

复杂多约束 UAVs 协同目标分配的一种统一建模方法

赵明¹ 苏小红¹ 马培军¹ 赵玲玲¹

摘要 多无人机协同目标分配 (Multi-UAVs cooperative target assignment problem, MUCTAP) 是一个条件复杂的多模型、多约束组合优化问题, 很难用一致的方法获得可行的解. 为解决该问题, 本文对各种目标分配模型统一建模, 设计了一致的模型处理方法; 针对三维环境特点, 提出利用空间垂直切面计算无人机估计航程代价的方法, 并利用航程代价矩阵优化目标分配算法; 同时加入协同约束关系计算, 提高分配算法的准确性. 仿真实验验证了该方法能够处理多种情况的目标分配问题, 具有较高的通用性和准确性, 能够有效完成多机协同目标分配任务.

关键词 协同目标分配, 航程代价, 目标分配模型, 三维环境信息, 多无人机

引用格式 赵明, 苏小红, 马培军, 赵玲玲. 复杂多约束 UAVs 协同目标分配的一种统一建模方法. 自动化学报, 2012, 38(12): 2038–2048

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.02038

A Unified Modeling Method of UAVs Cooperative Target Assignment by Complex Multi-constraint Conditions

ZHAO Ming¹ SU Xiao-Hong¹ MA Pei-Jun¹ ZHAO Ling-Ling¹

Abstract The multi-UAVs cooperative target assignment problem (MUCTAP) is a condition-complicated multi-models and multi-constraint combinatorial optimization problem, and it difficult to get a feasible solution by unified processing method. In order to solve this problem, a uniform model has been built for all kinds of unmanned aerial vehicles (UAVs) target assignment situations in this paper. We also design the unified processing method so that it can handle different types of MUCTAP. Considering the 3D environmental character, we present a method for MUCTAP by using spatially vertical section to compute the cost of flight path length, and apply the cost matrix of flight path length to optimize the target assignment algorithm. We also add the collaborative constraint relation to compute, so that it can improve the target assignment algorithm's accuracy. Simulation results show that this model can adapt to a variety of target assignment problems, and it has a high universality and accuracy. So it can effectively accomplish the task of MUCTAP.

Key words Cooperative target assignment, cost of flight path length, target assignment model, 3D environment information, multi-UAVs

Citation Zhao Ming, Su Xiao-Hong, Ma Pei-Jun, Zhao Ling-Ling. A unified modeling method of UAVs cooperative target assignment by complex multi-constraint conditions. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(12): 2038–2048

单架无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 有限的飞行能力和载弹负荷很难独立完成复杂战场态势中的信息收集、区域监视、多目标攻击等任务^[1]. 多无人机协同作战则可以处理各种复杂问题, 提高任务完成的效率和成功率, 具有比单机更灵活、执行任务时间更短、信息传递更迅速等优点. 然而, 多机协同也增加了问题的规模和复杂程度. 在协同过程中, 不但要处理无人机自身的约束, 还要考虑相互协同的约束; 为降低系统的耦合程度, 要对任务进行分解和规划; 此外, 还要避免多机间冲突导致的系

统退化等问题. 在复杂多约束条件下对目标进行合理的分配, 可以优化多机协同执行任务的能力, 是实现协同作战的关键.

多无人机协同目标分配问题 (Multi-UAVs cooperative target assignment problem, MUCTAP), 是指基于一定的环境知识和任务要求, 为编队中的无人机分配一个或一组有序任务, 以便在完成最大可能数量任务的同时编队整体效率达到最优^[2]. 文献 [3–7] 指出多机协同目标分配问题是一个多模型、多约束、计算难度大、复杂度呈几何级数增长的最优化 NP 问题. 在目标分配过程中, 既要考虑到飞行器的数量、是否异构、任务的类别和权重、飞行的环境等因素; 又要考虑可行的航程代价、合理的分配算法、各种协同约束条件等问题.

解决多机协同目标分配问题, 常采用集中式或分布式目标分配系统. 集中式系统可以统一控制, 但是扩展性较差; 分布式系统计算灵活, 但是对通信要

收稿日期 2012-02-29 录用日期 2012-07-25
Manuscript received February 29, 2012; accepted July 25, 2012
国家自然科学基金 (61175027) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61175027)
本文责任编辑 胡小平
Recommended by Associate Editor HU Xiao-Ping
1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001
1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001

求较高^[1]. 柳毅等将分配问题等同于指派问题并利用匈牙利算法进行求解^[8-9]; Bellingham 等利用混合整数线性规划 (Mixed-integer linear programming, MILP) 方法对分配和路径规划同时求解^[10]; Sujit 等利用合同网和协商法^[1, 11-12], 苏兆品等利用分布式并行 P 学习算法^[13], 均获得较好的效果. 近年来人工智能方法的研究逐渐增多, 例如, Eun 等利用遗传算法和决策理论将异构 UAV 执行的目标和可选航迹映射到 Voronoi 图上, 在目标分配同时优选航迹^[14-15], 但是该方法的航迹标定不清晰, 搜索空间表示不完整; 丁明跃等将群论与进化计算相结合并通过禁忌搜索来实现目标分配^[2, 16], 但是该方法只对目标点进行随机编码, 忽略了飞行器完成任务的性能; Ho 等利用改进的粒子群优化算法 (Particle swarm optimisation, PSO) 分配目标^[17-18], 但是 PSO 方法仅考虑任务的数量, 忽略了任务代价, 且对离散优化问题处理不佳. 此外, 目前的研究多基于二维平面上的直线距离代价进行分析^[4, 9-16], 而多 UAVs 实际是在三维环境中执行各种协同任务, 因此, 在三维空间中研究协同目标分配问题, 更具理论研究意义和实际应用价值.

针对多机协同目标分配的研究目前存在以下问题: 1) 只针对某种分配模型进行研究, 模型不统一; 2) 多研究二维的分配和规划, 航程代价常以直线距离表示; 3) 各种分配模型的约束条件不同, 多机间协同的约束关系复杂等. 因此, 本文首先建立了适应多种分配模型的处理框架; 然后, 针对三维地形特点, 提出基于空间垂直切面的航程代价估算方法, 并利用代价矩阵优化差分 (Differential evolution, DE) 进化算法, 最后, 统一编码策略执行 DE 进化, 求解不同模型的目标分配问题.

1 多 UAVs 目标分配模型

1.1 目标分配模型

多机协同目标分配模型可按 UAV 和目标点的对应关系进行分类, 现假设非 0 正整数 N 代表 UAV 数量, M 代表目标点数量, 则按其数量对应关系, 有以下三种分配模型:

1) UAV 与目标点一一对应 ($N = M$): 要求在模型中找到一对一的分配关系 (如图 1(a) 所示), 使总的任务代价最小. 该模型任务关系简单, 协同约束少, 容易计算, 但是对 UAV 性能要求过高, 一旦有 UAV 毁伤就会导致任务失败. 求解的难点在于避免目标竞争引发的冲突, 如何利用协同降低毁伤概率等.

