

## 多基地多无人机航迹避障任务规划

刘 畅<sup>1a,1b</sup>, 谢文俊<sup>1a</sup>, 张 鹏<sup>1a</sup>, 郭 庆<sup>1a</sup>, 高 超<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学 a. 装备管理与无人机工程学院; b. 研究生院, 西安 710051; 2. 中国卫星海上测控部, 江苏 江阴 214431)

**摘 要:** 在多目标群多基地多无人机协同任务规划环境中, 可能存在多个突发威胁。针对该问题, 提出一种周期性快速搜索遗传算法(PFSGA)与人工势场法(APF)的联合算法。以侦察任务为背景, 将共同分配策略引入任务规划过程中, 构建多基地多无人机协同任务规划模型, 利用 PFSGA 算法进行初步的任务规划。在此基础上, 考虑基地与目标群之间的突发威胁, 应用 APF 进行航迹避障。仿真结果表明, 该算法具有良好的避障功能, 与遗传算法和 APF 的联合算法相比, PFSGA-APF 联合算法可避免陷入局部最优且易于求得最优解。

**关键词:** 任务规划; 周期性快速搜索遗传算法; 无人机; 人工势场; 避障

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 刘畅, 谢文俊, 张鹏, 等. 多基地多无人机航迹避障任务规划[J]. 计算机工程, 2019, 45(11): 275-280.

英文引用格式: LIU Chang, XIE Wenjun, ZHANG Peng, et al. Mission planning for multi-base multi-UAV obstacle avoidance[J]. Computer Engineering, 2019, 45(11): 275-280.

## Mission Planning for Multi-base Multi-UAV Obstacle Avoidance

LIU Chang<sup>1a,1b</sup>, XIE Wenjun<sup>1a</sup>, ZHANG Peng<sup>1a</sup>, GUO Qing<sup>1a</sup>, GAO Chao<sup>2</sup>

(1a. College of Equipment Management and UAV Engineering; 1b. Graduate School,  
Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. China Satellite Maritime TT&C Department, Jiangyin, Jiangsu 214431, China)

**【Abstract】** There may be multiple sudden threats in multi-target group, multi-base and multi-UAV collaborative mission planning environment. To address this problem, a joint algorithm of Periodic Fast Search Genetic Algorithm (PFSGA) and Artificial Potential Field (APF) method is proposed. Taking the reconnaissance mission as the background, the common assignment strategy is introduced into the mission planning, the multi-base multi-UAV cooperative mission planning model is constructed, and the PFSGA algorithm is used for initial mission planning. On this basis, sudden threats between bases and target groups are considered, and the APF method is used to avoid obstacles. Simulation results show that the proposed algorithm has good obstacle avoidance performance, and compared with joint algorithm of genetic algorithm and APF, the joint algorithm of PFSGA-APF can avoid falling into the local optimum and obtain the optimal solution easily.

**【Key words】** mission planning; Periodic Fast Search Genetic Algorithm (PFSGA); Unmanned Aerial Vehicle (UAV); Artificial Potential Field (APF); obstacle avoidance

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0052945

### 0 概述

任务规划作为确保无人机飞行安全和提高无人机自主飞行能力的关键技术, 无论是在军事领域还是在民用领域都受到研究人员的青睐<sup>[1]</sup>。无人机任务规划的目的是找出一条满足某种性能指标, 从基地到目标位置的最佳飞行航线<sup>[2-4]</sup>, 并在众多约束

条件下完成各项任务。任务分配<sup>[5-6]</sup>和航迹规划<sup>[7-8]</sup>是任务规划过程中的核心问题, 遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 作为群智能算法的典型代表, 已广泛应用于无人机任务规划中, 文献[9]方法在求解过程中, 由于其搜索的随机性, 会产生较多劣质搜索结果, 导致求解效率和精度较低, 文献[10]对编码机制进行改进, 但其本质上并未改变

基金项目: 航空科学基金(20165596025)。

作者简介: 刘 畅(1995—), 男, 硕士研究生, 主研方向为无人智能作战控制与任务规划、人机交互; 谢文俊, 教授; 张 鹏, 副教授; 郭 庆, 讲师; 高 超, 助理工程师。

