

区域覆盖的多机协同探测任务分配策略

向庭立, 王红军, 史英春

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037)

摘要 为满足战场环境下对兴趣区域进行覆盖探测的任务需求,提出了一种基于区域覆盖的多无人机协同探测任务分配策略。首先通过最小圆覆盖法确定无人机在兴趣区域中的目标航迹点,其次进行多机协同任务规划,在目标分配模型的基础上进一步建立时间分配模型,然后利用改进灰狼算法对任务分配模型进行求解,最终实现资源优化分配决策方案的获取。仿真结果表明,所提算法相比其他算法具有更快的收敛速度,能够更加有效地解决区域覆盖探测资源优化分配问题。

关键词 无人机;协同;兴趣区域;灰狼算法

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.06.006

中图分类号 V279;TP393 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)06-0033-06

A Multi-UAV Cooperative Detection Task Allocation Strategy Based on Area Coverage

XIANG Tingli, WANG Hongjun, SHI Yingchun

(College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: In order to meet the task requirements of coverage detection of interest areas in the battlefield environment, this paper proposes a multi-UAV cooperative detection task allocation strategy based on regional coverage. Firstly, the target track point of the UAV in the region of interest is determined by the minimum circle coverage method. Secondly, the multi-UAV collaborative task planning is carried out, and a time allocation model is further established based on the target allocation model, and then the improved gray wolf algorithm is used to solve the task assignment model, and finally the resource optimization allocation decision scheme is obtained. The simulation results show that the proposed algorithm is good at convergence speed compared with other algorithms, and is advantageous to the solution of optimal allocation of regional coverage detection resources.

Key words: unmanned aerial vehicle; collaboration; area of interest; grey wolf algorithm

随着智能自主控制和无线传感技术的深度整合,多无人机协同控制在任务并行性和鲁棒性等各方面能力得到飞速发展,成为现代化战场越来越重要的作战样式,并广泛应用于安全巡逻、目标搜索、

区域探测等各个领域^[1-4]。任务分配作为多机协同控制的核心关键技术,是提高作战指挥效能和任务执行效率的重要途径,也因此成为该领域的研究热点之一^[5-7]。

收稿日期: 2019-07-02

基金项目: 国家自然科学基金(61273302)

作者简介: 向庭立(1994—),男,四川绵阳人,硕士生,主要从事无人机智能控制和无线传感器网络研究。E-mail: tingli_xiang@163.com

引用格式: 向庭立,王红军,史英春.区域覆盖的多机协同探测任务分配策略[J].空军工程大学学报(自然科学版),2019,20(6):33-38.
XIANG Tingli,WANG Hongjun,SHI Yingchun.A Multi-UAV Cooperative Detection Task Allocation Strategy Based on Area Coverage[J].
Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition),2019,20(6):33-38.

当前针对多机协同任务分配的研究可概括为任务分配模型建立^[8]和模型求解算法^[9]两个方面。模型建立方面,往往根据特定问题进行有针对性的建模,但是对约束条件的考虑往往不够充分^[10]。模型求解方面,目前可用的方法主要有协商法、数学规划法和智能优化算法等^[11-13]。Alidaee B等^[14]采用基于协商的分布式算法进行多机协同任务分配,该算法具有较好的扩展性,但是注重强调冲突消解而忽略了实际的任务代价。Kim M H等^[15]将任务分配问题分解为多旅行商问题(MTSP)和动态网络流优化问题(DNFO)进行求解,一定程度上降低了问题求解的复杂度,但是分配结果的可信度也随之下降。Edison E等^[16]采用交叉熵和分支定界法实现了低维度情况下最优决策的获取,但是算法的计算复杂度较高。文献[17]将任务分配问题简化为含邻域Dubins旅行商问题,利用基于局部搜索策略的进化算法进行求解,一定程度上降低了计算的复杂度,但是没有考虑不同任务目标价值的差异性。Thi H A L等^[18]提出了一种基于随机搜索解空间的遗传算法(Genetic Algorithm, GA),该算法能够在小规模问题上获取任务分配决策方案,但是存在陷入早熟停滞,收敛到局部最优解的可能,算法的时效性也有待提高。以上研究在各自领域均取得了相关进展,但只考虑了任务目标和无人机之间对应的分配关系。对实际战场环境下高敏感、高价值、多变化的兴趣区域,通常需要对其进行持续的覆盖探测,因此应当在任务分配建模过程中引入区域覆盖的相关概念。

