标函数(6)及约束条件(7)、(8)与(9)的优化问题。本文基于多策略规则的新型狼群算法,通过多种规则提升了 WPS 算法的搜索效率,以获得最终的任务分配结果。

狼群行为示意图如图 2 所示。

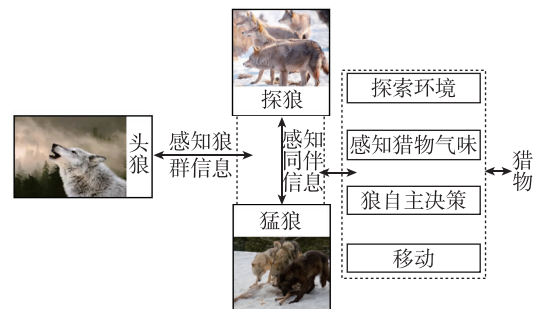


图 2 狼群行为示意图

Fig. 2 Schematic diagram of wolf pack behaviors

头狼具有领导作用,需要指挥狼群各个成员尽快捕捉到优质的猎物;探狼负责打探游猎,通过感知猎物气味判定与猎物的距离,并把猎物信息实时汇报给头狼;狼群中剩下的所有狼称为猛狼,主要负责围攻猎物,当头狼接收到探狼发送的猎物信息后,召唤猛狼对猎物发起围攻。当狼群捕获到猎物后,将根据发现并抓捕猎物的顺序对猎物进行分配,能力越强的狼将优先分配到充足食物而能够继续保持强健体魄,少数弱小且贡献小的狼则会因为食物紧缺而被自然淘汰,保证了狼群的优质性^[16]。

根据狼群的这些特征,WPS算法将寻优过程与狼群捕食猎物过程相对应,通过游走、召唤、围攻三种智能行为对目标进行寻优。为了提高WPS算法的搜索效率及避免陷入局部最优,本文在以下几个方面进行了改进。

2.1 基于自主游走机制的头狼产生规则

头狼即具有最佳目标函数值的人工狼。在迭代过程中,若出现具有更高目标函数值的人工狼,则需要对头狼位置进行更新。

为了加快狼群算法的收敛速度,在围攻行为结束之后,头狼进行自主游走。即对头狼附近区域进行进一步开拓与搜索,保证头狼的优越性。

2.2 基于多策略的探狼游走规则

探狼游走是狼群算法中搜索行为的核心,为了提高狼群算法的解算效率与优化质量,设计了一个包含多策略游走规则的专家知识库,取代传统狼群算法中的探狼随机游走行为。多策略探狼游走规则示意图如图3所示。

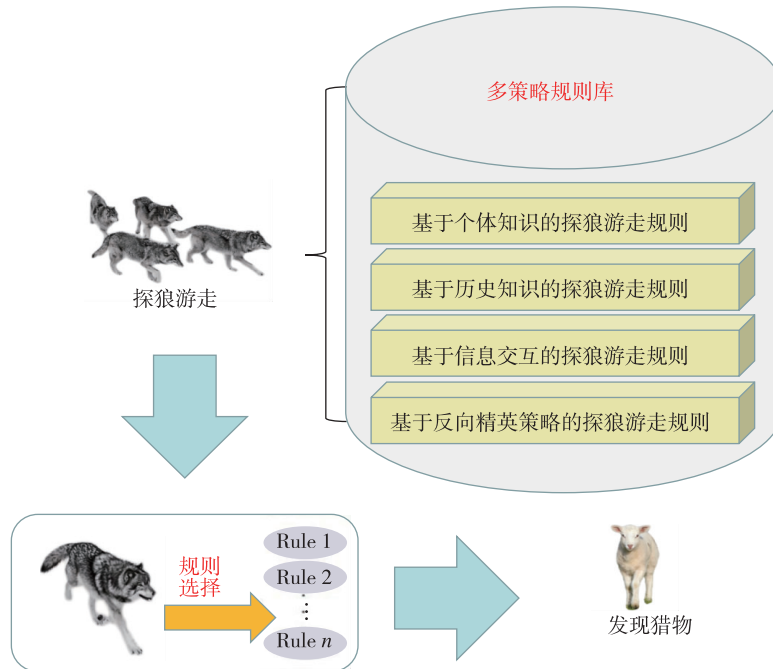


图 3 多策略探狼游走规则示意图

Fig. 3 Schematic diagram of multi-strategy search wolves scouting rules

规则一:基于个体知识的探狼游走规则

传统的探狼游走规则是WPS算法最基本的搜索规则,能够保证算法最基本的搜索能力。因此,为了维持新算法的基本搜索能力,仍保留原有的探狼游走规则。第 d 个搜索空间内探狼第 i 个游走位置 $v_{i,d}$ 为^[23]