2) UAV 数量多于目标点数量 ($N > M$): 要求

在模型中一个目标可以分配多架 UAV 共同执行, 一架 UAV 只能分配一个目标 (如图 1(b) 所示), 所有 UAV 执行全部目标的总代价最小. 该模型对应关系不平衡、协同时间约束复杂、任务难度大, 但可以避免部分 UAV 失效导致的任务失败问题, 还能分解复杂的目标, 利用多 UAVs 协作共同完成任务. 求解的难点在于不平衡性增加了计算复杂度, 严格时间约束导致多机协作困难等.

3) UAV 数量少于目标点数量 ($N < M$): 要求在模型中一架 UAV 可分配多个巡航目标, 一个目标至少有一架 UAV 执行 (如图 1(c) 所示), 所有 UAV 执行全部目标的总代价最小. 该模型是一个典型的群巡游问题 (Swarm routing problem, SRP)^[19], 其对应关系不平衡, 具有特定的巡航逻辑, 巡航代价计算复杂, 对 UAV 的性能要求较高, 但同样可以避免 UAV 失效问题, 能够利用最少的资源完成复杂的任务, 并能有效处理时序约束关系. 求解的难点在于既要考虑单机巡航最优化, 还要顾及多机间的协同, 巡航代价计算复杂, 求解难度大, 该问题是目前研究的难点.

在实际应用中, 往往是多种不同类型目标分配问题的综合求解 (如图 1(d) 所示), 例如美国国防部提出的 (Suppression of enemy air defense, SEAD) 任务分配系统, 异构无人机要同时执行三种不同的任务 (侦察、打击、评估)^[20]. 在未来复杂的战场环境下, 多 UAVs 打击的目标具有一定的区域特性和时序特性, 目标分配的情况极为复杂, 甚至无法分清执行的层次和阶段, 因此, 必须对目标分配问题进行统一建模, 建立能够适合多种情况的分配模型, 才能获得最优的分配结果.

1.2 分配模型的统一建模

多机协同目标分配问题等同于运筹学中的指派问题, 不同的模型可分为平衡指派 ($N = M$) 和不平衡指派 ($N > M, N < M$) 两类情况, 因此, 可以通过扩展指派问题模型对目标分配进行统一建模. 统一的分配模型描述如下:

假设 $N = \{1, 2, \dots, n\}$ 架 UAV, 执行打击 $M = \{1, 2, \dots, m\}$ 个散布在不同位置的目标, 要求扩展的模型能统一处理各种类型的问题, 考虑航程距离最短, 并且总飞行时间最少, 给出目标函数如下:

$$\min(f(x)) = \sum_{u=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{(u,ij)} x_{(u,ij)} w + \alpha \left(\max \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m t_{(u,ij)} x_{(u,ij)}, \forall u, i, j \right\} \right) \quad (1)$$

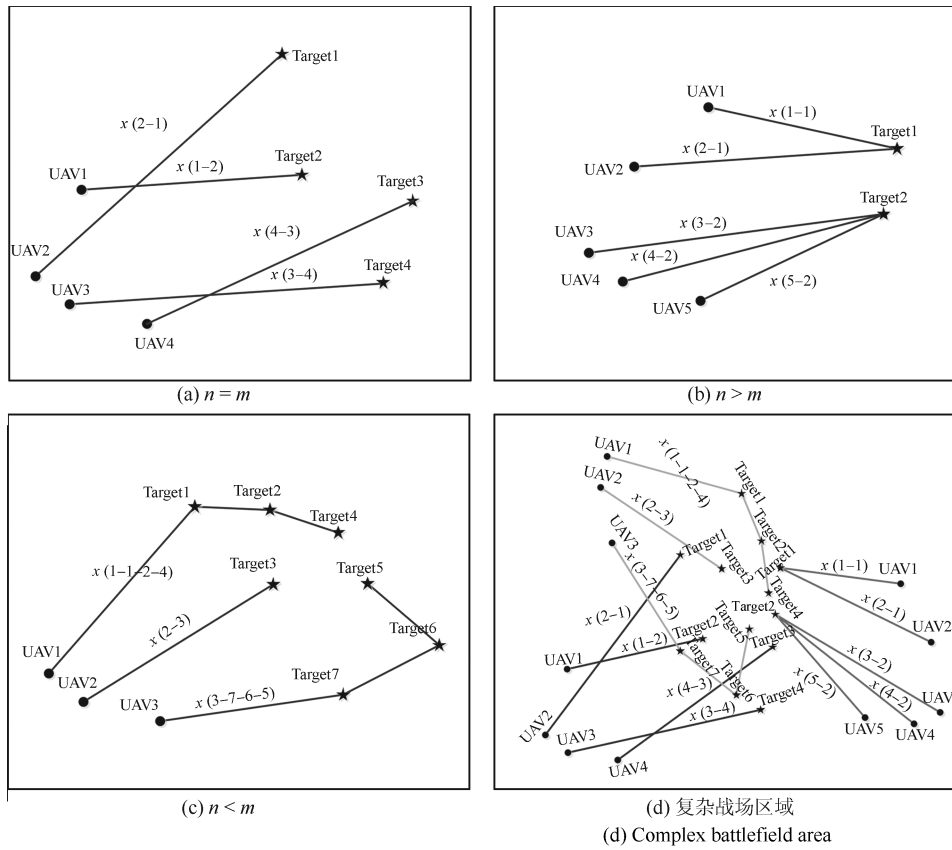


图 1 目标分配模型示意图
Fig. 1 Schematic drawing of target assignment model

式 (1) 中第一项代表总航程代价, ω 为目标的权重因子, ω 值越大, 表示该目标越重要. 第二项代表总飞行时间, α 为时间代价的比例缩放因子, 该因子使时间代价与航程代价保持同一量级. 总飞行时间选取 UAVs 中最大的执行时间, 即可保证所有 UAV 顺利完成任务. $x_{(u,ij)}$ 为决策变量, 决定 UAV 和目标的对应关系, 因此有:

$$x_{(u,ij)} = \begin{cases} x_{(u,i)}, & N = M \\ x_{([u_m, u_k], i)}, & N > M \\ x_{(u, [i, j])}, & N < M \end{cases} \quad (2)$$

$x_{(u,ij)}$ 在不同情况下表示的意义为

1) 当 $N = M$ 时, 表示一对一的对应关系:

$$x_{(u,i)} = \begin{cases} 1, & \text{任务 } i \text{ 被 } u \text{ 执行} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

2) 当 $N > M$ 时, $x_{([u_m, u_k], i)}$ 表示多对一的对应关系:

$$x_{([u_m, u_k], i)} = \begin{cases} 1, & \text{任务 } i \text{ 被 } [u_m, \dots, u_k] \text{ 执行} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

3) 当 $N < M$ 时, $x_{(u, [i, j])}$ 表示一对多的对应关系:

$$x_{(u, [i, j])} = \begin{cases} 1, & \text{任务 } [i, \dots, j] \text{ 被 } u \text{ 顺序执行} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $u \in \{1, 2, \dots, n\}$ 代表不同的 UAV, $(i, j) \in \{1, 2, \dots, m\}$ 代表不同的目标.