1 多机协同探测任务分配建模

由于区域覆盖探测要求无人机能够对兴趣区域进行持续的监测和感知,而实际作战中无人机受飞行续航时间和所携带任务载荷等资源限制,通常无法对所有兴趣区域进行全方位和全过程的持续探测,因此,为了利用有限的资源探测到更多的有用信息,需要根据不同区域探测价值的差异性进行合理有效的任务规划,从而使得区域覆盖探测任务的总收益最大化。为了实现上述目的,本文首先将基于区域覆盖的多机协同探测划分为2个阶段进行任务分配建模,然后提出了一种改进的灰狼算法对模型进行求解。

如图1所示,本文首先对区域多边形的最小覆盖圆进行求解,目的是从兴趣区域中选取一个合适的目标航迹点使得无人机到达该区域后能够较好地展开既定任务;其次进行多机协同任务分配,建立区域覆盖探测目标分配模型和时间分配模型;然后通

过改进的灰狼优化算法对建立的任务分配模型进行求解,最终实现区域覆盖探测任务最优资源分配决策方案的获取。

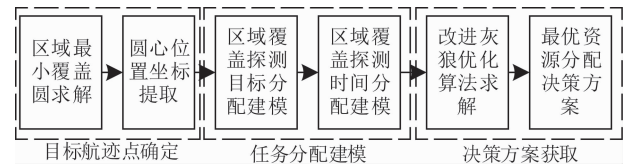


图1 区域覆盖探测算法架构

1.1 模型假设

本文以二维战场环境为模型,对多无人机协同区域覆盖探测问题展开研究。不失一般性,首先对本文建立的战场模型做出如下相关假设:

1)假设经过先遣侦察确定战场目标区域中存在若干个兴趣区域,无人机对其进行覆盖探测后能够获取相应的信息收益。对于执行任务的任意无人机 $U_i \in U, U = \{U_1, U_2, \dots, U_N\}$, 其属性包括自身编号、地理位置坐标、价值系数、最大任务载荷数以及探测性能指数等。

2)假设经过先遣侦察已经得到兴趣区域的基本属性。对于任意兴趣区域 $T_j \in T, T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$, 其属性包括自身编号、地理位置坐标、价值系数、区域覆盖面积以及对无人机的打击威胁概率等。

3)假设所有无人机均具备定位功能,其自身位置坐标可通过嵌入式GPS系统、北斗导航模块或其他定位算法精确获得,算法中无人机 $U_i = (x_i, y_i)$ 和目标位置点 $T_j = (x_j, y_j)$ 之间采用欧式距离表示:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

1.2 目标航迹点确定

基于上述假设可知,确定目标航迹点位置坐标的关键在于从目标区域中寻找一个合适的位置点,使得无人机到达该区域后能够通过扫描线或内螺旋等遍历搜索方式较好地展开区域覆盖探测任务^[19]。对于不规则的多边形区域,其最小覆盖圆的圆心可较好地满足上述要求,是不规则区域中较为理想的匹配位置。因此,本文首先通过对不规则区域多边形的最小覆盖圆进行求解,然后提取其圆心处位置坐标作为该兴趣区域的地理位置坐标,即无人机在该兴趣区域的目标航迹点,具体流程如图2所示。

