

文章编号: 1000 6893(2007) 04 0913 09

# 多基地多无人机协同侦察问题研究

田 菁, 沈林成

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

## Research on Multi base Multi UAV Cooperative Reconnaissance Problem

TIAN Jing, SHEN Lin cheng

( College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of  
Defense Technology, Changsha 410073 China)

**摘 要:** 充分考虑侦察目标的侦察分辨率要求和侦察时间窗约束, 以及位于不同基地的无人机(UAV)的侦察性能和可用数目, 首次建立了更加贴近军事应用实际的多基地多 UAV 协同侦察问题(M MUCRP)的数学模型, 并提出了解决该模型的多基地多 UAV 协同侦察进化算法(M MUCREA)。M MUCREA 的染色体数据结构有效地表达了问题的解, 有利于交叉、变异等进化操作; 充分利用与目标侦察分辨率要求以及目标位置和时间窗约束相关的启发信息, 构造初始种群, 避免进化过程收敛太慢; 基于 Pareto 最优概念的选择算子确保解在多个目标上的有效优化; 精英策略避免了丢失进化过程中产生的非劣解, 加快算法收敛; 变异和交叉算子在保证有效解的前提下, 实现了解的多样性, 避免了算法陷入局部最优。仿真实验验证了算法能够有效解决 M MUCRP。

**关键词:** UAV; 协同侦察; 多目标优化; 多基地; 进化算法

**中图分类号:** V279+.3      **文献标识码:** A

**Abstract** A multi objective optimization model multi base multiple UAVs cooperative reconnaissance problem (M MUCRP) is presented for multi base multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) cooperative reconnaissance problem, which is more suitable for military applications. M MUCRP takes the reconnaissance resolution demands and reconnaissance time window constraints into account, as well as the limited number of UAVs with different capabilities located in multiple bases. Then a multi base multi UAV cooperative reconnaissance evolutionary algorithm (M MUCREA) is proposed. M MUCREA introduces effective chromosome representation which facilitates crossover and mutation operations. The heuristic information about the targets reconnaissance demands and locations are fully explored to construct initial feasible solutions and prevent the algorithm from converging too slowly. Pareto optimality based selection ensures the efficient multi objective optimization effort of the algorithm. Elitism mechanism is adopted to prevent losing non dominated individuals generated during the evolutionary process and speed up the convergence of the algorithm. Problem specific crossover and mutation operators ensure the feasibility of the children and diversify the population so as to prevent the algorithm from falling into local optimum. Simulation results show that the proposed algorithm can solve the problem effectively.

**Key words:** UAV; cooperative reconnaissance; multi objective optimization; multi base; evolutionary algorithm

利用搭载成像传感器的无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)执行空基侦察任务是 UAV 的重要应用方向之一。UAV 具备有人驾驶侦察机和其他侦察手段不能比拟的许多优势, 备受各国军方青睐。协同多架搭载不同传感器的 UAV 共同执行侦察任务是 UAV 的一个重要应用方式。

多 UAV 协同侦察问题已经成为国内外相关领域研究的重点之一。Ryan<sup>[1]</sup> 将多 UAV 协同侦察任务规划问题表达为带有时间窗的多旅行商问题(Travel Salesman Problem, TSP), 利用禁忌搜索算法进行求解。Hutchison<sup>[2]</sup> 将侦察区域划分为规模大小相同的分区, 然后将一个分区中的所有目标指派给某架 UAV 进行侦察, 建立独立的 TSP 模型, 采用模拟退火算法, 优化单个 UAV 的侦察目标序列。Ousingsawat<sup>[3]</sup> 将多 UAV 协同

侦察问题分为最优轨迹问题和任务分配问题, 利用 A\* 算法寻找两个目标之间的最优航线, 将任务分配问题表达为混合整数线性规划问题, 利用 MATLAB 优化工具箱求解。

然而, 这些研究没有充分考虑侦察任务的特点, 例如侦察目标的侦察分辨率和时间窗约束。侦察任务的目的在于获取敌方的情报信息, 一方面, 为了实现对一定目标的辨识, 需要其成像分辨率达到一定的高度, 如果分辨率不高, 则无法达到侦察的目的; 另一方面, 战场态势瞬息万变, 如果不能在指定的时间窗内对目标进行侦察, 侦察信息的效用也会大打折扣。因此, 在研究协同侦察问题时, 必须考虑这两个重要的因素以确保侦察效能。在文献[4]中, 已经建立了考虑目标侦察需要的多 UAV 协同侦察优化模型, 并提出了一个有效算法对其进行解决, 但是在实际作战应用中, 需要对位于不同基地的 UAV 进行调度和任务规划以获得最大的作战效能, 实现资源的有效利用, 这在以往的研究尚未涉及。因此, 本文进一步针对多基地的多 UAV 协同侦察问题进行研究。

1 多基地多 UAV 协同侦察问题模型

目前还没有对多基地多 UAV 协同侦察问题 (Multi base Multiple UAVs Cooperative Reconnaissance Problem, M-MUCRP) 的模型研究, 因而首先对 M-MUCRP 进行建模。M-MUCRP 可以描述为: 利用  $N_v$  种不同性能的 UAV 对  $N_T$  个空间分散的目标进行侦察, 这些 UAV 分散位于  $N_B$  个地理位置不同的基地。需要快速制定 UAV 的侦察任务计划以满足侦察要求和实际约束条件, 例如侦察目标的侦察分辨率要求, 侦察时间窗约束, 不同基地的可用 UAV 数目以及 UAV 的不同性能 (例如侦察分辨率、最大飞行时间等等)。