收稿日期: 2018-10-22 修回日期: 2018-11-22 E-mail: 870006812@qq.com

算法的选择、交叉和变异机制,人工势场法(Artificial Potential Field,APF)<sup>[11-12]</sup>具有规划速度快的特点,其在面对突发威胁时,能够保证无人机航迹的安全性。在使用 APF 单独进行任务规划时,无人机飞到某一位置会出现引力势能和斥力势能相同的情况,导致算法停滞,无人机无法抵达目标位置。这是由于在算法的执行过程中,没有用代价函数对航迹的优劣进行衡量,因此无法保证规划出的航迹是最优的。针对上述文献中 GA 搜索指向性不强的缺陷,周期性快速搜索遗传算法(Periodic Fast Search Genetic Algorithm,PFSGA)通过引入最优搜索算子快速搜索种群,其目的是在保证种群适应值不减小的前提下提高搜索速度。

本文针对多目标群、多基地、多无人机协同任务规划环境中可能存在多个突发威胁的问题,提出一种 PFSGA-APF 联合算法,同时考虑任务分配和航迹规划,在不计突发威胁代价的情况下,运用 PFSGA 进行初步的任务规划,考虑突发威胁的分布情况,利用 APF 进行航迹避障,对初始规划的参考航迹进行修正,使得从多个基地出发的无人机成功规避相应的威胁以完成侦察任务。

## 1 问题描述

某无人机作战部队有 4 个无人机基地且每个基地均装备 2 架 R 系列无人机。该部队主要遂行侦察任务,即完成 10 个目标群的侦察,每个目标群包含数量不等的地面目标。

为了将问题进行简化,本文作如下假设:

- 1) 每架无人机都在固定的巡航高度飞行,保证无人机之间没有冲突。
- 2) 所有目标的优先级相同,即没有执行次序的差别。
- 3) 无人机经过目标,任务即完成。

基于以上假设,可以把无人机任务规划问题简化为二维平面上的旅行商问题(Traveling Salesman Problem,TSP)进行求解,即无人机在侦察时需遍历各目标群间和群内的节点。各目标群中心位置、无人机基地和突发威胁位置坐标如图 1 所示。

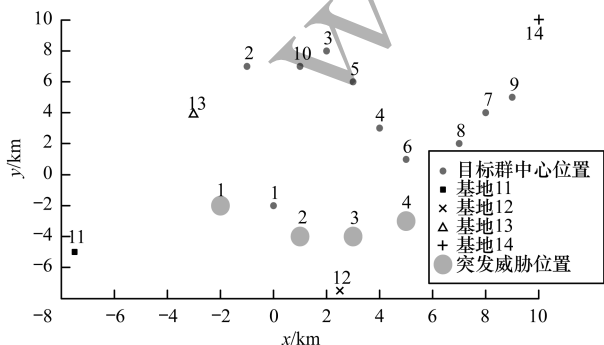


图 1 目标群中心位置、基地和突发威胁位置示意图

## 2 多基地多无人机任务规划模型

### 2.1 各目标群内的任务规划模型

TSP 问题描述的是某旅行者由起点出发,在遍历各需求点之后,再回到起点的最低代价<sup>[13]</sup>。本文的求解过程需从某点出发遍历所有目标群中的节点,但不需回到原点。这是因为无人机在完成一个目标群的侦察后,会立即前往下一个目标群进行侦察。假设给定图  $G = (V, E, W)$ , 其中,  $V$  为顶点集合,  $V$  中含有的元素个数为各目标群含有的目标数目  $n$ ,  $E$  为边集合,  $W$  为边权函数,则本文 TSP 问题的求解相当于求集合  $\{1, 2, \dots, n\}$  的一个全排列使得式(1)的值最小。

$$\sum_{i=1}^{n-1} w(v(i), v(i+1)) \quad (1)$$

本文采用贪心算法求解 TSP 问题,借助矩阵把问题转化为矩阵中点的求解。首先,构造距离矩阵任意节点到自身节点的距离为无穷大,在第 1 行找到最小项  $a[1][j]$ ,从而跳至第  $j$  行,找到第  $j$  行的最小值  $a[j][k]$ ,再跳到第  $k$  行进行查找,以此类推。然后构造各行、各列的允许数组,即  $row[n] = \{1, 1, \dots, 1\}$ ,  $column[n] = \{0, 1, \dots, 1\}$ 。其中:1 表示允许访问,即该节点未被访问;0 表示不允许访问,即该节点已被访问。如果该行或该列不允许访问,则跳过该节点访问下一节点。