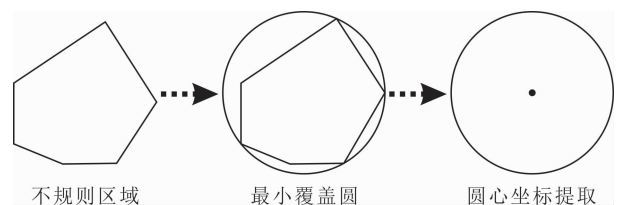


图2 目标航迹点确定方法

1.3 区域覆盖探测目标分配模型

如前所述,本文研究的多机协同探测任务规划主要分为两个阶段,分别为区域覆盖探测目标分配和时间分配。在可利用资源有限的情况下,综合考虑无人机在执行区域覆盖探测任务过程中产生的任务收益、任务代价、资源损耗等各项指标以及受到的约束条件,本文建立了如下的区域覆盖探测目标分配模型和时间分配模型。

区域覆盖探测目标分配以获取最大作战效能为目标,决定无人机执行协同探测任务的对象,其评价指标主要包括任务收益和任务代价。其中,任务收益指无人机成功完成指定兴趣区域的覆盖探测任务后获取的目标价值和信息收益。为了便于算法后续进行统一度量 and 计算,本文通过线性尺度变换法将区域覆盖探测目标分配任务收益规范化为:

$$G_{ij}^1 = \frac{\sigma_{ij} V_{T_j}}{\max_{j \in M} V_{T_j}} \quad (2)$$

式中: σ_{ij} 为无人机 U_i 成功完成指定兴趣区域 T_j 覆盖探测任务的概率; V_{T_j} 为兴趣区域 T_j 的探测价值。

任务代价包括无人机在任务执行过程中可能遭受打击产生的威胁代价以及飞行途中产生的资源损耗代价。其中,威胁代价主要受任务目标对无人机的打击威胁概率影响,规范化无人机受到的威胁代价可表示为:

$$G_{ij}^2 = \frac{\left[1 - \prod_{i=1}^N (1 - x_{ij} d_{ij})\right] V_{U_i}}{\max_{j \in M} V_{U_i}} \quad (3)$$

式中: d_{ij} 为兴趣区域 T_j 对无人机 U_i 的打击威胁概率; x_{ij} 为决策变量,当兴趣区域 T_j 分配到无人机 U_i 执行任务时, $x_{ij}=1$,反之 $x_{ij}=0$; V_{U_i} 表示无人机 U_i 自身的价值。

资源损耗代价主要受无人机飞行距离的长短影响,假设每架无人机单位距离内产生相同的资源损耗,则理想状态下资源损耗代价由无人机和目标航迹点之间的距离决定。无人机对近距离兴趣区域执行任务时产生的资源损耗代价更小,分配到该区域的概率也相应更大,因此规范化无人机产生的资源损耗代价表示如下:

$$G_{ij}^3 = \frac{h_{ij}}{h_{\max}} \quad (4)$$

式中: h_{ij} 为无人机 U_i 和兴趣区域 T_j 目标航迹点间的欧氏距离; h_{\max} 为所有无人机中相对兴趣区域 T_j 的最大欧氏距离。

假定所有无人机飞行速度恒定,则区域覆盖探测目标分配模型的约束条件可表示如下:

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

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} \leq U_{\max}, \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

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

式(5)表示每个兴趣区域的覆盖探测任务仅由1架无人机执行;式(6)表示每架无人机所能执行目标任务的总数量不超过其所携带的最大任务载荷数;式(7)表示所有无人机执行目标任务的总数量等于总目标任务数量。

在满足各项约束条件的情况下,无人机执行区域覆盖探测任务时产生的任务代价应当尽可能小,同时使得获取的任务收益尽可能大。引入线性加权思想构造目标分配总任务代价函数,则区域覆盖探测目标分配可表示为如下的代价函数最小化问题:

$$\begin{aligned} \min f &= \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} (\omega_2 G_{ij}^2 + \omega_3 G_{ij}^3 - \omega_1 G_{ij}^1) \\ \text{s. t. } &\sum_{i=1}^N x_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, M \\ &\sum_{j=1}^M x_{ij} \leq U_{\max}, \forall i = 1, 2, \dots, N \\ &\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M x_{ij} = M \end{aligned} \quad (8)$$