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \text{rand}(1, -1) \cdot (x_{i,d} - x_{k,d}) \quad (10)$$

式中: $x_{i,d}$ 为第 i 个探狼的位置, $i, k \in \{1, 2, \dots, N_w\}$ 且 $i \neq k$ 。

规则二:基于历史知识的探狼游走规则

为了提高算法的收敛速率,探狼会优先向记忆中的最佳位置进行探索,具体形式为^[24]

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \text{rand}(1, -1) \cdot (x_{\text{rand},d}^{\text{best}} - x_{i,d}) \quad (11)$$

式中: $x_{\text{rand},d}^{\text{best}}$ 为第 d 个搜索空间内某次迭代的猎物位置。

规则三:基于信息交互的探狼游走规则

为了提高探狼的寻优能力,与当前局部最优解进行信息交互,具体形式为^[25]

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \varphi_{i,d} (x_{\text{rand},d}^{\text{best}} - x_{i,d}) + \phi_{i,d} (x_{i,d} - x_{k,d}) \quad (12)$$

式中： $\varphi_{i,d}$ 为取值范围 $[0,1]$ 的随机数； $\phi_{i,d}$ 为取值范围 $[-1,1]$ 的随机数，且 $i \neq k$ 。

规则四：基于反向精英策略的探狼游走规则

为了避免 WPS 算法陷入局部最优，一部分探

$$x_{i,d} = \begin{cases} x_{i,d} + \text{rand}(1, -1) \cdot (x_{i,d} - x_{k,d}), & 0 \leq \lambda < \frac{1}{4} \\ x_{i,d} + \text{rand}(1, -1) \cdot (x_{\text{rand},d}^{\text{best}} - x_{i,d}), & \frac{1}{4} \leq \lambda < \frac{1}{2} \\ x_{i,d} + \varphi_{i,d} (x_{\text{rand},d}^{\text{best}} - x_{i,d}) + \phi_{i,d} (x_{i,d} - x_{k,d}), & \frac{1}{2} \leq \lambda < \frac{3}{4} \\ x_{i,d} + \varphi_{i,d} (\overline{\text{low}} + \overline{\text{high}} - x_{i,d}^{\text{best}}), & \frac{3}{4} \leq \lambda \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中： λ 为概率因子，依照均匀分布 $U[0,1]$ 随机取值。

2.3 基于自适应步长的猛狼奔袭和围攻方式

头狼发起召唤，吸引猛狼靠近，当猛狼距离头狼还有一定距离时，猛狼以较大奔袭步长向头狼迅速靠近；当猛狼逐渐靠近头狼后，以较小步长在猎物附近进行小范围精细搜索。自适应步长调整示意图如图 4 所示。

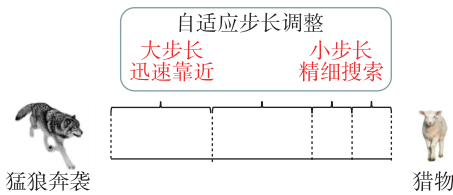


图 4 自适应步长调整示意图

Fig. 4 Schematic diagram of adaptive step length adjustment

随着迭代次数 t 值的增加，狼群搜索步长将基于线性变化进行自适应调整，具体形式为^[27]

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + \mu(1 - \epsilon t / t_{\text{max}}) \text{step}_2^d (x_{\text{rand},d}^{\text{best}} - x_{id}^k) \quad (15)$$

式中： ϵ 为 $(0,1)$ 内的随机数； μ 为 $[-1,1]$ 内的随机整数； t_{max} 为最大迭代次数； step_2^k 为初始设定的奔袭步长。