侦察目标集合为  $T_0 = \{1, 2, \dots, N_T\}$ ,  $N_T$  为目标数目;  $\forall i \in T_0$ ,  $R_i$  为其侦察分辨率要求;  $[e_i, l_i]$  为其侦察时间窗,  $e_i$  为允许侦察的最早时刻,  $l_i$  为允许侦察的最晚时刻。  $T_i$  表示某个 UAV 开始对目标  $i$  进行侦察的时刻, UAV 可以早于  $e_i$  到达, 但是必须等待直至允许进行侦察, 等待时间记为  $w_i$ 。 UAV 不许晚于  $l_i$  到达。 基地集合  $B = \{1, 2, \dots, N_B\}$ ,  $N_B$  为基地数目。

$N_v$  种性能不同 (侦察设备的侦察分辨率不同, UAV 的最长允许飞行时间不同) 的 UAV 分

散位于  $N_B$  个基地, 第  $k$  种 UAV 的侦察分辨率为  $r_k$ , 允许飞行的最长时间为  $L_k$ 。对目标  $i \in T_0$  进行侦察需要的时间为  $s_i^k$ 。为了方便问题求解, 设  $r_1 < r_2 < \dots < r_{N_v}$ 。  $V^{bk} = \{v_1^k, \dots, v_{N_v}^k\}$  为基地  $b \in B$  装备的第  $k$  种类型的 UAV 集合,  $k = 1, \dots, N_v$ 。  $N^{bk}$  为该种 UAV 的最大数目,  $V^{bk}$  可以为空, 表示该基地未装备第  $k$  种类型的 UAV。

侦察目标之间的路线为:  $A_T = \{(i, j) | i, j \in T_0 \wedge i \neq j\}$ , 不同基地与不同目标之间的路线集合为  $A_0 = \{(i, j) | i \in B \wedge j \in T_0, \text{ 或者 } i \in T_0 \wedge j \in B\}$ 。  $A = A_T \cup A_0$ 。  $d_{ij}^k$  表示第  $k$  种 UAV 沿路径  $(i, j)$  飞行的距离,  $t_{ij}^k$  表示飞行的时间。

决策变量为

$$x_{pij}^{bk} = \begin{cases} 1 & \text{如果 UAV } v_p^{bk} \text{ 从节点 } i \text{ 直接到节点 } j \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

M-MUCRP 的数学模型如下:

$$\min f = (f_1, f_2) \tag{1}$$

$$f_1 = N_T - \sum_{k=1}^{N_v} \sum_{b \in B} \sum_p \sum_{j \in T_0} x_{pij}^{bk} \tag{2}$$

$$f_2 = \sum_{k=1}^{N_v} \sum_{b \in B} \sum_p \sum_{(i,j) \in A} d_{ij}^k x_{pij}^{bk} \tag{3}$$

式中:  $f_1$  为未侦察目标个数;  $f_2$  为侦察代价。

约束条件为

$$\forall i \in T_0:$$

$$\sum_{k=1}^{N_v} \sum_{v_p^{bk} \in V^{bk}} \sum_{j \in T} x_{pij}^{bk} \leq 1 \tag{4}$$

若  $x_{pij}^{bk} = 1$ :

$$r_k \leq R_j \tag{5}$$

$$e_i \leq T_i \leq l_i \tag{6}$$

$$T_i + s_i^k + t_{ij}^k + w_j = T_j \tag{7}$$

$$w_j = \max[0, e_j - (T_i + s_i^k + t_{ij}^k)] \tag{8}$$

$$\forall v_p^{bk} \in V^{bk}, b \in B, k = 1, \dots, N_v:$$

$$\sum_{(i,j) \in A} x_{pij}^{bk} (t_{ij}^k + s_i^k + w_j) \leq L_k \tag{9}$$

$$\sum_{j \in T_0} x_{pbj}^{bk} = 1, \sum_{i \in T_0} x_{pij}^{bk} = 1 \tag{10}$$

$$\forall b \in B, k = 1, \dots, N_v:$$

$$\sum_p \sum_{v_p^{bk} \in V^{bk}} x_{pbj}^{bk} \leq N^{bk} \tag{11}$$

M-MUCRP 有两个优化目标。式 (2) 表示最小化未被侦察的目标数目, 式 (3) 表示最小化所有 UAV 的侦察代价, 用总飞行距离表示。式 (4) 表示每个目标至多被侦察一次 (小于 1 意味着该目

标未被侦察)。不等式(5)表示对目标进行侦察的 UAV 的分辨率能够满足该目标的侦察分辨率要求。式(6)~式(8)给出了时间窗相关约束。不等式(6)表示 UAV 对目标开始侦察的时间必须在时间窗范围内。式(7)和式(8)给出了等待时间的计算公式。不等式(9)限制 UAV 的总飞行时间不能超过其最长允许飞行时间。式(10)表示每个 UAV 应该从基地出发且最终返回其出发基地。式(11)指出执行任务的 UAV 数目不能超过可用的数目。

图 1 给出了一个 M-MUCRP 实例及其解的示意图。在该实例中,位于两个基地的 3 种类型的 UAV 对 20 个目标进行侦察。基地 b1 没有第 1 种类型的 UAV,而基地 b2 没有第 2 种类型的 UAV。图 1 中侦察目标点之间的连线仅仅表示了 UAV 的侦察顺序,并不表示 UAV 的实际飞行航线。实际上,受到地形环境以及战场威胁的影响,UAV 在两个目标点之间的航线通常不是直线,可以利用现有的航线规划算法<sup>[5-6]</sup>得到。