由以上模型定义, 该问题的约束条件可以表示为

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, m, \quad n \geq m \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^m X_{ij} = 1, \quad \forall i = 1, \dots, n, \quad n \leq m \quad (7)$$

$$\begin{cases} \tau = T(j)_{\min} - T(i)_{\max} \\ t_j \geq t_i + \tau, \quad i, j \in \{1, \dots, m\} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} [T_{k-1}, T_k] \neq \emptyset \\ \max\{t_i, \dots, t_j\} \leq T_k, \quad i, j \in \{1, \dots, m\} \\ \min\{t_i, \dots, t_j\} \geq T_{k-1}, \quad i, j \in \{1, \dots, m\} \end{cases} \quad (9)$$

$$\sum_{u=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d_{ij} x_{(u,ij)} \leq \sum_{k=1}^n D_k, \quad \forall k = 1, \dots, n \quad (10)$$

$$\max \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m t_{(u,ij)} x_{(u,ij)}, \forall u, i, j \right\} \leq T_k, \quad \forall k = 1, \dots, n \quad (11)$$

$$\bigcap_{u=1}^K ([t(u)_{\min}, t(u)_{\max}]) \neq \emptyset, \quad K \in \{1, \dots, n\} \quad (12)$$

其中, 式 (6) 表示当 $N \geq M$ 时, 每架 UAV 必须访问一个目标点; 式 (7) 表示当 $N \leq M$ 时, 每个目标点至少被一架 UAV 访问; 式 (8) 表示目标 j 必须晚于目标 i 执行的时序关系, 其中, τ 为 i, j 的最小时间间隔, T 为约定的任务完成时间, t 为实际执行时间; 式 (9) 表示多时窗约束, 按不同时窗对目标分组, 组内目标点不能超过该组时窗范围 $[T_{k-1}, T_k]$ 执行; 式 (10) 和式 (11) 表示最大航程约束和最大执行时间约束; 式 (12) 表示同时到达目标的协同约束, $t(u)$ 表示第 u 个 UAV 的执行时间, K 表示参加协同的 UAV 数量, 要求各 UAV 执行时间交集非空。

该模型将三种目标分配情况统一在一起, 描述了一致性的分配关系. 为求解该模型, 本文首先建立仿真战场环境, 设定地形信息、威胁区域、UAVs 和目标点的坐标; 然后, 根据分配模型结合三维垂直切面快速估算航程代价, 形成代价矩阵, 并对三种分配模型统一基因编码, 采用一致的 DE 进化算法求解, 求解时分析各种协同约束关系, 将航程代价、时间代价与约束违背量之和做为适应度函数; 最后, 在进化时通过查找代价矩阵和累加约束违背量提高适应度的计算效率, 增强分配结果的准确性, 最终获得可行的优化目标分配结果. 模型的体系结构如图 2 所示。

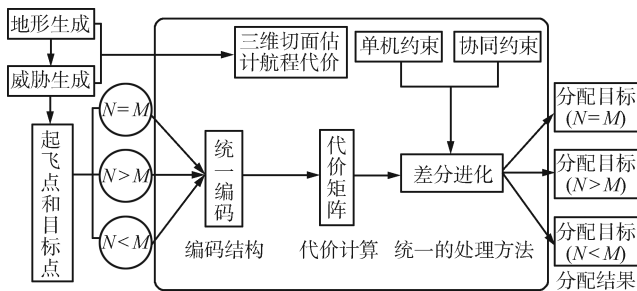


图 2 统一的目标分配模型结构图

Fig. 2 Structural drawing of uniform target assignment model

2 基于垂直切面的三维航程代价计算

2.1 航程代价的估算

UAV 在无法预知航迹的前提下, 不能精确计算航程代价, 只能用估计的代价求解目标分配问题. 因

此, 航程代价表示方法的优劣, 极大程度决定了分配结果的可靠性和合理性. 目前常利用两点间直线距离、有障碍连通图或 Voronoi 图上的航迹段距离来近似估算二维 UAV 的航程代价^[11]. 本文提出一种基于垂直切面的三维航程代价估算方法, 使在三维环境下估算的航程代价更合理。

该方法的主要思想是, 利用 UAV 和目标点间的三维垂直切面简化航程代价的估算, 忽略 UAV 的飞行限制条件, 在垂直切面上利用地形信息跟随和 UAV 飞行保持获取近似三维航程, 估算航程代价. 有效解决三维环境中连通图或 Voronoi 图无法表示航程、直线距离计算航程误差大、其他现有方法难以计算的问题。

本文采用数字高程模型 (Digital elevation model, DEM) 来描述战场区域空间的地貌形态. 通过初始点 S 和目标点 T 的连线做垂直水平面的切面, 将切面与地形相交的高程值作为估计航程的基准, 通过坐标变换, 在二维切面坐标系上规划出一条满足地形跟随和飞行高度策略的航迹, 此航迹的长度与目标权重的乘积即为预估计的航程代价. 算法具体步骤如下:

步骤 1. 取初始点 S , 目标点 T , 做连线 $L(S, T)$.

步骤 2. 在 $L(S, T)$ 上任取点 K 做 XOY 平面的垂线, 排除点 K , 在垂线上另取一点 M , 则不共线的三点 S, T, M 确定的平面即为垂直 XOY 的切面。

步骤 3. 求出切面与 DEM 高程的所有交点, 形成地形切线. 取 $L(S, T)$ 为 x 轴, Z 为 y 轴, 进行坐标变换, 将切面和切线映射至二维坐标系。

步骤 4. 根据地形切面, 按飞行策略生成估计航迹, 假设初始飞行高度比初始点高 mx , UAV 按此高度开始飞行, 当 UAV 与地形之间的距离小于 mx 时逐渐爬升; 当距离大于 mx 且小于 my 时保持平飞; 当距离大于 my 时逐渐下降, 如下式所示:

$$\begin{cases} h = h + 1, & h < mx \\ h = h, & mx < h < my \\ h = h - 1, & h > my \end{cases} \quad (13)$$