3 基于多策略狼群算法的多无人机协同多目标任务分配

在多无人机协同多目标任务分配中，搜寻最优解的过程即为为无人机搜寻最优的任务目标集合。因此，无人机序列编号以与目标序列编号相对应的方式来表示无人机的分配方案。

具体编码方式如图 5 所示。

狼向远离头狼的位置对新的猎物进行探索^[26]。

$$v_{i,d} = x_{i,d} + \varphi_{i,d} (\overline{\text{low}} + \overline{\text{high}} - x_{i,d}^{\text{best}}) \quad (13)$$

式中： $\overline{\text{low}}$ 和 $\overline{\text{high}}$ 为第 d 维搜索空间内的最小值均值和最大值均值。

最终，探狼按式(14)更新自己的位置。

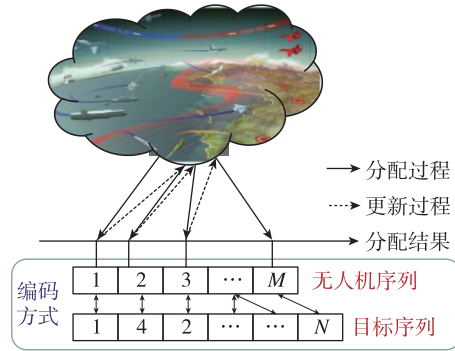


图 5 多无人机协同多目标任务分配编码方式示意图

Fig. 5 Schematic diagram of multi-UAV cooperative multiple targets task assignment coding scheme

图 5 中，每一个双向箭头表示将对应编号的目标分配给相应编号的无人机。

针对多无人机协同多目标任务分配问题，分别定义人工狼距离、游走算子和召唤算子。

定义 1^[16] 人工狼距离，人工狼 u 与 v 之间的距离定义为

$$D(u, v) = \sum_{j=1}^N (x_{uj} \oplus x_{vj}), u, v \in \{1, 2, \dots, M\} \quad (16)$$

式中： \oplus 表示异或操作。

定义 2^[16] 游走算子 $\Theta(X_i, L_{yz})$ ，设人工狼 i 的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iN})$ ，根据探狼游走规则，取其中两个互不相同的元素 x_{iu} 和 x_{iv} ，组成一个二维数组 (x_{iu}, x_{iv}) ， $u, v \in \{1, 2, \dots, N\}$ 且 $u \neq v$ ，执行游走算子 $\Theta(X_i, L_{yz})$ 操作，即随机生成 L_{yz} 个二维数组，并按顺序将相应位置编码的数值进行交换。

定义 3^[16] 召唤算子 $\Psi(X_{\text{lead}}, X_i, L_{zh})$ ，设人工狼 i 的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iN})$ ，头狼 X_{lead}

的位置为 $X_{\text{lead}} = (x_{\text{lead}1}, x_{\text{lead}2}, \dots, x_{\text{lead}i}, \dots, x_{\text{lead}N})$, 召唤算子 $\Psi(X_{\text{lead}}, X_i, L_{zh})$ 表示从 X_{lead} 中随机选取 L_{zh} 长度的子序列替换 X_i 中相同位置的编码值, 并对其他位置编码值进行调整, 以保证所有编码值仅出现一次。

基于狼群算法的多无人机协同多目标任务分配具体步骤如下。

3.1 初始化

将狼群捕猎空间即任务分配方案的搜索空间抽象为 $M \times N$ 的欧式空间, 其中 M 为人工狼群初始化后的人工狼总数, N 为我方无人机序列与目标无人机序列的编码长度, 以人工狼 i 的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iN})$ 表示任务分配方案, 元素 x_{ij} 表示第 i 个人工狼第 j 位编码的值, 当 $x_{ij} = k$ 时表示将目标 k 纳入无人机 j 的任务集合。人工狼通过目标函数值调整位置, 进行寻优, 这里选用式 (6) 的目标函数 J_{max} , 即

$$f(X) = \frac{\left[\frac{1 / \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N B_{ij}}{1 / \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{1ij} + 1 / \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{2ij}} \right]}{T_{\text{max}}} \quad (17)$$

选择当前具有最高目标函数值的人工狼作为头狼, 头狼位置记为 X_{lead} 。除头狼外, 最佳的 N_t 匹人工狼视为探狼。计算头狼位置的目标函数值 $f(X_{\text{lead}})$ 。