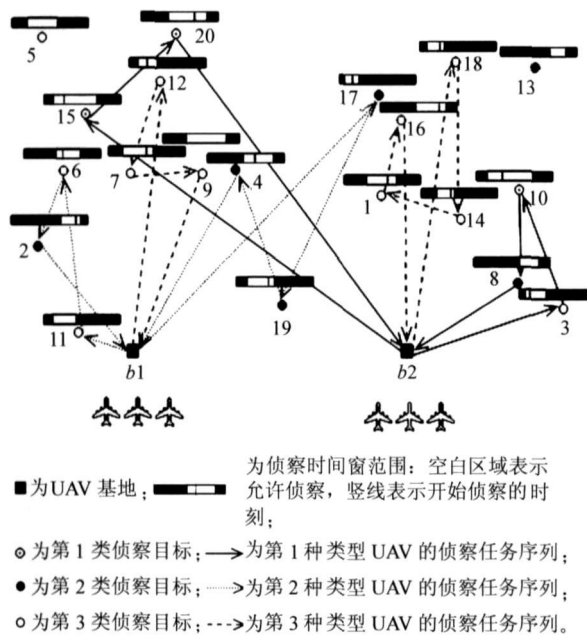


图 1 M-MUCRP 示意图  
Fig. 1 Illustration of M-MUCRP

图 1 中的实例体现了 M-MUCRP 的几个特点:

(1) 需要满足目标的侦察分辨率要求。例如图中目标 15 和 20 要求第 1 种类型的 UAV 对其进行侦察, 虽然其距离 b1 较近, 但是由于 b1 没有第 1 种类型的 UAV, 因此, 必须由基地 b2 派出第

1 种类型的 UAV 对其进行侦察, 同时这也说明需要对不同基地的 UAV 进行调度。

(2) 受到侦察时间窗的约束, 会出现“绕路”的现象。如图 1 中基地 b2 第 3 种类型 UAV 的侦察任务序列: b2→18→14→1→16→b2, UAV 对目标 18 进行侦察后没有侦察距离目标 18 较近的目标 16, 而是侦察目标 14 和 1, 然后又返回侦察目标 16, 这是为了满足侦察时间窗约束引起的。在满足侦察时间窗约束的条件下减少 UAV 的飞行距离是 M-MUCRP 的优化目标之一。

(3) 由于能够执行侦察任务的 UAV 数目有限, 因此, 不一定能够对所有的目标都进行侦察, 例如图 1 中的目标 5 和 13 未被侦察到。因此, 利用有限的 UAV 资源, 实现对尽可能多的目标的侦察就成为 M-MUCRP 的优化目标之一。

本文建立的 M-MUCRP 模型充分考虑了多基地多 UAV 协同侦察问题的特点, 通过约束条件的表达限制 UAV 的侦察任务序列必须满足侦察目标的侦察分辨率要求和侦察时间窗约束, 同时表达了对位于不同基地的 UAV 进行调度的需要。与先前研究中建立的 TSP<sup>[1-2]</sup> 和混合整数线性规划模型<sup>[3]</sup> 相比, M-MUCRP 模型考虑了更多实际约束条件, 更符合军事应用实际。

2 多基地多 UAV 协同侦察进化算法

M-MUCRP 本质上属于多目标的组合优化问题, 该问题可视为在基本的 TSP 上增加了更多复杂约束条件扩展而来。TSP 已被证明是 NP 难问题, 因此, M-MUCRP 也属于 NP 难问题。此外, M-MUCRP 是一个典型的多目标优化问题 (Multi Objective Optimization, MOP)。MOP 问题的最优解为 Pareto 最优解, 又称为非劣解。对于给定的 M-MUCRP, 两个目标向量  $u = [u_1 \ u_2]$  和  $v = [v_1 \ v_2]$ , 称  $u$  优于  $v$  ( $u$  dominates  $v$ , 记为  $u \prec v$ ) 当且仅当

$$\forall i \in \{1, 2\}, u_i \leq v_i \wedge \exists j \in \{1, 2\} (u_j < v_j)$$

若  $f(x) \prec f(y)$  则称解  $x$  优于  $y$ 。  $x^0$  为问题的 Pareto 最优解当且仅当搜索空间中不存在优于  $x^0$  的解。所有 Pareto 最优解的集合称为 Pareto 最优解集 (Pareto Optimal set)。 Pareto 最优解集在目标函数空间的象称为 MOP 问题的 Pareto 解

面(Pareto front)。

近年来,多目标进化算法(Multi Objective Evolutionary Algorithm, MOEA)被广泛应用于MOP问题的求解,并且已被证明是一种有效的多目标优化算法<sup>[7-8]</sup>。本文提出了一种多基地多UAV协同侦察进化算法(Multi base Multi UAV Cooperative Reconnaissance Evolutionary Algorithm, M-MUCREA)来寻找M-MUCRP的Pareto近似最优解集。