步骤 5. 计算估计航迹长度 L , 将其与目标点的权重相乘, 获得航程代价值 $D_{(i,j)}$:

$$D_{(i,j)} = L(S, T) \times w(T) \quad (14)$$

此外, 敌方雷达的侦测区域是 UAV 在战场中的主要威胁, 因此, 用以雷达所处地点为球心、最大侦

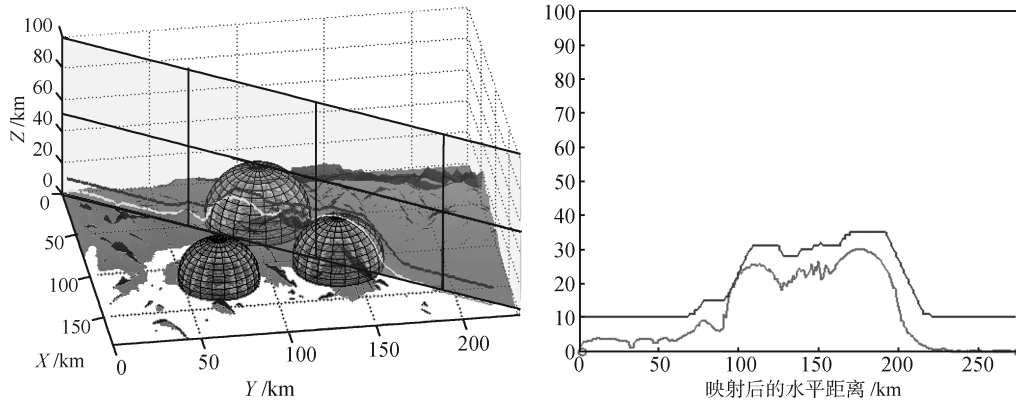


图3 三维切面示意图和映射后的航程

Fig. 3 Schematic drawing of 3D vertical section and mapped flight path length cost

测距离为半径的半球区域表示雷达威胁区:

$$Z_{\text{thread}}(i) = \sqrt{r_0^2 - (x - x_0)^2 - (y - y_0)^2} + z_0, \quad (15)$$

$$i = 1, \dots, n$$

其中, (x_0, y_0, z_0) 为圆心, r_0 为半径. 加入威胁区后, 估计航迹按照威胁和地形共同的高程值为基准进行调整, 生成符合实际情况的估计航程, 如图3所示.

采用此方法计算的航程, 虽然不是实际最短的航程, 但是充分利用了三维地形信息, 比计算两点间直线距离的方法更接近最优航程, 且计算过程简单, 适合三维环境的多机协同目标分配问题求解.

2.2 航程代价矩阵

利用垂直切面法估算航程代价比计算直线距离更复杂, 如果在迭代中重复计算会严重降低算法的性能. 参考匈牙利算法在代价矩阵中搜索最优组合^[8]的方法, 可以利用航程代价矩阵预先存储全部代价值, 在DE进化计算时, 通过查找航程代价矩阵减少重复计算, 提高算法的效率.

不同类型的目标分配模型, 其代价矩阵形式各不相同, 描述如下:

1) 当 $N = M$ 时, 代价矩阵 C_{cost1} 为方阵. 矩阵中的值 $c_{i,j}$ 表示第 i 架 UAV 执行第 j 个目标所需的航程代价.

$$C_{\text{cost1}} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n,1} & \cdots & c_{n,n} \end{pmatrix} \quad (16)$$

2) 当 $N > M$ 时, 代价矩阵 C_{cost2} 非方阵. 矩阵中的值 $c_{i,j}$ 与 C_{cost1} 中相同, 其中多架不同的 UAV 可以执行同一个目标. 求解时, 差分进化算法只累加相应分配目标的代价值, 这与匈牙利算法不同, 因此

不需要“虚设变量”, 将其补为方阵^[8].

$$C_{\text{cost2}} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ c_{2,1} & \cdots & c_{2,n} \\ c_{3,1} & \cdots & c_{3,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m,1} & \cdots & c_{m,n} \end{pmatrix} \quad (17)$$

3) 当 $N < M$ 时, 代价矩阵 C_{cost3} 由两部分组成, 矩阵上半部分为 UAV 与目标代价矩阵, 矩阵中的值 $c_{i,j}$ 与 C_{cost1} 中相同; 矩阵下半部分为目标与目标对应的代价矩阵, 矩阵中的每个值 $t_{i,j}$ 表示以目标点 t_i 为新的 UAV 起点与其他目标点 t_j 之间的航程代价, 该矩阵是一个左对角线为 0 的对称矩阵.

$$C_{\text{cost3}} = \begin{pmatrix} c_{1,1} & \cdots & c_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m,1} & \cdots & c_{m,n} \\ 0 & \cdots & t_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n,1} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad (18)$$

根据上述代价矩阵, 计算目标分配总航程代价和最大航行时间的方法如下:

1) 当 $N \geq M$ 时, 总航程代价为分配结果中所有 UAV 航程代价的总和, 最大航行时间为分配结果中所有目标耗费时间的最大值, 它们分别为

$$D_{\text{all}} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{ij} x_{(i,j)} \quad (19)$$

$$T_{\text{max}} = \max \left\{ \frac{d_{ij} x_{(i,j)}}{v_i}, \forall i, j \right\} \quad (20)$$

2) 当 $N < M$ 时, 是一个 SRP 问题, 其代价由 UAV 与目标代价和目标与目标代价两部分组成, 如图 4 所示. 此时, 总航程代价为所有 UAVs 完成巡逻的航程代价总和, 其总航程代价和最大航行时间分别为

$$D_{\text{all}} = \sum_{u=1}^n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (d_{ui}x_{(u,i)} + d_{ij}x'_{(i,j)}) \quad (21)$$

$$T_{\text{max}} = \max \left\{ \frac{d_{ui}x_{(u,i)}}{v_u} + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \frac{d_{ij}x'_{(i,j)}}{v_u}, \forall u, i, j \right\} \quad (22)$$

3 协同分配算法和约束关系计算

3.1 协同目标分配算法

在文献 [21] 的基础上, 本文利用航程代价矩阵优化 DE 算法求解多机协同目标分配问题. 对不同的模型统一编码, 用 UAV 与目标点的对应关系对 $[u_i, j]$ 表示基因, 当 $N \geq M$ 时, 对应关系为执行关系; 当 $N < M$ 时, 对应关系为巡逻关系, 为确保基因唯一性, 染色体中的基因对不能重复.

在 DE 进化过程中, 算法通过查找航程代价矩阵, 提高种群适应度的计算效率; 同时计算各种协同约束违背量, 提高算法准确性; 最后, 通过种群进化, 迭代搜索问题的可行解. 该问题求解的优化目标由进化算法的适应度函数给出:

$$\text{fitness}(P_j^i) = f_{\text{cost}}(P_j^i) + \beta \sum_{l=1}^L c_{l,i}, i \in [1, n], j \in [1, k] \quad (23)$$

1) $f_{\text{cost}}(P_j^i)$ 代表每代种群完成任务的最优化目标, 该项是总航程代价和总飞行时间代价之和;

2) $\beta \sum_{l=1}^L c_l$ 代表各种协同约束关系, 其中, β 为比例缩放因子, $\sum_{l=1}^L c_l$ 为协同违背量的惩罚因子. 在适应度函数中起约束限制作用.

3.2 协同约束关系计算

根据多机目标分配的实际需求, 主要考虑以下几项协同约束关系, 通过约束违背量的计算, 使目标分配的结果更加合理, 算法的准确性有所提高.