3.2 探狼游走

计算探狼 i 当前位置 X_i^t 的目标函数值 $f(X_i^t)$ 。若 $f(X_i^t) \geq f(X_{\text{lead}})$, 则该探狼成为新的头狼; 若 $f(X_i^t) < f(X_{\text{lead}})$, 则探狼根据第 2 节设计的多策略游走规则执行 h 次游走算子 $\Theta(X_i, \text{step}_1)$ 直至 $f(X_i^t) \geq f(X_{\text{lead}})$ 或者探狼游走次数达到上限值, 其中 step_1 为探狼游走步长。

3.3 头狼召唤和猛狼奔袭与围攻

头狼召唤猛狼向其所处位置 X_{lead} 迅速靠近, 即执行召唤算子 $\Psi(X_{\text{lead}}, X_i^m, \text{step}_2)$, X_i^m 为猛狼 i 所处位置, step_2 为奔袭步长, 通过式 (15) 自适应调整。在奔袭过程中, 若猛狼 i 所处位置的目标函数值 $f(X_i^m) \geq f(X_{\text{lead}})$, 则该猛狼成为新头狼; 反之, 则猛狼 i 继续响应头狼的召唤, 执行召唤算子直到围捕猎物。

3.4 优胜劣汰狼群更新机制

狼群按照优胜劣汰的更新机制进行群体更新, 从而保证狼群具有更高的质量。具体实现为, 每次狼群行动后, 淘汰一定数量目标适应度值较差的人

工狼, 并随机生成相同数量的人工狼。

3.5 终止

判断是否达到终止条件, 若达到则输出本次迭代头狼的位置 X_{lead} 及对应的目标函数值 $f(X_{\text{lead}})$, 否则继续进行搜索行为直至达到最大限定次数。

基于多策略狼群 (Multi Strategy-WPS, MS-WPS) 算法的多无人机协同多目标任务分配方法流程图如图 6 所示。

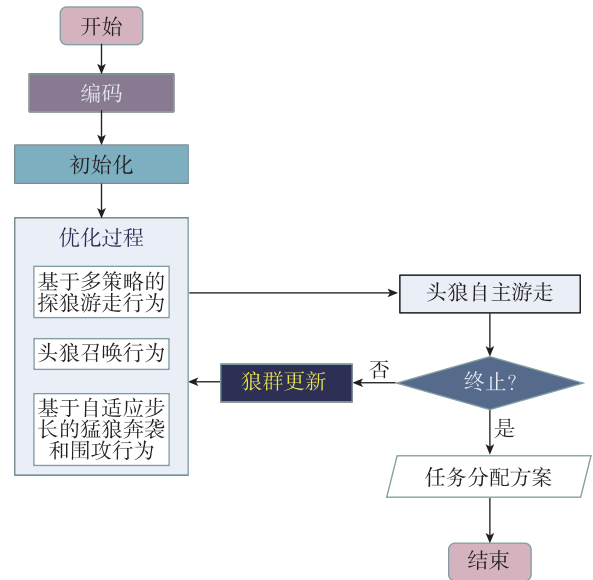


图 6 基于多策略狼群算法的多无人机协同多目标任务分配方法流程图

Fig. 6 Flow diagram of multi-UAV cooperative multiple targets task assignment based on multi-strategy wolf pack method

4 仿真分析

为了验证所提算法的有效性, 下面进行仿真实验。首先设置狼群规模为 50, 算法最大迭代次数为 $K_{\text{max}} = 50$, 探狼最大游走步长 $\text{step}_1 = 5$, 初始奔袭步长 $\text{step}_2 = 3$, 头狼游走步长 $\text{step}_{\text{lead}} = 1$, 探狼比例因子 $\alpha = 3$, 更新比例因子 $\beta = 0.05$ 。

进一步, 本文选取了某一地区实际地形进行仿真实验, 场景中存在 4 个威胁, 具体参数如表 2 所示。

表 2 场景威胁信息

Tab. 2 Threats information of scene

威胁	威胁位置/km	威胁半径/km
R_1	(60, 125)	15
R_2	(100, 152)	10
R_3	(125, 84)	20
R_4	(165, 170)	10