M-MUCREA的流程如图2所示。整个算法主要包括初始种群生成、目标函数计算、个体选择及交叉变异操作等几个主要部分。

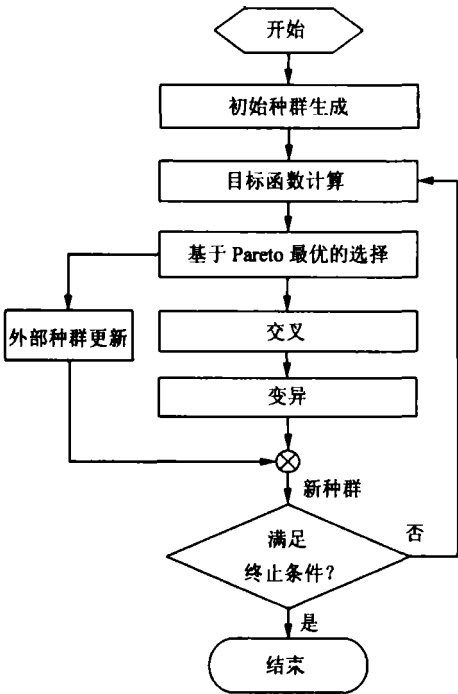


图 2 M-MUCREA 流程图  
Fig. 2 Flowchart of M-MUCREA

2.1 染色体数据结构

采用自然编码方式表达M-MUCRP的解,该方法便于理解,而且实现起来也比较简单。考虑到M-MUCRP的特性,对于图1的M-MUCRP实例,用图3所示的染色体数据结构来表示。

一般的,对于染色体 $S=(S_1, S_2, \dots, S_{N_B}, M_T)$ ,  $S_b=(s_1^b, s_2^b, \dots, s_{N_v}^b)$ 称为基地任务序列,为基地 $b$ 的侦察任务序列;  $M_T$ 为未被侦察的目标集合。 $S_k^b=(s_1^{bk}, \dots, s_n^{bk})$ 称为类任务序列,为基地 $b$ 的第 $k$ 种UAV的侦察目标序列;  $s_i^{bk}$ 为其中第 $i$ 架UAV的侦察目标序列,  $n \leq N^{bk}$ 称为元任务序列。若基地 $b$ 未装备第 $k$ 种UAV,则 $S_k^b=Null$ 。

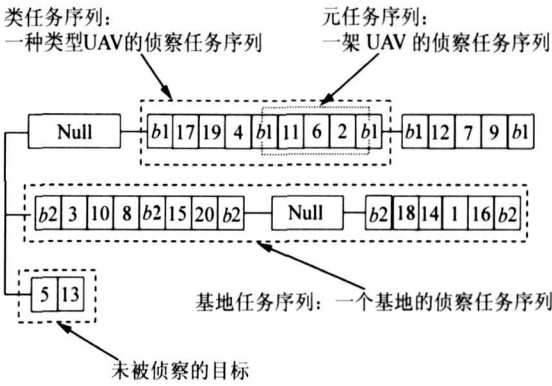


图 3 染色体数据结构示意图  
Fig. 3 Data structure of chromosome

侦察分辨率约束是M-MUCRP的一个重要约束条件,通过限制目标在染色体中的位置,能够使染色体表示的解满足这一约束。首先,对所有侦察目标,根据其侦察分辨率要求和UAV的侦察分辨率能力,将其分为 $N_v$ 类:  $C_1, \dots, C_{N_v}$ 。对于目标 $t \in T_0$ ,如果 $r_f < R_t < r_{f+1}$ ,则 $t \in C_j$ 。这意味着对于某个基地 $b \in B$ ,在 $V^{b1}, \dots, V^{bj}$ 中的UAV可以满足目标 $t$ 的侦察分辨率要求。而 $V^{bj+1}, \dots, V^{bN_v}$ 中的UAV不能满足。这样,根据前面描述的染色体数据结构,集合 $C_j$ 中的目标 $t$ 只能出现在类任务序列 $S_k^b$  ( $k \leq j, b \in B$ )或者 $M_T$ 中。

这样设计的染色体一方面使得对应的解能够满足侦察分辨率约束条件,另一方面,也方便交叉和变异操作。

2.2 初始可行解构造

M-MUCREA初始种群的构造是影响算法性能的一个重要因素,虽然完全随机选取才能实现所有状态的遍历,但是这样会加大进化的代数,进而加大进化的时间,因此,采用随机选取和可行解相结合的方法来构造初始种群。初始种群包括可行解和随机生成的解,这样一方面避免了初始种群中不可行解太多引起的收敛过慢,另一方面,也避免了初始解都集中在可行解附近,导致算法陷入局部最优。

由于受到无人机数目的限制,构造M-MUCRP的可行解本身就是非常复杂的问题。M-MUCRP与带时间窗的多中心车辆路径问题(MDVRPTW)有许多类似之处,本文借鉴解决MDVRPTW的思路<sup>[9]</sup>,根据M-MUCRP的具体特点,提出了一个启发式构造算法(Heuristic Construc-

tion Algorithm, HCA) 生成 M MUCRP 的可行解。HCA 包括两步:第 1 步是将目标分配给某个基地;第 2 步是对每个基地,根据分配给其的侦察目标,构造 UAV 的侦察任务序列。

(1) 目标分配

对于某个侦察目标  $t \in C_i$ , 其可以被分配的基地集合为  $B(t) = \{b \in B \mid \exists k \in \{1, \dots, i\}, V^{bk} \neq \text{Null}\}$ , 即这些基地存在满足目标  $t$  侦察分辨率要求的 UAV。

然后对于每个目标  $t$ , 从  $B(t)$  中选择一个基地, 基于目标紧急程度将目标  $t$  分配给该基地。目标紧急程度定义了目标之间的优先关系, 这种优先关系确定了目标被指派给某个基地的顺序。紧急程度最高的目标优先被指派给距其最近的基地。目标  $t$  的紧急程度定义为

$$\mu_t = \text{Closeness}(t, b'') - \text{Closeness}(t, b') \tag{12}$$

式中:  $\text{Closeness}(t, b)$  为综合考虑了空间距离和时间窗因素后, 目标  $t$  与基地  $b \in B(t)$  的“接近程度”;  $b'$  为在该度量下与目标  $t$  最近的基地;  $b''$  为次近的基地。

$$\text{Closeness}(t, b) = d(t, b) / \text{Affinity}(t, b) \tag{13}$$

$$\text{Affinity}(t, b) = \frac{\sum_{j \in T(b) \cup \{b\}} e^{-(\text{DTW}(t, j) + t_{tj})}}{|T(b)|} \tag{14}$$