由于已有 TSP 问题的求解算法不能在多项式时间内得到最优解,其已被证明是一个典型的 NP-hard 问题<sup>[14]</sup>,因此无需证明其贪心选择性质,只要求找到近似解并在多项式时间内结束。由于目标群中目标点的个数较少,因此其求解速度较快,并且能够得到最优解,即初步的最佳路线。根据上述算法解出各目标群内部的路线,其耗时情况如表 1 所示。

表 1 各目标群侦察所需的时间

| 目标群序号 | 时间   | 目标群序号 | 时间   |
|-------|------|-------|------|
| 1     | 0.26 | 6     | 0.16 |
| 2     | 0.23 | 7     | 0.03 |
| 3     | 0.05 | 8     | 0.02 |
| 4     | 0.36 | 9     | 0.03 |
| 5     | 0.22 | 10    | 0.03 |

### 2.2 目标群间的任务规划模型

#### 2.2.1 共同分配策略

共同分配将共同分发策略引入到任务规划中,是具有指挥权的大型无人机基地主导的协作型任务分配,即由大型无人机基地统一将任务集中起来,再分配给参与合作的无人机基地,共同协作来完成任任务。共同分配策略具有如下优势:

- 1) 任务由多基地配合完成,可减少一个基地需完成任务的数量,确保所有任务顺利完成。
- 2) 可实现战场态势的共享与快速反馈,更好地适应未来战场的需求。

### 2.2.2 目标函数及数学模型

在侦察过程中,需保证无人机滞留防御方雷达有效探测范围内的总时间最短<sup>[15]</sup>,才能提高无人机的生存概率,即无人机从基地起飞到回到基地的总时间最短。由于R系列无人机全程匀速飞行,时间与路程成正比,因此可令无人机的飞行路径总长度最短。此外,无人机在执行侦察任务时可能处于复杂多变的环境之中,影响航迹优劣的因素较多,因此,除飞行路径代价外,还需考虑威胁代价。因为飞行空间均为非禁行空域,所以目标函数的优化主要包括总路径代价、多基地协调调度合理化代价和威胁代价。

本文假设4个基地向 $N$ 个目标群(编号 $i=1, 2, \dots, N$ )分配R系列无人机,在第 $i$ 个目标群的滞留时间为 $q_i$ ,目标群的中心位置坐标为 $(x_i, y_i)$ ,4个基地的坐标分别为 $(x_{11}, y_{11})$ 、 $(x_{12}, y_{12})$ 、 $(x_{13}, y_{13})$ 、 $(x_{14}, y_{14})$ ,无人机飞行1 km消耗的代价为 $pc_k$ ,每架无人机的固定代价为 $w_k$ 。

#### 1) 所出动无人机的总路径代价

所出动无人机的总路径代价包括无人机的固定代价和变动代价2个部分。假设基地拥有 $K$ 架无人机,记第 $k$ 架无人机的固定代价为 $w_k$  ( $k=1, 2, \dots, K$ ),则出动无人机架次的总固定代价为:

$$\sum_{k=1}^K s_k w_k \quad (2)$$

其中, $s_k$ 为0-1决策变量,若基地的第 $k$ 架无人机出动,则 $s_k=1$ ,否则 $s_k=0$ 。

在无人机的变动代价方面,为简化问题,本文只计算油耗代价,此代价大致上同无人机所飞行的路径长度成正比,因此,无人机的变动代价可表示为:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i,j=0}^N x_{ijk} d_{ijk} pc_k \quad (3)$$

其中, $x_{ijk}$ 为0-1决策变量,若目标群 $i$ 和 $j$ 节点之间有通路,则 $x_{ijk}=1$ ,否则 $x_{ijk}=0$ , $d_{ijk}$ 为目标群 $i$ 和 $j$ 节点之间的路径长度。