下面针对不同情况进行分析。

1)4架无人机执行8个任务情况,无人机与目标的空间分布如图7所示。

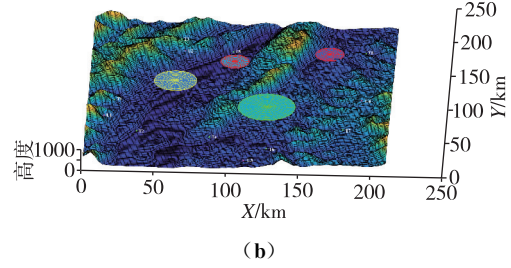
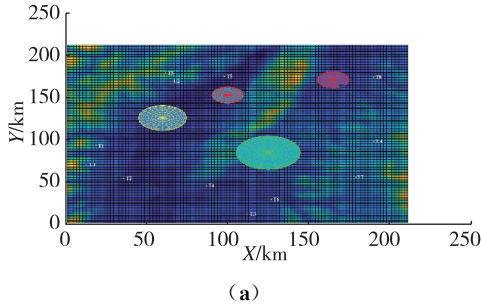


图7 场景1无人机与任务空间分布图

Fig.7 UAV and target spatial distribution map of scene 1

具体参数如表3所示。

该场景下分配结果如表4所示。

表3 场景1参数信息

Tab.3 Parameters of scene 1

无人机信息[位置/km, 性能参数值]	目标信息[位置/km,性能参数值, 意图代价]
$U_1[(13,69,0.40), 0.9],$	$T_1[(19,93,0.42),0.7,0.5], T_2[(36,54,0.20),0.7,0.6],$
$U_2[(65,168,0.40),0.8],$	$T_3[(62,178,0.60),0.6,0.4], T_4[(87,45,0.26),0.7,0.9],$
$U_3[(112,11,0.26),0.9],$	$T_5[(98,174,0.19),0.5,0.5], T_6[(127,29,0.27),0.6,0.1],$
$U_4[(190,97,0.45),0.7]$	$T_7[(179,55,0.40),0.4,0.1], T_8[(190,173,0.28),0.5,0.4]$

表4 场景1多无人机协同多目标任务分配结果

Tab.4 Multi-UAV cooperative multiple targets task assignment results of scene 1

无人机序列	U_1	U_2	U_3	U_4
目标分配结果	T_1, T_2	T_3, T_5	T_4, T_6	T_7, T_8

场景1下,由于目标数量多于无人机数量,每架无人机需要执行多个任务。

2)6架无人机执行4个任务情况,无人机与目标的空间分布如图8所示。

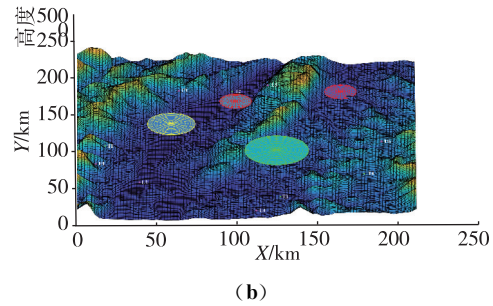
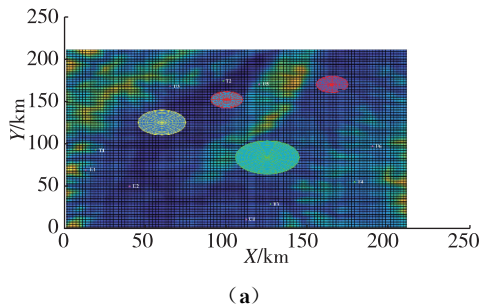


图8 场景2无人机与任务空间分布图

Fig.8 UAV and target spatial distribution map of scene 2

具体参数如表5所示。

该场景下分配结果如表6所示。

场景2下,由于无人机数量多于任务目标,需要 $U_1、U_2$ 协同完成目标 $T_1、U_3、U_5$ 协同完成目标 T_2 。

3)10架无人机执行10个任务情况,无人机与目标的空间分布如图9所示。

表5 场景2参数信息

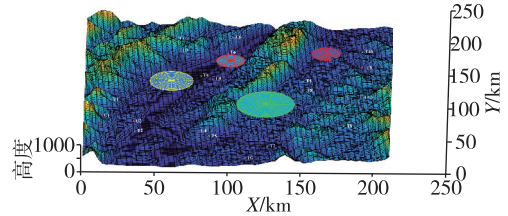
Tab.5 Parameters of scene 2

无人机信息[位置/km, 性能参数值]	目标信息[位置/km,性能参数值, 意图代价]
$U_1[(13,69,0.40), 0.6], U_2[(40,50,0.24),0.7],$	$T_1[(19,93,0.42),0.7,0.5],$
$U_3[(65,168,0.40),0.8], U_4[(112,11,0.26),0.9],$	$T_2[(98,174,0.19),0.5,0.5],$
$U_5[(120,170,0.54),0.6], U_6[(190,97,0.45),0.7]$	$T_3[(127,29,0.27),0.6,0.1],$
	$T_4[(179,55,0.40),0.4,0.1]$