式中: ω 为决策权值,满足 $\sum_{i=1}^3 \omega_i = 1$,用来衡量各项指标对决策结果的重要程度。

1.4 区域覆盖探测时间分配模型

区域覆盖探测时间分配决定无人机对其执行覆盖探测任务目标的相应时间,此时探测收益主要受无人机携带任务载荷(机载探测传感器)工作性能及覆盖探测的持续时间影响。持续探测时间越长,无人机对该区域的覆盖探测收益相应越大。基于此,建立无人机区域覆盖探测收益函数如下:

$$R_k(t) = 1 - (1 - R_{k0}) e^{-\lambda_k t} \quad (9)$$

式中: $R_{k0} \in (0, 1)$ 为无人机对兴趣区域 T_k 具备的初始信息量, λ_k 为机载探测传感器对兴趣区域 T_k 的探测性能指数。覆盖探测收益随着持续探测时间的增加而逐渐增大,当其达到1时,视为无人机完成对该兴趣区域全部有效信息的探测,即区域覆盖探测收益函数最大值为1。

机载传感器的探测性能指数主要由传感器单位时间内的覆盖探测范围以及被探测兴趣区域的覆盖面积决定,可表示为:

$$\lambda_k = \frac{vl}{s_k} \quad (10)$$

式中: v 为无人机的飞行速度; l 为机载探测传感器的覆盖扫描宽度; s_k 为被探测兴趣区域 T_k 的覆盖

面积。代入式(9)得:

$$R_k(t) = 1 - (1 - R_{k0}) \exp(-\frac{vl}{s_k} t_k) \quad (11)$$

为了保证无人机在每次覆盖探测任务中均能获得有效信息,对不同兴趣区域应当存在相应的最小信息收益约束。同时,无人机执行任务的总飞行时间不得超过其最大飞行续航时间,则区域覆盖探测时间分配模型的约束条件可表示如下:

$$[1 - (1 - R_{k0}) e^{-\lambda_k t_k}] c_k \geq R_{k \min} \quad (12)$$

$$\sum_{k=1}^K t_k \leq t_{\max} \quad (13)$$

综上所述,规定无人机在区域覆盖探测任务开始前对每个兴趣区域具备的初始信息量为0,在满足前述各项约束条件的前提下,区域覆盖探测时间分配可表示为如下的收益函数最大化问题:

$$\begin{aligned} \max R &= \sum_{i=1}^N c_k \left[1 - \exp(-\frac{vl}{s_k} t_k) \right] \\ \text{s. t.} \quad &\sum_{k=1}^K t_k \leq t_{\max} \\ &R_k(t) \geq R_{k \min} \end{aligned} \quad (14)$$

2 算法实现

2.1 标准灰狼算法理论框架

灰狼优化算法是 Mirjalili 等人于 2015 年提出的一种新型群体智能算法,具有结构简单、易于实现、求解效率高等特点,大量实验证明其性能优于差分进化和粒子群等其他经典优化算法^[20]。算法受灰狼领导层级划分和狩猎机制启发,在寻优过程中建立了一个包含灰狼领导层级建立、猎物包围以及猎物定位的狩猎模型,其描述如下:

1) 建立领导层级。狼群中每个灰狼个体被视为一个潜在解,并根据适应度值优劣将所有灰狼个体分为 4 种类型。其中, α 狼、 β 狼、 δ 狼分别代表当前的最优解、次优解和优解,其余解均标记为 ω 狼。狩猎过程中低等级的狼必须服从等级更高的狼,即 ω 狼在 α 狼、 β 狼、 δ 狼的领导下实现灰狼个体位置的更新从而逐渐逼近全局最优解。

2) 包围猎物。灰狼个体在狩猎过程中会逐渐逼近并包围猎物,通过下式确定与猎物之间的距离,同时对灰狼个体位置进行更新:

$$D = |CX_p(t) - X(t)| \quad (15)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - AD \quad (16)$$