式中:  $d(t, b)$  为目标  $t$  到  $b$  的距离;  $T(b)$  为已经分配给  $b$  的目标集合;  $t_{tj}$  为从目标  $t$  到  $j$  需要的时间;

$$\text{DTW}(t, j) = \begin{cases} e_j - l_t & \text{若 } l_t < e_j \\ e_t - l_j & \text{若 } l_j < e_t \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

(2) 启发式构造

HCA 的第 2 步是对每一个基地  $b$ , 根据分配给其的目标集合  $T(b)$ , 构造该基地的基地任务序列  $S_b = (s_1^b, s_2^b, \dots, s_{N_v}^b)$ , 满足对目标的侦察分辨率要求、侦察时间窗以及 UAV 的最长飞行时间约束。采用启发式插入算法进行解决。

令  $C_{S_k}$  为将被  $V^{hk}$  中的 UAV 侦察的目标集合。对于  $T(b)$  中的目标  $t$ , 若其属于  $C_q$ , 随机选择  $k \in \{j \mid j \leq q \wedge N^{bj} \neq 0\}$ , 并将  $t$  加入  $C_{S_k}$ , 然后根据  $C_{S_k}$  构造类任务序列  $S_k^b = (s_1^k, \dots, s_n^k)$ 。构造的基本思想是, 从当前尚未被插入的所有目标中选择一个在某种测度下最优的目标插入到

当前的元任务序列  $s_r^{hk}$  中, 如果插入后的解序列是可行的, 则继续选择下一个目标插入, 如果当前已经没有目标能够使得插入后的元任务序列可行, 则重新开始一个新的元任务序列  $s_{k+1}^{hk}$ , 直至  $C_{S_k}$  中所有的目标都插入到元任务序列  $s_k^b$  中。第一个被插入一个新的元任务序列  $s_k^{hk}$  的目标  $t^* \in C_{S_k}$  为

$$t^* = \arg \min_{t \in C_{S_k}} \text{Cost } 1(t) \tag{15}$$

其中

$$\text{Cost } 1(t) = -\alpha l_{bt}^k + \beta l_t \tag{16}$$

式(15)和式(16)意味着优先侦察距离基地较远而且时间窗较早的目标。加权系数为  $\alpha = 0.7, \beta = 0.3$ 。

目标  $t$  插入当前元任务序列  $s_r^{hk}$  中目标  $p$  之后的代价为

$$\text{Cost } 2(t, p) = \omega_1 D + \omega_2 W + \omega_3 O + \omega_4 T \tag{17}$$

式中:

$$\begin{cases} D = \sum_{(i, j) \in \bar{s}_r^{hk}} d_{ij}^k \\ W = \sum_{(i, j) \in \bar{s}_r^{hk}} (T_i + s_i^k + t_{ij}^k + w_j) \\ O = \sum_{(i, j) \in \bar{s}_r^{hk}} \max(0, T_i + s_i^k + t_{ij}^k - l_j) \\ T = \max(0, W - L_k) \end{cases}$$

$\bar{s}_r^{hk}$  为  $t$  插入到  $p$  之后的元任务序列;  $D$  为  $\bar{s}_r^{hk}$  的总距离;  $W$  为总飞行时间;  $O$  为违反时间窗约束的惩罚代价;  $T$  为超过最长允许飞行时间的惩罚代价。

目标  $t$  插入  $s_r^{hk}$  的最优位置  $p^*(t)$  为

$$p^*(t) = \arg \min_{p \in s_r^{hk}} \text{Cost } 2(t, p) \tag{18}$$

从所有未被插入的目标中选择目标  $t^*$  满足

$$t^* = \arg \min_{t \in C_{S_k}} \text{Cost } 2(t, p^*(t)) \tag{19}$$

将目标  $t^*$  插入到当前元任务序列  $s_r^{hk}$  中目标  $p^*(t)$  之后, 检查此时  $s_r^{hk}$  的可行性, 如果可行, 则重复以上过程, 直至没有目标可以插入到当前的子序列中。此时, 如果  $C_{S_k}$  中还有目标, 创建一个新的元任务序列  $s_{k+1}^{hk}$ , 重复以上步骤直至  $C_{S_k}$  中的所有目标都被插入。

当所有的目标都被插入后, 形成类任务序列  $S_k^b = (s_1^k, \dots, s_n^k)$ , 由于 UAV 的数目有限, 若

$n > N^{ik}$ , 则选择保留  $N^{ik}$  个侦察目标数目最多的元任务序列, 然后将其他元任务序列中的目标插入到  $M_T$  中。

HCA 算法充分利用了与目标侦察分辨率要求、侦察时间窗约束以及地理位置相关的启发信息, 同时考虑了不同基地的地理位置以及装备的 UAV 性能和数目约束, 能够快速构造 M-MUCRP 的可行解, 解决了 M-MUCREA 初始种群的构造问题, 避免了进化过程收敛过慢。