表 6 场景 2 多无人机协同多目标任务分配结果

Tab. 6 Multi-UAV cooperative multiple targets task assignment results of scene 2

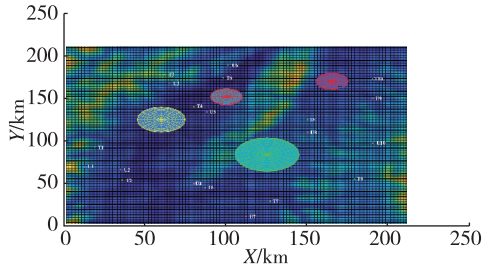
无人机序列	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5	U_6
目标分配结果	T_1	T_1	T_2	T_3	T_2	T_4



(b)

图 9 场景 3 无人机与任务空间分布图

Fig. 9 UAV and target spatial distribution map of scene 3



(a)

具体参数如表 7 所示。

该场景下分配结果如表 8 所示。

为了进一步分析本文提出算法的性能,将本文 MS-WPS 算法与 PSO 算法、蚁群 (Ant Colony Optimization, ACO) 算法、传统 WPS 算法进行比较,分

表 7 场景 3 参数信息

Tab. 7 Parameters of scene 3

无人机信息[位置/km, 性能参数值]	目标信息[位置/km,性能参数值, 意图代价]
$U_1[(13,69,0.40),0.9], U_2[(35,66,0.27),0.7],$ $U_3[(65,168,0.40),0.8], U_4[(80,50,0.33),0.7],$ $U_5[(88,134,0.20),0.8], U_6[(101,189,0.40),0.7],$ $U_7[(112,11,0.26),0.9], U_8[(150,110,0.38),0.6],$ $U_9[(190,150,0.45),0.7], U_{10}[(190,97,0.45),0.8]$	$T_1[(19,93,0.42),0.7,0.5], T_2[(36,54,0.20),0.7,0.6],$ $T_3[(62,178,0.60),0.6,0.4], T_4[(80,140,0.17),0.7,0.1],$ $T_5[(87,45,0.26),0.7,0.9], T_6[(98,174,0.19),0.5,0.5],$ $T_7[(127,29,0.27),0.6,0.1] T_8[(150,125,0.35),0.7,0.5],$ $T_9[(179,55,0.40),0.4,0.1], T_{10}[(190,173,0.28),0.5,0.4]$

表 8 场景 3 多无人机协同多目标任务分配结果

Tab. 8 Multi-UAV cooperative multiple targets task assignment results of scene 3

无人机序列	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5	U_6	U_7	U_8	U_9	U_{10}
目标分配结果	T_1	T_2	T_3	T_5	T_4	T_6	T_7	T_8	T_{10}	T_9

别求解场景 3 多无人机协同多目标任务分配结果,进行 50 次仿真,统计每种算法运行时间,结果如表 9 所示。

表 9 不同算法性能比较

Tab. 9 Performance comparison of different algorithms

算法	最短时间/s	平均时间/s
PSO	0.441	0.505
ACO	0.459	0.608
WPS	0.316	0.497
MS-WPS	0.248	0.386