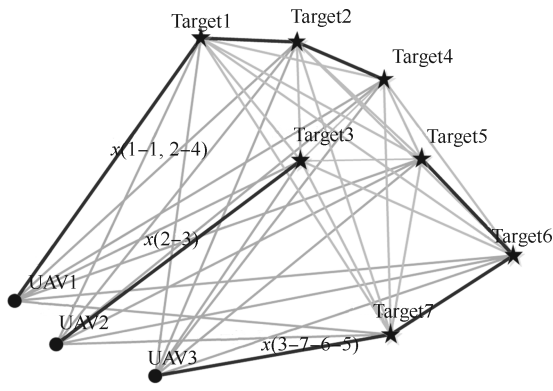
1) 最大航程约束: 体现各 UAV 的性能和航油消耗指标, 表示在完成过程中各 UAV 的最大航程限制. 该约束反映协同的关键是: 保证每架 UAV 分配其能力可行的目标, 如果分配的目标不可达, 将对其进行惩罚. 最大航程约束能够协调不同能力的 UAV 共同完成指定的任务.

$$D_{\text{constrain}} = \begin{cases} 0, & d_{ij} \leq D_i \\ n, & d_{ij} > D_i \end{cases} \quad (24)$$

其中, D 为 UAV 最大航程能力矩阵, d_{ij} 为航程代价, 当 UAV 航程代价超过其最大航程时进行惩罚.

2) 最大飞行时间约束: 体现了 UAV 的速度约束和执行任务的续航性能, 表示 UAV 完成任务的最长飞行时间限制. 该约束反映协同的关键是: 保证所有 UAV 都在其最大执行时间内完成分配的目标. 最大飞行时间约束能够协调各 UAV 在规定时间内打击目标.

$$T_{\text{constrain}} = \begin{cases} 0, & \frac{D_{(i,j)}}{v_{u_{\min}}} \geq \frac{d_{ij}}{\bar{v}_u} \\ m, & \frac{D_{(i,j)}}{v_{u_{\min}}} < \frac{d_{ij}}{\bar{v}_u} \end{cases} \quad (25)$$



	Target1	Target2	Target3	Target4	Target5	Target6	Target7
UAV1	C(1, 1)	C(1, 2)	C(1, 3)	C(1, 4)	C(1, 5)	C(1, 6)	C(1, 7)
UAV2	C(2, 1)	C(2, 2)	C(2, 3)	C(2, 4)	C(2, 5)	C(2, 6)	C(2, 7)
UAV3	C(3, 1)	C(3, 2)	C(3, 3)	C(3, 4)	C(3, 5)	C(3, 6)	C(3, 7)
UAV 代价矩阵							
Target1	0	C(1, 2)	C(1, 3)	C(1, 4)	C(1, 5)	C(1, 6)	C(1, 7)
Target2	C(2, 1)	0	C(2, 3)	C(2, 4)	C(2, 5)	C(2, 6)	C(2, 7)
Target3	C(3, 1)	C(3, 2)	0	C(3, 4)	C(3, 5)	C(3, 6)	C(3, 7)
Target4	C(4, 1)	C(4, 2)	C(4, 3)	0	0	C(4, 6)	C(4, 7)
Target5	C(5, 1)	C(5, 2)	C(5, 3)	C(5, 4)	C(5, 5)	C(5, 6)	C(5, 7)
Target6	C(6, 1)	C(6, 2)	C(6, 3)	C(6, 4)	C(6, 5)	0	C(6, 7)
Target7	C(7, 1)	C(7, 2)	C(7, 3)	C(7, 4)	C(6, 5)	C(7, 6)	0
巡逻目标代价矩阵							

图 4 SRP 示意图和代价矩阵

Fig. 4 Schematic drawing of SPR and cost matrix

其中, $v_{u_{\min}}$ 为 UAV 最低飞行速度, \bar{v}_u 为 UAV 平均飞行速度, 当 UAV 平均飞行时间超过最大飞行时间时进行惩罚.

3) 目标间时序约束: 体现了目标间的执行顺序和依赖关系, 表示 UAV 打击目标的时序特性和多时窗逻辑. 该约束反映协同的关键是: 重要的目标应优先执行, 其他目标在重要目标之后执行; 当具有多个时窗逻辑时, 目标要严格限制在规定的时窗内执行.

$$Ord_{\text{constrain}} = \begin{cases} 0, & T_j - T_i > 0 \\ k, & T_j - T_i \leq 0 \end{cases} \quad (26)$$

式 (26) 表示算法趋于淘汰违背时序的分配结果. 时序约束可由目标时序约束矩阵给出, 该矩阵由多个二元组 (i, j) 组成, 表示任务 i 必须在任务 j 之前执行.

$$T_{\text{window}} = \begin{cases} 0, & T_{k-1} \leq [t_i, \dots, t_j] \leq T_k \\ l, & [t_i, \dots, t_j] > T_k, [t_i, \dots, t_j] < T_{k-1} \end{cases} \quad (27)$$

式 (27) 表示同一时窗中的 UAV 若超出时窗范围, 则进行惩罚, $[T_{k-1}, T_k]$ 是第 k 个时窗的范围, t_i 到 t_j 为该时窗中包含目标的执行时间.

4) 同时到达约束: 体现了多机协作共同执行任务的能力, 表示多 UAVs 必须同时到达某个目标. 该约束反映协同的关键是: 执行相同任务的 UAVs 打击目标的时间窗口有交集, 多机可以同时发起攻击.

$$T_{\min}(i) = \frac{L_{p_i}}{v_{\max}} + T_{\text{start}}, \quad T_{\max}(i) = \frac{L_{p_i}}{v_{\min}} + T_{\text{start}} \quad (28)$$

$$C_{\text{constrain}} = \begin{cases} 0, & \bigcap_{i=1}^K ([T_{\min}(i), T_{\max}(i)]) \neq \emptyset \\ k, & \bigcap_{i=1}^K ([T_{\min}(i), T_{\max}(i)]) = \emptyset \end{cases} \quad (29)$$

式 (28) 表示 UAV 的最小、最大飞行时间, 式 (29) 表示若 UAVs 时间交集为空, 则进行惩罚. 当 UAVs 满足该约束时, 对飞行时间短的 UAV, 通过设置初始等待时间协调多 UAVs 同时到达目标.

4 仿真实验结果与分析

本文在双核主频 1.86 GHz, 内存 4 GB, 并安装 64 位操作系统的微机上, 利用 64 位版本的 Matlab 仿真软件, 对三维多 UAVs 协同目标分配算法进行仿真实验. 假设执行任务的三维空间尺度为: $180 \text{ km} \times 220 \text{ km} \times 50 \text{ km}$, 采用标准 DEM 地形数据, 随机设置三个固定雷达侦测点, 设定不同的 UAV 和目标数量及初始参数, 对目标分配模型进行仿真实验.

实验 1. 针对分配模型进行仿真, 验证改进算法能否统一处理不同的分配情况; 能否找到较优的可行解; 能否处理各种协同约束关系. 实验初始数据设定如表 1 所示, 设定 UAV 和目标点的数量: $N \leq 8, M \leq 8$; 起飞点的坐标矩阵 UAV ; 飞行器能力矩阵 En (UAV 最大、最小飞行速度); 飞行器最大航程矩阵 $MaxD$; 目标点坐标矩阵 $TARGET$; 目标点权重矩阵 W (W 分为四个级别, 级别高的优先执行); 目标点时序关系矩阵 $TSort$ ($[i, j]$ 表示任务 i 先于任务 j 执行).