2.3 基于 Pareto 最优的选择

为了搜索问题的近似 Pareto 最优解集, 并且避免在优化过程中对任何一个优化目标的偏向, 采用精英策略的基于 Pareto 占优的锦标赛选择方法。其基本思想是, 随机从当前种群中选择两个个体, 首先, 根据式(6)~式(9)检查两个个体的可行性。如果两个个体均为不可行解, 则随机选择一个作为父个体; 如果只有一个个体为可行解, 选择可行的个体作为父个体; 如果两个个体均为可行解, 则根据式(11)~式(13)计算两个个体的目标函数值, 选择 Pareto 占优的一个个体作为父个体。如果两个个体互相均不占优, 则随机选择一个作为父个体。

采用精英策略的目的是避免由于随机性导致的丢失进化过程中产生的非劣个体。在 M-MUCREA 中, 精英策略体现在两个方面: (1) 当前种群中的所有的非劣解都作为下一代种群的父个体; (2) 采用一个外部种群来存储进化过程中产生的非劣个体。当前种群中的个体能够进入外部种群的条件是其为当前种群中的非劣个体而且不被当前外部种群中的任何一个个体占优。

2.4 进化算子

(1) 交叉算子

根据前面描述的染色体数据结构, 提出了一种序列交换交叉算子。给定两个父个体  $P1 = \{S1_1, \dots, S1_{N_B}, M_T1\}$  和  $P2 = \{S2_1, \dots, S2_{N_B}, M_T2\}$ , 随机生成一个  $1 \sim N_B$  之间的整数  $c$ 。交换基地任务序列  $S1_c$  和  $S2_c$ , 得到  $C1 = \{S1_1, \dots, S2_c, \dots, S1_{N_B}, M_T1\}$  和  $C2 = \{S2_1, \dots, S1_c, \dots, S2_{N_B}, M_T2\}$ 。然后删除其他基地任务序列  $S1_i (S2_i), i \neq c$  和  $M_T1 (M_T2)$  中与  $S2_c (S1_c)$  中重复的目标。

然后确定既不在基地任务序列  $S1, \dots, S_{N_B}$  中也不在  $M_T$  中的目标的位置, 将其插入染色体  $C = \{S1, \dots, S_{N_B}, M_T\}$  中。根据缺少的目标  $t$  所在的目标分类集合  $C_{nt}$ , 其能够插入的元任务序列集合为  $s(t) = \{S_r^{bk} \in C | b \in B, k \leq nt, r \leq N^{bk}\}$ 。选择元任务序列  $s^* \in s(t)$  满足

$$s^* = \arg \min_{s_r^{bk} \in s(t)} \min_{p \in s_r^{bk}} \text{Cost } 2(t, p) \tag{20}$$

判断目标  $t$  插入元任务序列  $s^*$  后是否满足约束条件, 如果满足, 则将  $t$  插入  $s^*$  中, 否则, 将  $t$  插入  $M_T$  中。

(2) 变异算子

变异利于进化算法跳出搜索空间中的固定位置, 实现种群的多样性。但是变异算子的设计应当以尽量不破坏好的进化模式为前提。提出了两个与 M-MUCRP 特点相关的变异算子: ① 移入  $M_T$ : 对于解个体  $S = (S1, \dots, S_{N_B}, M_T)$ , 从  $S1, \dots, S_{N_B}$  中随机选择  $m$  个目标, 将其移入  $M_T$ ; ② 移出  $M_T$ : 从  $M_T$  中随机选择  $n$  个目标将其插入任务序列中。

对每一个个体, 依次以变异概率  $P_{RTM}$  和  $P_{RFM}$  进行移入  $M_T$  和移出  $M_T$  变异操作。这两种不同的变异算子一方面能够实现对尽可能多的搜索空间的搜索, 另一方面能够保证变异后的个体仍然满足 M-MUCRP 的约束条件。

3 仿真实验

仿真实验中, 位于 4 个基地(  $B1, B2, B3, B4$  ) 的 3 种不同类型的 UAV 对 100 km×100 km 范围内的 100 个目标进行侦察, 3 种类型 UAV 的侦察分辨率依次为 1 m, 5 m 和 10 m, 每个基地位置和装备的 UAV 数目如表 1 所示。100 个侦察目标的地理位置和时间窗参数设置取自 Solomon 构造的 VRPTW 问题实例<sup>[19]</sup>, 目标的分辨率要求随机生成。图 4 给出了目标的地理分布, 以及根据侦察分辨率的分类结果。

表 1 基地地理位置和 UAV 数目  
Table 1 Base locations and the number of UAVs

基地	位置	UAV 数目		
		第 1 种 UAV	第 2 种 UAV	第 3 种 UAV
1	(0, 0)	2	0	3
2	(90, 0)	1	2	0
3	(90, 90)	1	1	2
4	(0, 90)	0	3	2