式中: t 为迭代次数; X_p 为猎物位置; X 为灰狼个体位置; C 为摇摆参数; A 为收敛系数。

$$A = 2ar_1 - a \quad (17)$$

$$C = 2r_2 \quad (18)$$

$$a = 2 - 2(t/t_{\max}) \quad (19)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数; a 为 $[0, 2]$ 区间内的控制参数,随迭代次数增加呈线性递减。通过式(19)可以看到, A 为 $[-a, a]$ 区间内的随机数,当 $|A| < 1$ 时,灰狼个体下一时刻位置位于当前位置和猎物位置之间,否则灰狼个体远离当前猎物进行狩猎。当所有灰狼个体位置更新完成,即狼群对猎物进行了一次包围行为。

3) 猎物定位。狩猎过程中,灰狼个体无法确定解空间中最佳猎物的精确位置,由于 α 狼、 β 狼、 δ 狼通常能够较好地识别猎物潜在位置,因此在迭代过程中可以根据 α 狼、 β 狼、 δ 狼的位置对猎物进行定位,同时对灰狼个体位置进行更新:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 X_\alpha(t) - X(t)| \\ D_\beta = |C_2 X_\beta(t) - X(t)| \\ D_\delta = |C_3 X_\delta(t) - X(t)| \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{cases} X_1(t+1) = X_\alpha(t) - A_1 D_\alpha \\ X_2(t+1) = X_\beta(t) - A_2 D_\beta \\ X_3(t+1) = X_\delta(t) - A_3 D_\delta \end{cases} \quad (21)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1(t+1) + X_2(t+1) + X_3(t+1)}{3} \quad (22)$$

式中: X_α 、 X_β 、 X_δ 分别为当前 α 狼、 β 狼、 δ 狼的位置向量; D_α 、 D_β 、 D_δ 分别为灰狼个体与 α 狼、 β 狼、 δ 狼间的距离,表示更新后灰狼的位置。

2.2 改进灰狼优化算法

2.2.1 差分进化变异

针对标准灰狼算法后期收敛速度慢缺陷,本文在狼群位置更新阶段引入差分进化变异操作,通过加强灰狼个体间信息交流以增加种群多样性,实现算法整体收敛速度的提升,具体改进步骤如下:

首先在第 t 次迭代时随机选择种群中 3 个不同位置的灰狼个体,然后任选其中 2 个进行位置求差和差分缩放,最后与剩下的灰狼个体进行合成,得到新的灰狼个体位置如下:

$$X_k(t+1) = X_{r_1}(t) + F[X_{r_2}(t) - X_{r_3}(t)] \quad (23)$$

式中: F 为 $[0, 1]$ 区间内的差分缩放因子,用来控制差分进化变异的幅度。通过式(23)可以看到,经过差分进化变异操作后,新产生的灰狼个体既保留了原来个体的部分信息,也产生了新的变异,既促进了种群间灰狼个体的竞争与合作,也加快了算法整体的收敛速度。

2.2.2 控制参数非线性调整

标准灰狼算法利用控制参数 α 的自适应值对全

局探测能力和局部开采能力进行平衡,但采取的线性递减方式无法较好地反映实际工程问题中的非线性优化过程。为进一步平衡算法的全局探测能力和局部开采能力,增加算法跳出局部最优解的可能,本文对控制参数 a 进行非线性调整,具体如下:

$$a = 2 - 2\sin^2(\pi t / 2t_{\max}) \quad (24)$$

在改进后的控制参数函数曲线中,迭代初期 a 衰减的幅度低于原算法,使得 a 值相比线性递减时更大,提高了算法此时的全局搜索能力;迭代后期 a 衰减的幅度高于原算法,使得 a 值相比线性递减时更小,增强了算法此时的局部开采能力。因此,改进后的控制参数能够更加有效地平衡算法的全局探测和局部开采能力,进一步提升算法的搜索效率。

2.3 改进灰狼算法步骤

步骤 1 目标分配模型求解。

1)编码方式选取,为了建立目标分配解空间到实际空间的映射,本文采用基于实数向量的编码方式,相比二进制编码方式,该方式具有更小的空间搜索复杂度和更快的搜索速度。其中,灰狼个体的维数与任务目标的数量相等,其整数部分表示执行任务的无人机编号,小数部分表示执行任务的编号,任务执行顺序以升序排列。