考虑最大航程约束、最大飞行时间约束、目标间时序约束, 在 $N > M$ 时, 考虑同时到达约束, 设定算法迭代 500 次, 交叉率 $P_c = 0.9$, 变异率 $S_c = 0.5$, 实验结果如图 5 所示; 为验证算法搜索较优解和处理协同约束的能力, 对每个模型进行十次实验, 分配结果如表 2 所示, 表 2 中 UAV 表示无人机序列, TAR 表示目标点序列, 各种约束关系用布尔值表示, 值为 0 表示符合该约束条件, 为 1 表示违背了该约束; 代价值是一个综合了优化目标和各种约束违背量的适应度分值, 且根据不同模型进行了适当缩放, 所以是无单位量纲.

表 1 实验 1 的数据设定
Table 1 Data setting of Experiment 1
(a) $N = M$

数量	1	2	3	4	5	6	7	8
UAV	[11, 2, 3]	[2, 17, 5]	[34, 26, 7]	[5, 2, 2]	[6, 33, 3]	[27, 34, 6]	[21, 45, 5]	[25, 12, 3]
En (km/m)	[0.2, 0.3]	[0.2, 0.4]	[0.4, 0.75]	[0.3, 0.6]	[0.2, 0.3]	[0.35, 0.45]	[0.3, 0.5]	[0.3, 0.6]
$MaxD$ (km)	400	700	650	500	700	900	450	610
$TARGET$	[40, 210, 22]	[170, 90, 13]	[80, 197, 21]	[172, 120, 13]	[160, 56, 13]	[160, 143, 21]	[170, 200, 21]	[113, 200, 12]
W	1	3	4	2	1	1	3	2
$TSort$	[3, 4]	[5, 2]	[6, 8]	[7, 4]				

(b) $N > M$

数量	1	2	3	4	5	6	7	8
<i>UAV</i>	[31, 20, 11]	[112, 27, 12]	[134, 26, 7]	[45, 52, 11]	[36, 133, 12]	[67, 34, 16]	[21, 185, 10]	[26, 62, 11]
<i>En</i> (km/m)	[0.2, 0.3]	[0.2, 0.4]	[0.4, 0.75]	[0.3, 0.6]	[0.2, 0.3]	[0.35, 0.45]	[0.3, 0.5]	[0.3, 0.6]
<i>MaxD</i> (km)	400	700	300	350	700	900	450	610
<i>TARGET</i>	[40, 190, 13]	[120, 180, 21]	[112, 199, 13]					
<i>W</i>	1	1	1					
<i>TSort</i>	[1, 2]	[3, 1]						

(c) $N < M$

数量	1	2	3	4	5	6	7	8
<i>UAV</i>	[150, 27, 5]	[65, 26, 23]	[11, 45, 5]					
<i>En</i> (km/m)	[0.2, 0.4]	[0.4, 0.75]	[0.3, 0.6]					
<i>MaxD</i> (km)	900	700	850					
<i>TARGET</i>	[30, 181, 12]	[15, 133, 13]	[19, 151, 12]	[160, 192, 13]	[100, 100, 23]	[160, 113, 12]	[22, 101, 11]	[173, 140, 12]
<i>W</i>	1	1	3	1	1	4	1	1
<i>TSort</i>	[2, 4]	[4, 6]	[7, 3]	[8, 5]				