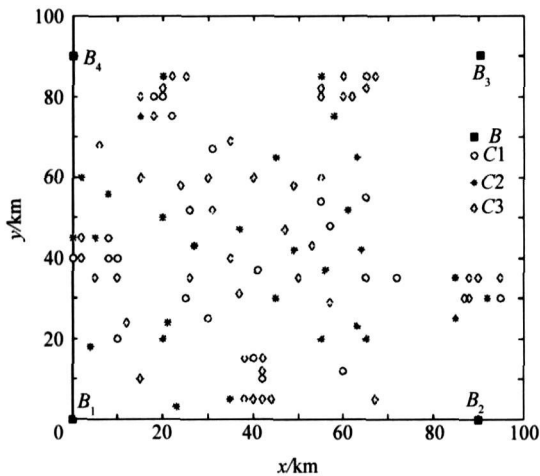


图 4 仿真实例示意图  
Fig. 4 Illustration of simulation instance

3.1 M MUCREA 运行结果

首先利用构造算法 HCA 计算初始可行解, 然后进行优化。图 5 给出了初始可行解和最终得到的近似 Pareto 最优解在目标函数空间的分布。

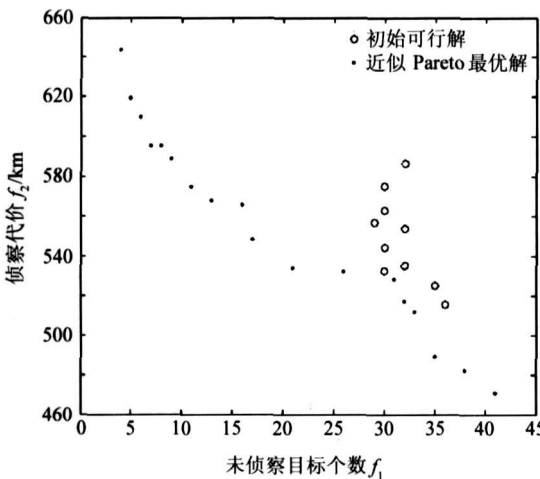


图 5 初始可行解和近似 Pareto 最优解

Fig. 5 Initial feasible solutions and approximate Pareto optimal solutions

从图中结果可以看出:

(1) HCA 算法计算得到的初始可行解主要分布在目标函数空间的右下部分, 与分布在此处的近似 Pareto 最优解相比, 其  $f_2$  的值相差并不大。这说明 HCA 得到的可行解的性能比较好。

(2) 与初始可行解相比, M MUCREA 计算得到的近似 Pareto 最优解实现了对更大的空间的搜索, 尤其是对目标函数  $f_1$  的优化效果尤为明显, 这部分的侦察目标数目多, 是实际应用中决策者比较偏好的结果。

3.2 M MUCREA 的收敛性能

收敛性是衡量进化算法性能的一个重要方面, 在仿真实验中, 分别记录了进化过程中每一代的精英个体中, 目标函数  $f_1$  和  $f_2$  的最优值(这两个最优值一般不会来自同一个解个体), 图 6 给出了这两个目标函数随进化代数的变化曲线。图 6 (a)是目标函数  $f_1$  即未侦察目标个数随进化代数的变化曲线; 图 6(b)是目标函数  $f_2$  即侦察代价随进化代数的变化曲线。

从图 6 的结果可以看出, 随着进化过程的演变, 两个目标函数值都得到了优化。并且收敛到一个相对稳定的数值。这说明 M MUCREA 能够同时有效地实现对这两个目标函数的优化。

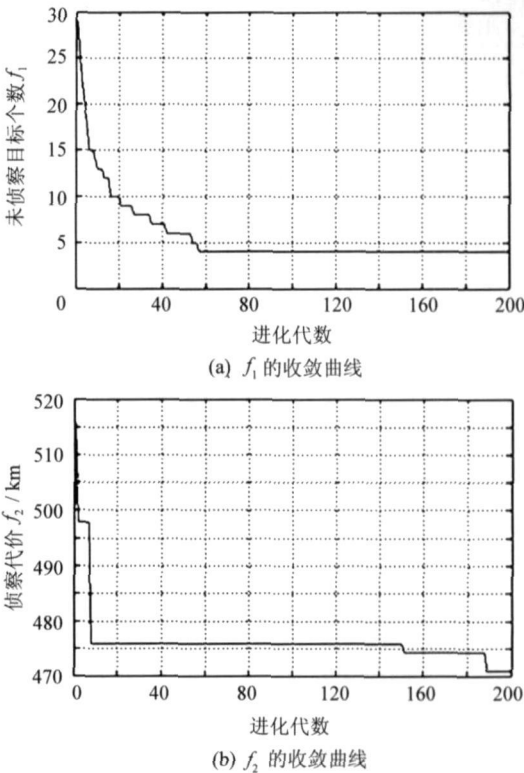


图 6 目标函数的收敛过程  
Fig. 6 Convergence of the objective function

3.3 M MUCREA 多目标优化结果

M MUCREA 的一个主要特点在于其努力逼近问题的 Pareto 最优解集而不是寻找一个最优解。为了验证该算法的多目标优化效果, 图 7 给出了进化过程中, 第一代和最后一代以及中间两代的非劣解面。从图 7 的结果可以看出, 在进化过程中, 非劣解面不断向性能提升的方向变化。

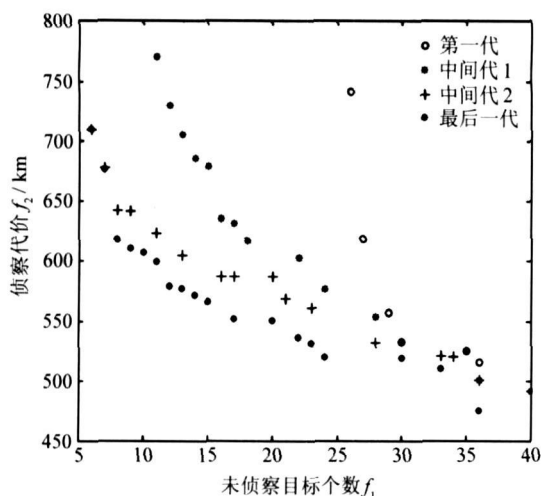


图 7 非劣解面的进化过程

Fig. 7 Evolution progress of non dominated front

### 3.4 精英策略对 M MUCREA 的影响

M MUCREA 引入了精英策略, 目的在于保证进化过程中生成的非劣解不会由于随机效应而丢失。为了验证这一点, 设计了一个实验。在实验中, 采用的优化算法与 M MUCREA 一样, 但是没有采用精英策略。图 8 给出了实验结果与图 7 的结果相比, 可以看出精英策略对 M MUCREA 的优化结果影响很大, 未采用精英策略的算法丢失了许多非劣解, 而且得到的非劣解面在目标函数空间的分布非常有限。