各个算法的收敛曲线如图 10 所示。

由表 9 和图 10 可知,PSO、ACO、WPS 和 MS-WPS 四种算法均能求出多无人机协同多目标任务分配最优解,MS-WPS 相较于其他算法,在求解速

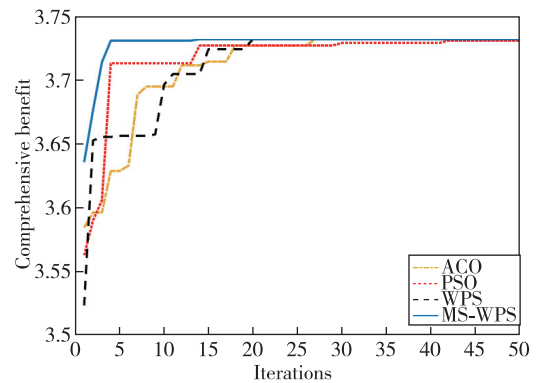


图 10 迭代曲线图

Fig. 10 Iterative graph

度上具有明显优势,通过多策略探狼游走和自适应步长调整,能够以更快速度收敛到最优解。

5 结论

1) 本文对多无人机协同多目标任务分配问题进行了研究,针对传统狼群算法收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,提出了基于多策略狼群算法的多无人机协同多目标任务分配方法。

2) 通过分析狼群的不同分工及搜索属性,本文

建立了基于自主游走机制的头狼产生规则、基于多策略知识库的探狼游走机制和基于自适应步长的猛狼奔袭和围攻方式,使得狼群算法的随机性得到智能化的约束与控制,保证算法的高效性和精确性。

3)由仿真结果可知,本文提出的方法在多无人机协同多目标任务分配问题中是可行有效的。

参考文献

- [1] 许晓伟, 赖际舟, 吕品, 等. 多无人机协同导航技术研究现状及进展[J]. 导航定位与授时, 2017, 4(4): 1-9.
Xu Xiaowei, Lai Jizhou, Lyu P, et al. A literature review on the research status and progress of cooperative navigation technology for multiple UAVs[J]. Navigation Positioning and Timing, 2017, 4(4): 1-9(in Chinese).
- [2] 孙智孝, 杨晟琦, 朴海音, 等. 未来智能空战发展综述[J]. 航空学报, 2021, 42(8): 35-49.
Sun Zhixiao, Yang Shengqi, Piao Haiyin, et al. A survey of air combat artificial intelligence[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(8): 35-49(in Chinese).
- [3] Zhou T L, Chen M, Zou J. Reinforcement learning based data fusion method for multi-sensors [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2020, 7(6): 1489-1497.
- [4] Poudel S, Moh S. Task assignment algorithms for unmanned aerial vehicle networks: a comprehensive survey [J]. Vehicular Communications, 2022, 35: 100469.
- [5] Wang W, Liu X, Wang J, et al. Method of area anti-aircraft weapon target assignment for the warship formation under informationized conditions[J]. System Engineering Theory and Practice, 2015, 35(4): 1011-1018.
- [6] 杨霄, 李晓婷, 赵彦东, 等. 基于 DRL 与微分对策的无人机空战决策研究[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(5): 71-75+80.
Yang Xiao, Li Xiaoting, Zhao Yandong, et al. Research on UAV air combat decision making based on DRL and differential games [J]. Fire Control and Command Control, 2021, 46(5): 71-75+80(in Chinese).
- [7] 李迎春, 程建博, 于尧. 基于博弈论的无人机战场攻防策略求解模型[J]. 兵器装备工程学报, 2017, 38(6): 70-72+103.
Li Yingchun, Cheng Jianbo, Yu Yao. Solving model of unmanned aerial vehicle battle strategy based on game theory[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2017, 38(6): 70-72+103(in Chinese).
- [8] 孟光磊, 罗元强, 梁宵, 等. 基于动态贝叶斯网络的空战决策方法[J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39(3): 49-54.
Meng Guanglei, Luo Yuanqiang, Liang Xiao, et al. Air combat decision-making method based on dynamic Bayesian network[J]. Command Control and Simulation, 2017, 39(3): 49-54(in Chinese).
- [9] Piao Y M, Xu W P, Wang T K, et al. Dynamic fall risk assessment framework for construction workers based on dynamic Bayesian network and computer vision[J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2021, 147(12): 583-596.
- [10] 耿文学, 孔繁峨, 马冬前. 基于模糊贝叶斯网络的 UAV 中远距空战战术决策[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(3): 99-103.
Geng Wenxue, Kong Fan'e, Ma Dongqian. Tactical decision-making of UAV for long-range air combat based on fuzzy Bayesian network[J]. Fire Control and Command Control, 2014, 39(3): 99-103(in Chinese).
- [11] Guo W, Li J, Chen G, et al. A PSO-optimized real-time fault-tolerant task allocation algorithm in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2015, 26(12): 3236-3249.
- [12] Tal S, Steven J R, Andrew G S, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(11): 3252-3269.
- [13] 邓可, 连振江, 周德云, 等. 基于改进量子粒子群算法的多无人机任务分配[J]. 指挥控制与仿真, 2018, 40(5): 32-36.
Deng Ke, Lian Zhenjiang, Zhou Deyun, et al. Task allocation of multi-unmanned aerial vehicle based on improved quantum particle swarm optimization [J]. Command Control and Simulation, 2018, 40(5): 32-36(in Chinese).
- [14] Yang C G, Chen J, Tu X Y. A multi-objective evolutionary algorithm of marriage in honey bees optimization based on the local particle swarm optimization [J]. Advanced Materials Research, 2013, 18(7): 330-337.
- [15] Chen Y B, Yang D, Yu J Q. Multi-UAV task assignment with parameter and time-sensitive uncertainties using modified two-part wolf pack search algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6): 2853-2872.
- [16] 周同乐, 陈谋, 朱荣刚, 等. 基于狼群算法的多无人机协同多目标攻防满意决策方法[J]. 指挥与控制学报, 2020, 6(3): 251-256.