#### 2) 多基地协调调度合理化代价

在多无人机任务规划过程中,要充分考虑存储资源与基地设施的不确定性,这主要是由执行任务的无人机、地面站操控人员的不确定性引起的。为解决此问题,要按照“少出动架次”原则合理调用基地无人机,特别是在无人机架次较少、调度合理化与出动代价有一定关系的情况下,应最大程度地减少出动架次,以充分利用无人机的侦察载荷资源。

调度合理化示例图如图2所示。假设基地到目标群1和目标群2的距离分别为4 km和5 km,目标群1和目标群2之间的距离为9 km,2个目标群需侦察的载荷量均为0.5 TB。基地有2架无人机可供使用,侦察载荷量均为1 TB。若不考虑调度合理化代价,则可行的侦察方案有2种:

**方案1** 由2架无人机分别侦察2个目标群。

**方案2** 由1架无人机一次性侦察2个目标群。

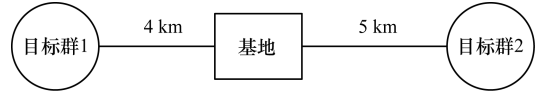


图2 调度合理化示例图

比较这2种方案,虽然无人机总的航行距离相同,均为18 km,但是当基地无人机数量有限时,若采用方案1,则该基地可继续出动的无人机数量为0,若采用方案2,则该基地可继续出动的无人机数量为1。这1架可继续出动的无人机在实际作战中具有重要意义,因此,无人机的调度合理化是非常必要的。本文在构建目标群间任务规划模型时,引入调度合理化代价,其表达式如下:

$$c \left( \frac{\sum_{k=1}^K s_k L_k}{\sum_{i=1}^N q_i} \right)^\lambda \quad (4)$$

其中, $c$ 为调度代价系数, $\lambda$ 为放大因子, $q_i$ 为侦察每个目标群需要的载荷量, $L_k$ 为无人机的固有载荷量。

#### 3) 威胁代价

威胁源的强弱直接决定了威胁代价的高低。为提高无人机的生存概率,通常要求飞行航迹尽量远离威胁源。本文主要考虑无人机基地与目标群中心位置之间的雷达威胁。假设各基地储备的无人机都具有相同的雷达反射截面,则雷达威胁代价为无人机与雷达距离的4次方的倒数,即目标群中心(或基地)位置 $t_i$ 处的威胁代价为:

$$\sum_{j=1}^{N_T} \frac{1}{d^4(t_i, t_{T_j})} \quad (5)$$

其中, $N_T$ 为威胁源的数量, $d(t_i, t_{T_j})$ 为第 $j$ 个威胁源与 $t_i$ 处之间的距离。

综上所述,多目标群间无人机任务规划目标函数的数学模型为:

$$\min Z = \sum_{k=1}^K s_k w_k + \sum_{k=1}^K \sum_{i,j=0}^N x_{ijk} d_{ijk} pc_k + c \left( \frac{\sum_{k=1}^K s_k L_k}{\sum_{i=1}^N q_i} \right)^\lambda + \sum_{j=1}^{N_T} \frac{1}{d^4(t_i, t_{T_j})} \quad (6)$$

## 3 PFSGA-APF 联合算法

### 3.1 GA 算法

GA算法从一个问题的解集(即种群)中开始搜索,解集中的每个解均为基因经特定编码构成的个体,一定数目的个体组成种群<sup>[16]</sup>。GA算法的具体流程如下:

1) 编码。编码是GA算法的关键步骤,其既决定了染色体的排列形式,又决定了个体的解码方法。

2) 生成初始种群。

3) 适应度值计算。个体的优劣通过适应度函数值来表示,在通常情况下,把目标函数的倒数作为适应度函数值。

4) 选择、交叉与变异。通过选择算子、交叉算子和变异算子执行此操作。目前,GA 的改进算法较多,如何有效使用选择、交叉和变异操作是一个重要的研究方向<sup>[17]</sup>。