2)种群初始化,设置初始种群规模、最大迭代次数等相关参数。

3)按照 1)中选取的编码方式对初始种群进行编码并计算每个灰狼个体的适应度值。

4)灰狼个体位置更新。根据式(20)~(22)迭代更新灰狼个体位置,比较新旧灰狼个体位置的适应度值并择优保留到下一代。

5)差分进化操作。根据式(23)对更新后的灰狼个体位置进行差分进化变异,再次比较新旧灰狼个体位置的适应度值并择优保留到下一代。

6)终止条件判定。判断算法是否达到最大迭代次数或灰狼个体位置是否不再变化,若是,则判定迭代结束并输出此时目标分配结果,否则返回 4)。

步骤 2 时间分配模型求解。

1)根据步骤 1 得到的目标分配结果计算无人机的总航程和总飞行时间以及剩余可用于覆盖探测任务的总时间。

2)种群初始化并计算每个灰狼个体的适应度值。

3)根据式(20)~(22)迭代更新灰狼个体位置,比较新旧灰狼个体位置的适应度值并择优保留。

4)根据式(23)对更新后的灰狼个体位置进行差分进化变异,再次比较新旧灰狼个体位置的适应度值并择优保留。

5)判断算法是否满足终止条件,若是,则迭代结束并输出此时时间分配结果,否则返回 3)。

3 仿真实验分析

仿真实验场景:假设目标区域内 3 架无人机对 7 个兴趣区域执行覆盖探测任务,无人机之间保持组网工作连通性,飞行速度为 200 km/h,续航时间为 8 h,机载探测传感器覆盖扫描宽度为 0.2 km,其他属性参数如表 1 所示。在不影响仿真性能的前提下,假设经过先遣侦察和预处理工作,已得到兴趣区域的基本属性参数,见表 2。

表 1 无人机属性参数

编号	地理位置/km	价值	载荷	探测性能指数
1	(135,45)	0.60	2	0.54
2	(150,60)	0.72	3	0.63
3	(165,45)	0.48	2	0.72

表 2 兴趣区域属性参数

编号	地理位置/km	价值	覆盖面积/km ²	威胁概率
1	(60,225)	0.90	90	0.68
2	(90,195)	0.36	80	0.48
3	(150,165)	0.18	85	0.40
4	(150,240)	0.36	50	0.56
5	(210,180)	0.18	65	0.44
6	(210,234)	0.45	45	0.60
7	(270,225)	0.27	70	0.64

3.1 仿真实验 1

为验证所提算法在区域覆盖探测任务分配中的有效性,利用本文提出的改进灰狼优化算法对任务分配模型进行求解,算法参数设置初始种群个数 50,最大迭代次数 300。经过 100 次独立仿真实验,得到区域覆盖探测任务分配决策方案,见表 3。

表 3 任务分配结果

无人机	兴趣区域	探测时间/h	探测收益
1	2	3.640 6	0.301 7
	6	2.946 2	0.417 2
	4	2.153 3	0.295 7
2	3	1.071 8	0.071 3
	5	3.690 7	0.161 4
3	1	4.261 1	0.764 6
	7	1.647 0	0.164 7

表 3 给出了本文所提算法得出的任务分配结果。其中,无人机 1 依次对兴趣区域 2 和 6 执行覆盖探测任务,去除飞行途中用时后分配到各兴趣区域的覆盖探测时间分别为 3.640 6 h 和 2.946 2 h,得到的相应任务收益分别为 0.301 7 和 0.417 2,所

得结果均满足前述所有约束条件。由此可见,本文提出的改进灰狼算法能够有效实现区域覆盖探测任务分配模型的求解。

3.2 仿真实验 2

为进一步验证本文所提算法的性能,在相同实验环境下将文献[18]中的遗传算法、标准灰狼算法以及本文提出的改进灰狼算法进行对比分析,实验参数设置与实 1 保持不变,3 种算法分别独立运行 100 次后,得到仿真实验结果,见表 4。