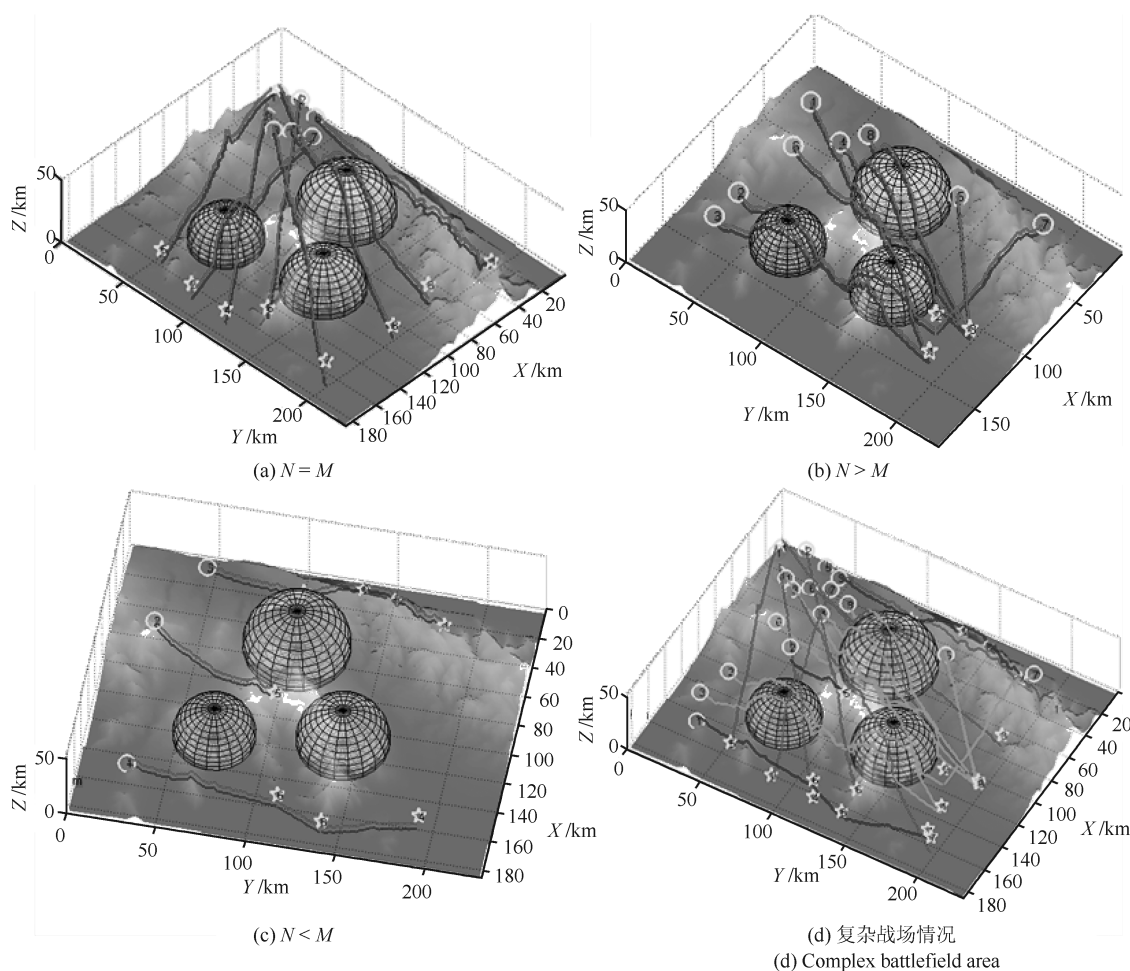


图 5 实验 1 的分配结果

Fig. 5 Assignment results of Experiment 1

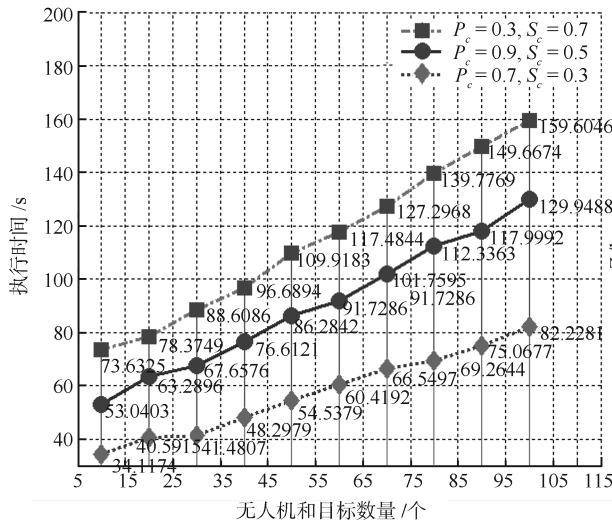


图6 实验2的结果

Fig.6 The results of Experiment 2

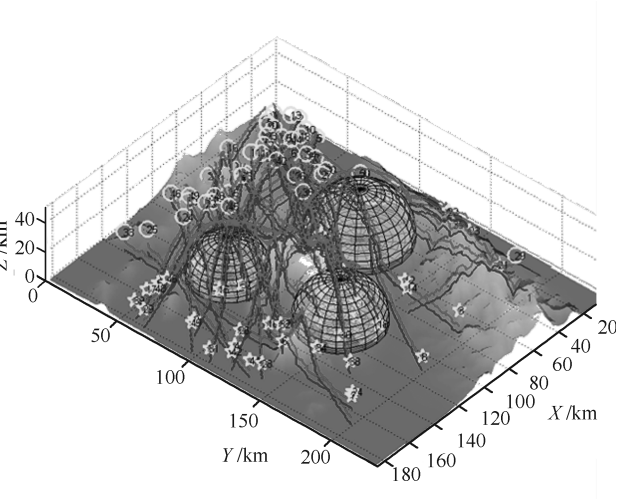


表2 实验1的分配结果数据

Table 2 The assignment results of Experiment 1 data

(a) $N = M$

解集	代价值	实验次数	平均时间 (s)	航程约束	时间约束	时序约束
UAV 1 2 3 4 5 6 7 8	993.180 9	10	52.637 8	0	0	0
TAR 5 6 7 8 1 3 2 4						

(b) $N > M$

解集	代价值	实验次数	平均时间 (s)	同时到达	航程约束	时间约束	时序约束
UAV 2 1 7 3 8 5 4 6	792.840 8	10	401.013 1	0	0	0	0
TAR 1 1 2 2 3 3 3 3							

(c) $N < M$

解集	代价值	实验次数	平均时间 (s)	航程约束	时间约束	时序约束
UAV 1 1 1 2 3 3 3 3	869.228 2	10	363.382 5	0	0	0
TAR 8 4 6 5 2 1 3 7						

从实验结果可以看出, 算法适合解决三种不同情况的多机目标分配问题, 且满足各种协同约束条件; 多组实验均收敛到一致的解, 证明算法具有一定的全局寻优能力, 能够找到较好的可行解. 从图5中可以看出, 目标分配对应的结果和估计的航程表示(图5(a)~5(c)中深色线代表垂直切面与地形的交线, 浅色线代表估计航程), 图5(d)是综合复杂战场情况下分配的结果. 从表2中可以看出, $N = M$ 时, 计算量小, 算法时间短, $N > M$ 和 $N < M$ 时, 相对复杂, 算法时间较长; 三种情况分配的结果均可满足最大航程约束、最大时间约束和时序协同约束, 在 $N > M$ 时, 可满足同时到达目标的协同约束.

实验2. 对比 UAV 和目标点数量增多时算法的效率, 并比较交叉率和变异率对求解的影响, 验证增大求解规模时算法的分配能力. 当 $N = M$ 时, 执行时间随目标数量增加的曲线(图6(a)), 和 $N = M = 50$ 时分配的结果(图6(b)), 如图6所示.

从实验结果可以看出, 算法执行时间随 UAV 和目标数量的增多, 近似成比例增长, 可以有效对问题求解. 不同的交叉率和变异率对执行时间影响较大, 当两者较小时, 虽能减少算法执行时间, 但会导致局部最优; 当两者较大时, 会增加执行时间, 降低算法效率. 因此适当的交叉率和变异率设置是获得算法最优性能的关键.

当 $N > M$ 和 $N < M$ 时, 由于模型的不平衡性, 导致问题的复杂度远大于 $N = M$ 的情况. 为验证算法性能, 逐渐增大实验的规模, 分别设定四组 UAV 和目标数量递增的实验进行比较. 最后, 为验证算法处理大规模综合作战的能力, 分别设定 UAV 和目标数量为 100 和 150 两组各种模型综合的复杂战场情况进行实验, 实验的结果如表3所示.

从表3可以看出, 当 $N > M$ 或 $N < M$ 时, 算法性能和执行效率随 UAV 和目标数量的增多降低较快, 违背协同约束条件的次数增多, 这与该模型下问题的复杂程度成正比, 算法虽然执行时间较长, 但获得的可行解接近全局最优解, 能够有效完成目标分配任务. 在综合求解复杂战场情况时, 任务类型是 $N = M$ 、 $N > M$ 和 $N < M$ 三种情况的综合, 因此, 要对任务进行分组并设置不同时窗, 算法耗费时间长, 违背约束次数多, 但能够获得最终分配的可行解, 说明该方法能够求解综合情况下较大规模的目标分配问题.

表 3 $N > M$ 、 $N < M$ 和综合情况比较结果
Table 3 Compare results with $N > M$, $N < M$, and integrated case

类型	N	M	P_c	S_c	迭代次数	代价值	执行时间 (s)	违背约束 (次)
$N > M$	8	3	0.9	0.5	500	792.8408	413.1218	0
	20	10	0.7	0.4	500	3 104.1021	700.6941	4
	30	20	0.6	0.3	500	4 615.9210	876.7100	6
	50	30	0.8	0.2	500	7 939.8401	1 048.5010	6
$N < M$	3	8	0.9	0.5	500	869.2282	367.6788	0
	10	20	0.6	0.4	500	4 084.7105	729.9911	3
	20	30	0.8	0.2	500	7 293.7608	673.4563	1
	30	50	0.7	0.3	500	16 300.0384	1 504.1426	2
综合情况	100	100	0.8	0.4	500	16 811.60000	2 003.8339	11
	150	150	0.7	0.3	500	27 963.30000	2 675.9532	13

5 结论

为解决复杂多约束 UAVs 协同目标分配问题, 本文对指派模型进行扩展, 建立了统一的目标分配模型; 充分利用三维信息, 改进航程代价计算方法, 提高了代价计算的合理性; 研究多机协同约束条件, 计算约束违背量, 使分配结果更准确. 仿真实验表明该方法通用性较强, 适应能力较好, 能够有效解决三维环境下不同模型的多机多目标分配问题.