5) 终止。当种群适应度不再上升或迭代次数达到预设次数时,GA 算法终止。

6) 解码。最优个体经解码得到实际问题的解决方案。

### 3.2 APF 法

无人机任务规划可由 APF 法进行求解。目标点对无人机有引力作用,而威胁对其有斥力作用,无人机在 2 个合力的作用下飞行,规避障碍并实现对目标的侦察。无人机与目标群中心(或基地)位置之间的引力场和斥力场的定义如下:

$$U_{att} = \frac{1}{2} k_a d^2(x, t_m) \quad (7)$$

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left( \frac{1}{d(t_m, t_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right)^2, & d(t_m, t_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(t_m, t_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $k_a$  为引力增益系数,  $k_r$  为斥力增益系数,  $d(x, t_m)$ ,  $m = 1, 2, \dots, 14$  为目标群中心(或基地)位置与无人机当前位置之间的距离,  $d(t_m, t_{obs})$  为无人机当前位置与威胁之间的距离,  $d_0$  为威胁的作用距离。

无人机与目标群中心(或基地)位置之间的引力与斥力势能的负梯度以及合势能如下:

$$F_{att} = -k_a d(x, t_m) \quad (9)$$

$$F_{rep} = \begin{cases} k_r \left( \frac{1}{d(t_m, t_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{1}{d^2(t_m, t_{obs})}, & d(t_m, t_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(t_m, t_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (10)$$

$$F = F_{att} + F_{rep} \quad (11)$$

### 3.3 PFSGA 思想

自然界生物进化的“突变学说”是指地球每经过一次灾难,原有生物会发生退化,然后出现新的物种,如此循环往复,生物的种类、复杂性增加<sup>[18-19]</sup>。PFSGA 的设计思想模拟自然界周期性的进化-退化特点,使种群适应度函数值呈现螺旋式上升的趋势,在总体上保持进化。

为保证算法朝着适应度函数值增加的方向进化,本文对基本选择算子进行改进,设计一种最优算子,其包括最优逆转序列算子和最优插入点算子,如图 3 所示。对于最优逆转序列算子,随机选取 2 个最优逆转点,如果两点之间的序列反序能使种群适应度增加,则将其逆转,同时修改适应度值,否则就相当于进行复制操作。对于最优插入点算子,随机选取 2 个最优插入点,如果将一个点插入到另一个点的前面能使适应度值增加,则执行此操作,同时修改适应度值,否则同样相当于复制操作。设计最优

算子的目的是使种群适应度值增加或不变,即保持种群进化。在种群重组的过程中,保留适应度值最大的个体,再通过自适应选择的变异算子对种群进行演化,使种群发生暂时的退化,如此循环往复,不断进化。每循环一次即为 PFSGA 的一个进化周期,经过若干个周期后可求得最优解。

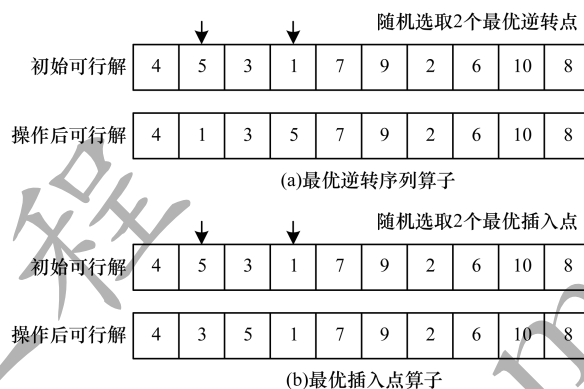


图 3 最优算子示意图

### 3.4 PFSGA-APF 联合算法描述

PFSGA-APF 联合算法流程如下:

1) 确定种群规模  $N$ , 随机生成一定数量的由基因编码构成的个体, 组成初始种群。

2) 计算初始种群中每个个体的适应度函数值, 保留其中适应度函数值最高的个体, 供种群重组时使用。

3) 给定满足实际问题需求的进化周期数和一个进化周期所包含的进化代数。若进化周期数不满足设定次数, 并且一个周期所包含的进化代数也不满足设定次数, 则使用本文设计的最优算子对初始种群进行选择操作, 使种群发生暂时的进化。若检测到已规划好的航迹在威胁距离以内, 则执行 APF, 通过多次迭代规避威胁。在每次迭代时要考虑威胁代价, 同时修改 PFSGA 中种群的适应度函数值, APF 执行终止的标志是无人机从各基地出发最后回到各起飞基地。