- Zhou Tongle, Chen Mou, Zhu Ronggang, et al. Attack-defense satisficing decision-making of multi-UAVs cooperative multiple targets based on WPS algorithm[J]. *Journal of Command and Control*, 2020, 6(3): 251-256(in Chinese).
- [17] Daniela S, Patricia M, Oscar C. A grey wolf optimizer for modular granular neural networks for human recognition[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2017(8): 1-26.
- [18] Menassel R, Nini B, Mekhaznia T. An improved fractal image compression using wolf pack algorithm [J]. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, 2018, 30(3): 429-439.
- [19] Teng Z J, Lv J L, Guo L W. An improved hybrid grey wolf optimization algorithm[J]. *Soft Computing*, 2019, 23(15): 6617-6631.
- [20] Yao P, Wang H L, Ji H X. Multi-UAVs tracking target in urban environment by model predictive control and improved grey wolf optimizer[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2016, 55: 131-143.
- [21] Luna M, Isaac M, Ragab A, et al. Fast multi-UAV path planning for optimal area coverage in aerial sensing applications[J]. *Sensors*, 2022, 22(6): 2297.
- [22] 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 Science*, 2020, 22(2): 456-467.
- [23] 李国亮, 魏振华, 徐蕾. 基于改进搜索策略的狼群算法[J]. *计算机应用*, 2015, 35(6): 1633-1636.
- Li Guoliang, Wei Zhenhua, Xu Lei. Wolf pack algorithm based on modified search strategy[J]. *Journal of Computer Applications*, 2015, 35(6): 1633-1636 (in Chinese).
- [24] 惠晓滨, 郭庆, 吴娉娉, 等. 一种改进的狼群算法 [J]. *控制与决策*, 2017, 32(7): 1163-1172.
- Hui Xiaobin, Guo Qing, Wu Pinpin, et al. An improved wolf pack algorithm[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(7): 1163-1172(in Chinese).
- [25] 郭立婷. 基于自适应和变游走方向的改进狼群算法 [J]. *浙江大学学报(理学版)*, 2018, 45(3): 284-293.
- Guo Liting. Improved wolf pack algorithm based on adaptive step length and adjustable scouting direction[J]. *Journal of Zhejiang University (Science Edition)*, 2018, 45(3): 284-293(in Chinese).
- [26] 吴虎胜, 张凤鸣, 李浩, 等. 求解 TSP 问题的离散狼群算法[J]. *控制与决策*, 2015, 30(10): 1861-1867.
- Wu Husheng, Zhang Fengming, Li Hao, et al. Discrete wolf pack algorithm for traveling salesman problem[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(10): 1861-1867(in Chinese).
- [27] 董亚科, 杜军, 李博, 等. 多选择背包问题离散狼群算法研究[J]. *传感器与微系统*, 2015, 34(6): 21-23.
- Dong Yake, Du Jun, Li Bo, et al. Research on discrete wolf pack algorithm of multiple choice knapsack problem[J]. *Transducer and Microsystem Technology*, 2015, 34(6): 21-23(in Chinese).

(编辑:李瑾)