表 4 算法性能对比结果

性能指标	GA	GWO	本文算法
代价函数最优值	2.465 2	2.465 2	2.465 2
代价函数平均值	2.541 4	2.503 1	2.486 7
平均迭代次数	81	110	79
平均每次迭代耗时/s	11.59	9.28	7.63

表 4 给出了不同算法在相同实验环境下各项性能指标的平均值,图 3 进一步对比了算法的收敛性能,对比表 4 和图 3 中结果可知,随着迭代的进行,任务代价函数明显下降,3 种算法均能得到全局最优解,其中本文算法仅需迭代 75 次左右,与 GWO 算法迭代 108 次相比收敛速度提升明显,而 GA 算法虽然与本文算法收敛速度相当,但本文算法的收敛精度明显更高。

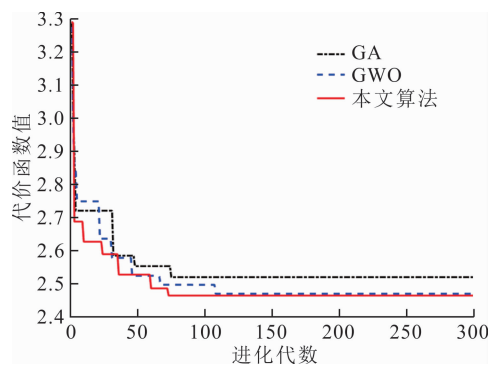


图 3 算法收敛性能对比

4 结语

针对区域覆盖协同探测任务场景,论文从多无人机协同任务规划入手,建立了任务目标和时间分配模型,并提出了一种改进的灰狼算法对区域覆盖探测资源优化分配问题进行求解。最后,通过仿真实验验证了论文所研究算法的有效性,并且具有更快的收敛速度和更高的求解效率,能够有效应用于区域覆盖探测感知研究领域,具备一定的研究价值和应用前景。

参考文献 (References):

[1] YANG Q, YOO S J. Optimal UAV Path Planning;

Sensing Data Acquisition Over IoT Sensor Networks Using Multi-Objective Bio-inspired Algorithms [J]. IEEE Access, 2018, 6:13671-13684.

- [2] HAYAT S, YANMAZ E, MUZAFFAR R. Survey on Unmanned Aerial Vehicle Networks for Civil Applications: A Communications Viewpoint[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(4):2624-2661.
- [3] SCHWAGER M, VITUS M P, POWERS S, et al. Robust Adaptive Coverage Control for Robotic Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2017, 4(3):462-476.
- [4] LIN Y C, SARIPALLI S. Sampling-Based Path Planning for UAV Collision Avoidance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(11): 3179-3192.
- [5] MOTLAGH N H, BAGAA M, TALEB T. Energy and Delay Aware Task Assignment Mechanism for UAV-Based IoT Platform [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019:1-1.
- [6] 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.
- [7] ZHOU Z Y, FENG J H, GU B, et al. When Mobile Crowd Sensing Meets UAV: Energy-Efficient Task Assignment and Route Planning[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(11):5526-5538.
- [8] HU X X, MAU H W, YE Q S, et al. Hierarchical Method of Task Assignment for Multiple Cooperating UAV Teams[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 1000-1009.
- [9] RAMIREZ-ATENCIA C, R-MORENO M D, CAMACHO D. Handling Swarm of UAVs Based on Evolutionary Multi-Objective Optimization[J]. Progress in Artificial Intelligence, 2017, 6(3):263-274.
- [10] SHIMA T, RASMUSSEN S, GROSS D. Assigning Micro UAVs to Task Tours in an Urban Terrain[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4):601-612.
- [11] NAGARAJAN R, SOLAIRAJU A. Computing Improved Fuzzy Optimal Hungarian Assignment Problems with Fuzzy Costs Under Robust Ranking Techniques[J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 25(4):6-13.
- [12] ZHAO Z Y, LU G S. Receding Horizon Control for Cooperative Search of Multi - UAVs Based on Differential Evolution[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2012, 5(1):145-158.

(下转第 71 页)