4) 在经过若干进化代数后, 重新组成新的初始种群。若重新组成的种群中个体的适应度函数值优于先前保留的个体, 则将其替换, 保留适应度函数值更高的个体。

5) 由于种群的规模为  $N$ , 按照锦标赛选择策略(竞赛度为 2)从初始种群中继续选择  $N-1$  个个体组成新的种群, 通过交叉、变异算子以一定的概率执行遗传操作重组种群, 使其发生暂时的退化, 然后再进入下一进化周期。

在经过若干个进化周期后, 可以得到最优个体, 经解码即可得到满足实际问题的最优解。PFSGA-APF 联合算法的具体流程如图 4 所示。

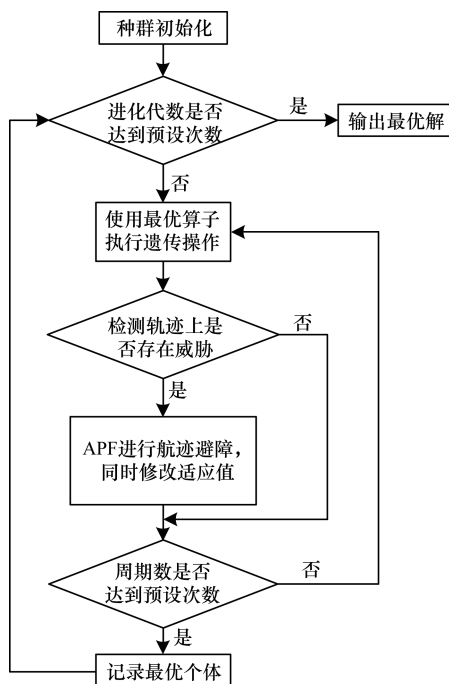


图4 PFSGA-APF联合算法的流程

## 4 仿真算例

### 4.1 PFSGA 算法的仿真算例

在不考虑出现突发威胁的情况下,为R系列无人机完成10个目标群,共68个目标的侦察任务拟制最佳路线和无人机调度策略,以保证无人机滞留雷达有效探测范围内的总时间最短。

PFSGA算法的进化周期数设为150,种群规模设为100,每个进化周期所包含的进化代数数为10。10个目标群分别对应编号1~10,4个无人机基地对应编号为11~14,运行PFSGA算法得到的最优解为(7,8,3,1,6,4,5,2,10,9),出动无人机架次最优调度方案为(A,B,B,C,C,D,D,D,D,E),A,B,C,D,E表示5架不同的无人机,其对应的基地编号为11、12、13、14、11,即4个基地派遣5架无人机完成侦察任务。经过解算得到的任务规划方案如图5所示,PFSGA算法得到的种群适应度最优值、平均值和最小值的进化情况如图6所示,任务规划的结果如表2所示。

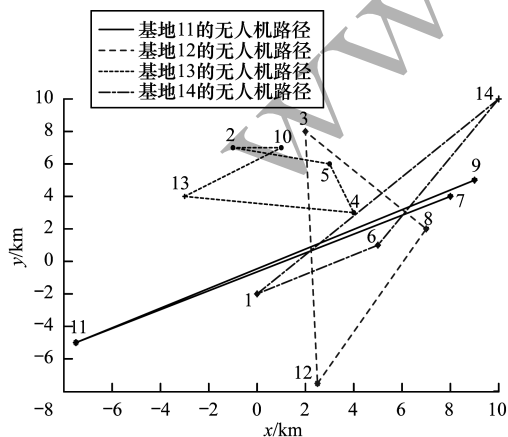


图5 任务规划方案

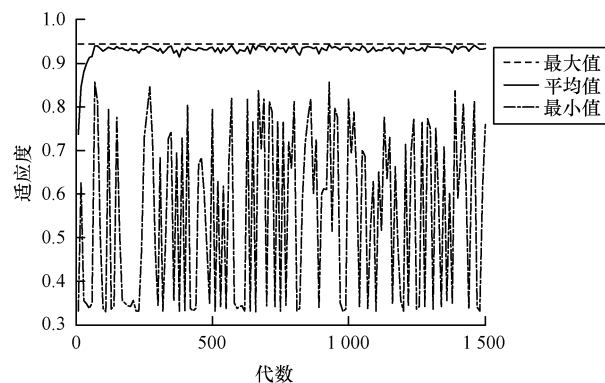


图6 PFSGA 适应度函数进化情况

表2 任务规划结果

| 路径             | 距离/km | 耗时/h |
|----------------|-------|------|
| 11-7-11        | 35.85 | 3.59 |
| 12-8-12        | 34.30 | 3.43 |
| 13-1-6-13      | 31.75 | 3.18 |
| 14-4-5-2-10-14 | 21.11 | 2.11 |
| 11-9-11        | 38.59 | 3.86 |