下一步工作将着重研究差分进化在协同目标分配中的启发式和分布式进化规则, 以及协同目标分配任务中目标之间的依赖关系和无人机编队分组划分规则, 并在此基础上, 深入研究多 UAVs 协同航迹规划方法.

References

- Sujit P B, Sinha A, Ghose D. Multiple UAV task allocation using negotiation. In: Proceedings of the 5th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems. Hakodate, Hokkaido, Japan: ACM, 2006. 471–478
- Yan P. Research on Methodology of Route Planning and Task Assignment for Unmanned Air Vehicles [Ph.D. dissertation], Huazhong University of Science and Technology, China, 2006
- Chen G S, Cruz J B. Genetic algorithm for task allocation in UAV cooperative control. In: AIAA Conference on Guidance, Navigation, and Control. Austin, USA: AIAA, 2002. 11–14
- Ye Wen, Zhu Ai-Hong, Pan Chang-Peng, Fan Hong-Da. Cooperation mission assignment algorithm for multi-UCAV. *Systems Engineering and Electronics*, 2010, **32**(1): 104–108 (叶文, 朱爱红, 潘长鹏, 范洪达. 多UCAV协同目标分配算法研究. *系统工程与电子技术*, 2010, **32**(1): 104–108)
- Wang X Z, Ci L L, Li J S, Yu N. Based on PSO algorithm multiple task assignments for cooperating UAVs. In: Proceedings of the 2010 International Conference on Educational and Information Technology. Chongqing, China: IEEE, 2010. V2–V5
- Shima T, Rasmussen S J, Sparks A G, Passino K M. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms. *Computers and Operations Research*, 2005, **33**(1): 325–3269
- Tang S Y, Qin Z, Xin J K. Collaborative task assignment scheme for multi-UAV based on cluster structure. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Nanjing, China: IEEE, 2010. 285–289
- Liu Yi, Tong Ming-An. An application of Hungarian algorithm to the multi-target assignment. *Fire Control and Command Control*, 2002, **27**(4): 34–37 (柳毅, 佟明安. 匈牙利算法在多目标分配中的应用. *火力与指挥控制*, 2002, **27**(4): 34–37)
- Ma Pei-Jun, Mao Yun-Yun, Zhang Hong-Tao, Su Xiao-Hong. Cooperative planning for multiple trajectories with multiple constraints based on 3DSAS. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, **33**(7): 1527–1533 (马培军, 毛云云, 张洪涛, 苏小红. 基于3DSAS的多约束多航迹协同规划与搜索方法. *系统工程与电子技术*. 2011, **33**(7): 1527–1533)
- Bellingham J, Tillerson M, Richards A, How J P. Multi-task allocation and path planning for cooperating UAVs. *Cooperative Control: Models, Applications and Algorithms*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003. 23–39
- Long T. Research on Distributed Task Allocation and Coordination for Multiple UCAVs Cooperative Mission Control [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2006
- Long Tao, Shen Lin-Cheng, Zhu Hua-Yong, Niu Yi-Feng. Distributed task allocation and coordination technique of multiple UCAVs for cooperative tasks. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(7): 731–737 (龙涛, 沈林成, 朱华勇, 牛轶峰. 面向协同任务的多UCAV分布式任务分配与协调技术. *自动化学报*, 2007, **33**(7): 731–737)
- Su Zhao-Pin, Jiang Jian-Guo, Liang Chang-Yong, Zhang Guo-Fu. A distributed algorithm for parallel multi-task allocation based on profit sharing learning. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(7): 865–872 (苏兆品, 蒋建国, 梁昌勇, 张国富. 一种基于P学习的分布并行多任务分配算法. *自动化学报*, 2011, **37**(7): 865–872)
- Eun Y, Bang H. Cooperative task assignment/path planning of multiple unmanned aerial vehicles using genetic algorithms. *Journal of Aircraft*, 2009, **46**(1): 338–343
- Beard R W, McLain T W, Goodrich M A, Anderson E P. Coordinated target assignment and intercept for unmanned air vehicles. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2002, **18**(6): 911–922
- Ding Ming-Yue, Zheng Chang-Wen, Zhou Cheng-Ping. *Unmanned Aerial Vehicle Trajectory Planning*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009. 213–269 (丁明跃, 郑昌文, 周成平. 无人飞行器航迹规划. 北京: 电子工业出版社, 2009. 213–269)
- Ho S Y, Lin H S, Liauh W H, Ho S J. OPSSO: Orthogonal particle swarm optimization and its application to task assignment problems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2008, **38**(2): 288–298

- 18 Guo Bo, Wang She-Wei, Tao Jun. Cooperative task allocation for unmanned combat aerial vehicles using improved particle colony algorithm. *Computer Simulation*, 2009, **26**(7): 62–64, 153
(国博, 王社伟, 陶军. 改进粒子群算法的多无人机任务分配研究. 计算机仿真, 2009, **26**(7): 62–64, 153)
- 19 Pohl A J, Lamont G B. Multi-objective UAV mission planning using evolutionary computation. In: Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference. Florida, USA: IEEE, 2008. 1268–1279
- 20 Darrah M A, Niland W M, Stolarik B M. UAV cooperative task assignments for a SEAD mission using genetic algorithms. In: Proceedings of the 2006 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. Colorado, USA: AIAA, 2006. AIAA-2006-6456
- 21 Song Min, Wei Rui-Xuan, Feng Zhi-Ming. Cooperative task assignment for heterogeneous multi-UAVs based on differential evolution algorithm. *Journal of System Simulation*, 2010, **22**(7): 1706–1710
(宋敏, 魏瑞轩, 冯志明. 基于差分进化算法的异构多无人机任务分配. 系统仿真学报, 2010, **22**(7): 1706–1710)



赵明 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为信息融合, 目标分配, 航迹规划和多无人机协同. 本文通信作者.

E-mail: sequoia00@163.com

(**ZHAO Ming** Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers information fusion, target assignment, trajectory planning, and multi-UAVs cooperative. Corresponding author of this paper.)

His research interest covers information fusion, target assignment, trajectory planning, and multi-UAVs cooperative. Corresponding author of this paper.)



苏小红 博士, 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为信息融合, 软件工程和神经网络.

E-mail: sxh@hit.edu.cn

(**SU Xiao-Hong** Ph.D., professor at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. Her research interest covers in-

formation fusion, software engineering, and neural networks.)



马培军 博士, 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为信息融合, 软件工程和模式识别.

E-mail: ma@hit.edu.cn

(**MA Pei-Jun** Ph.D., professor at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers in-

formation fusion, software engineering, and pattern recognition.)



赵玲玲 博士, 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院讲师. 主要研究方向为信息融合和目标跟踪.

E-mail: zhaolinglinghit@126.com

(**ZHAO Ling-Ling** Ph.D., lecturer at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. Her research interest covers in-

formation fusion and target tracking.)