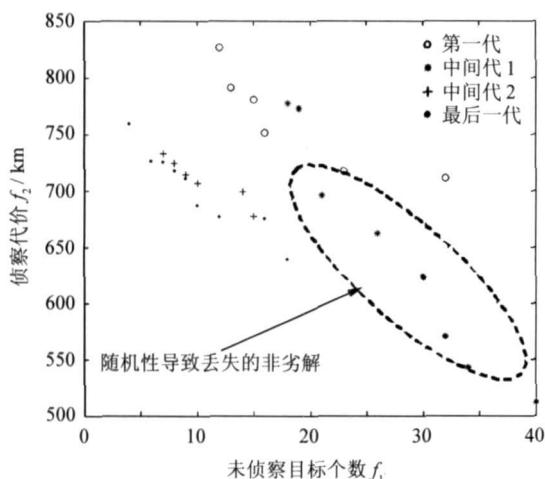


图 8 未采用精英策略的非劣解面进化过程

Fig. 8 Evolution progress of non dominated front without elitism

## 4 结 论

(1) 首次建立了更符合实际军事应用的多基

地多 UAV 协同侦察问题的数学模型, 该数学模型充分考虑了不同侦察目标的侦察分辨率要求和时间窗约束, 以及位于不同基地的性能不同的 UAV, 以最大化侦察目标的数目和最小化 UAV 执行任务的代价为优化目标, 克服了先前建模研究中对侦察任务特点考虑不充分的缺陷。

(2) 提出了一种多基地多 UAV 协同侦察进化算法对多基地多 UAV 协同侦察问题进行解决。算法充分利用与侦察目标侦察分辨率要求、位置和时间窗等相关的启发信息, 以及不同基地的位置和装备的 UAV 性能和数目等信息, 提出了构造初始可行解的启发式方法, 避免了进化过程收敛过慢; 采用了基于 Pareto 最优概念的选择算子从多目标同时优化的角度选择占优的父个体; 引入精英策略以避免随机性引起的丢失进化过程中产生的非劣解, 并且加速了算法的收敛速度; 变异和交叉算子在保证有效解的前提下, 实现了了解的多样性, 避免了算法陷入局部最优。

UAV 在执行侦察任务过程中, 受到动态复杂多变战场环境的影响, 某些侦察目标的位置、时间窗约束以及 UAV 的自身状态均有可能发生变化。因此, 在后续工作中, 将对动态的多 UAV 协同侦察问题展开进一步的研究。

## 参 考 文 献

- [1] Ryan J L, Bailey T G, Moore J T, et al. Reactive tabu search in unmanned aerial reconnaissance simulations [C] // Proceedings of Winter Simulation Conference. 1998: 873-879.
- [2] Hutchison M G. A method for estimating range requirements of tactical reconnaissance UAVs [C] // Proceedings of AIAA's 1st Technical Conference and Workshop on Unmanned Aerospace Vehicles. Virginia: [s. n.], 2002: 1-12.
- [3] Ousingsawat J, Mark E C. Establishing trajectories for multi vehicle reconnaissance [C] // Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Rhode Island: [s. n.], 2004: 1-12.
- [4] Tian J, Shen L C, Zheng Y X. Formulation and a MOGA based approach for multi UAV cooperative reconnaissance [C] // Proceedings of the Third International Conference on Cooperative Design, Visualization, and Engineering. Spain: Springer, 2006: 99-106.
- [5] 高晓光, 杨有龙. 基于不同威胁体的无人作战飞机初始路径规划 [J]. 航空学报, 2003, 24(5): 435-438.  
Gao X G, Yang Y L. Initial path planning based on different threats for unmanned combat air vehicles [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2003, 24(5): 435-438. (in Chinese)



[6] 严平, 丁明跃, 周成平, 等. 飞行器多任务在线实时航迹规划[J]. 航空学报, 2004, 25(5): 485-489.  
Yan P, Ding M Y, Zhou C P, et al. Online real time multiple mission route planning for air vehicle[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2004, 25(5): 485-489. (in Chinese)

[7] Zitzler E, Laumanns M, Bleuler S. A tutorial on evolutionary multiobjective optimization[J]. Metaheuristics for Multiobjective Optimization, 2004(535): 3-37.

[8] Coello C A C. Evolutionary multiobjective optimization: a historical view of the field[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(1): 28-36.

[9] Giosa D, Tansini L, Viera O. New assignment algorithms for the multi depot vehicle routing problem[J]. Journal of the Operational Research Society, 2002, 3(9): 977-984.

[10] Solomon M M. Algorithms for vehicle routing and scheduling problems with time window constraints[J]. Operations Research, 1987, 35(2): 254-265.

作者简介:



田 菁(1980 - ) 女, 博士研究生。主要研究方向: 无人机任务规划、多无人机协同任务规划、多目标优化理论。  
Tel: 0731-4573391-812  
E-mail: jingtian@nudt.edu.cn



沈林成(1965 - ) 男, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 无人飞行器任务规划、无人作战飞机任务规划与控制、多无人机协同控制、人工智能等。  
Tel: 0731-4573307  
Email: lcshe@nudt.edu.cn

(责任编辑: 鲍亚平)