从以上仿真结果可以看出,在不考虑突发威胁的情况下,PFSGA求解任务规划问题时,各基地无人机被分配的任务数量比较均衡,路径规划合理,各基地资源可被充分利用,满足实际战场协同侦察的需要,验证了本文算法的有效性和合理性。

### 4.2 突发威胁下的航迹避障

在无人机按照PFSGA初步规划的航迹飞行时,如果突然出现4个威胁,其圆心坐标分别为(-2, -2)、(1, -4)、(3, -4)、(5, -3),坐标单位为km,威胁源的半径为0.5 km,可采用APF法对其进行航迹避障。其中,引力增益系数 $k_a$ 和斥力增益系数 $k_r$ 分别为10和5,威胁源的作用距离为2.5 km,此时的任务规划方案如图7所示。PFSGA-APF联合算法的适应度函数值进化情况如图8所示。从图7、图8可以看出,当各基地起飞的无人机对10个目标群进行侦察时,若在飞行航线上遭遇突发威胁,则无人机会按照虚线飞行,进而规避威胁并完成对目标群的侦察。由于在适应度函数中引入了威胁代价,因此图8中的最大值和平均值会突然增加,经多次迭代后可找到最优解。

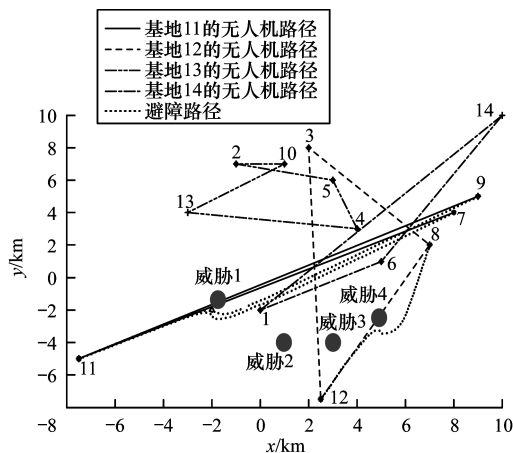


图7 突发威胁下的任务规划方案

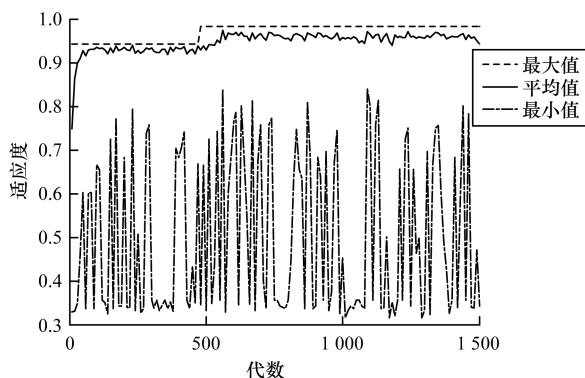


图8 PFSGA-APF联合算法的适应度函数进化情况

### 4.3 算法比较

针对第4.2节的算例,采用GA-APF联合算法进行求解。将GA算法的变异概率、交叉概率以及种群规模分别设为0.1、0.8和100。为了同PFSGA-APF联合算法进行对比,对GA算法同样采用进化周期的模式达到最大迭代次数,参数选取方式同PFSGA-APF联合算法。将2种算法分别独立运行10次,适应度函数的平均值进化情况如图9所示。

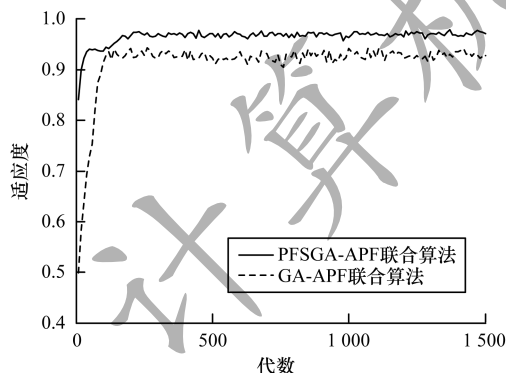


图9 2种联合算法的适应度函数平均值对比

由于PFSGA算法中的最优搜索算子指向能力较强且每次进化时均保留最大值,其适应度平均值总是大于GA算法中适应度的平均值。从图9可以看出,GA-APF联合算法易陷入局部最优,而PFSGA-APF联合算法能够有效避免“早熟”现象发生,得到最优解。

## 5 结束语

本文提出一种多基地多无人机协同侦察多目标群的任务规划算法,运用贪心算法对各目标群内的目标进行航路规划。在不考虑突发威胁时,通过PFSGA算法求解目标群间的任务规划问题。针对突发威胁,利用PFSGA-APF联合算法对多基地多无人机任务规划进行求解。仿真结果表明,与GA-APF联合算法相比,PFSGA-APF算法能够有效避免陷入局部最优,且易于求得最优解。下一步将搭建基于人机混合认知的任务规划系统,综合利用人的感知与认知能力、机载计算机的计算能力,以提高无人机的作战效能。

## 参考文献

- [1] LIN Yucong, SARIPALLI S. Sampling-based path planning for UAV collision avoidance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(11): 3179-3192.
- [2] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Vehicle routing with linear temporal logic specifications: applications to multi-UAV mission planning[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2011, 21(12): 1372-1395.
- [3] 欧阳志宏, 李修和. 基于任务区分的无人机航路规划方法[J]. 弹箭与制导学报, 2017, 37(3): 114-118.
- [4] POHL A J, LAMONT G B. Multi-objective UAV mission planning using evolutionary computation[C]// Proceedings of 2008 Winter Simulation Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1268-1279.
- [5] DU Jiyong, ZHANG Fengming, YANG Ji, et al. Cooperative task assignment for multiple UCAV using particle swarm optimization[J]. Control and Decision, 2012, 27(11): 1751-1755.
- [6] BENASHER Y, FELDMAN S, GURFIL P, et al. Hierarchical task assignment and communication algorithms for unmanned aerial vehicle flocks[J]. Journal of Aerospace Computing Information and Communication, 2015, 5(8): 1-31.
- [7] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LAB-ONTE G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132-141.
- [8] 柏略, 赵刚要. 基于MapReduce与蚁群优化的航路规划算法[J]. 计算机工程, 2015, 41(5): 38-44.
- [9] 李湘清, 孙秀霞, 王栋, 等. 基于遗传算法的UCAV动态任务分配模型及研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(16): 4387-4403.
- [10] 李强, 王民钢, 李磊. 基于遗传算法的飞行器参考航迹规划[J]. 计算机仿真, 2010, 27(2): 34-37.
- [11] 李猛, 王道波, 柏婷婷, 等. 基于蚁群优化算法和人工势场的无人机航迹规划[J]. 应用科学学报, 2012, 30(2): 215-220.
- [12] 高迪. 无人机避障雷达目标探测与跟踪算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [13] 钱颂迪. 运筹学[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [14] GAREY M R, JOHNSON D S. Computers and intractability: a guide to the theory of NP-completeness[M]. New York, USA: W. H. Freeman & Co., 1979.
- [15] 谷佳, 孙乐, 孙佳艺. 多无人机协同任务规划的最优路线建模[J]. 白城师范学院学报, 2017, 31(2): 17-20.
- [16] LIU Quan, WANG Xiaoyan, FU Qiming, et al. Double elitist co-evolutionary genetic algorithm[J]. Journal of Software, 2012, 23(4): 765-775.
- [17] ZAMISKA J R, JABER M Y, KHER H V. Worker deployment in dual resource constrained systems with a task-type factor[J]. European Journal of Operational Research, 2007, 177(3): 1507-1519.
- [18] 勒内·托姆. 突变论: 思想和应用[M]. 周仲良, 译. 上海: 上海译文出版社, 1989.
- [19] 方舟子. 寻找生命的逻辑[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2005: 45-50.