



考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配

严飞^{1,2}, 祝小平^{2,3*}, 周洲⁴, 唐杨^{1,2}

1. 西北工业大学无人机特种技术重点实验室, 西安 710065

2. 西北工业大学航天学院, 西安 710072

3. 西北工业大学无人机研究所, 西安 710065

4. 西北工业大学航空学院, 西安 710072

* 通信作者. E-mail: zhuxp@nwpu.edu.cn

收稿日期: 2018-12-25; 接受日期: 2019-03-10; 网络出版日期: 2019-05-08

国防预研项目 (批准号: 41411030401) 资助

摘要 针对侦察/攻击型多无人机协同搜索和攻击作战想定, 考虑其中相互耦合的任务分配和航迹规划问题, 提出了一种获得最大系统效能的任务分配算法以及同时攻击目标的航迹规划算法. 该任务分配算法基于合同网协议, 考虑目标的资源需求和无人机的资源约束关系, 其目标函数中同时包含执行目标的收益和代价. 航迹规划中, 考虑无人机的运动学约束和同时攻击目标的需求, 提出了基于协同粒子群算法和协同函数、协同变量相结合的算法. 仿真结果表明, 所提出的任务分配方法较之多项式时间联盟构建算法 (PTCFA), 能够获得至少 8% 的效能提升.

关键词 多无人机, 任务分配, 航迹规划, 同时到达, PH 曲线

1 引言

无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 已经广泛地用于执行各种民用和军用枯燥、危险和肮脏 (dull, dangerous, dirty, DDD) 任务. 由于单无人机执行任务的效率低、鲁棒性差, 所以需使用多 UAV 协同执行任务^[1,2], 如使用多异构无人机执行战区的协同搜索和目标攻击任务.

在协同搜索和攻击场景中, 多无人机任务规划是其中的一个关键难题. 其含义主要是指在满足各类约束条件下, 为多无人机分配任务以及规划航迹, 使系统效能达到最大^[3]. 根据分层控制方法^[4] 该问题可分成任务分配和航迹规划两个子问题, 但这两个子问题是相互耦合的^[5,6], 求解任务分配方案需要获取各无人机执行任务的航迹代价, 而准确的航迹依赖于任务分配的结果^[7].

针对任务分配和航迹规划的耦合性, 文献 [8] 的任务分配目标函数考虑目标价值和无人机到达目标的时间, 其航迹代价使用基于树搜索的 Dubins 路径长度表示. 文献 [9] 使用 A* 算法预估各无人机

引用格式: 严飞, 祝小平, 周洲, 等. 考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配. 中国科学: 信息科学, 2019, 49: 555-569, doi: 10.1360/N112018-00338

Yan F, Zhu X P, Zhou Z, et al. Real-time task allocation for a heterogeneous multi-UAV simultaneous attack (in Chinese). Sci Sin Inform, 2019, 49: 555-569, doi: 10.1360/N112018-00338

到各目标的折线段距离, 建立相对距离矩阵, 作为任务分配目标函数中的代价项, 之后根据任务分配结果, 进行更加准确的航迹规划.

上述文献都假定一项任务可以被单架无人机执行, 没有考虑多无人机共同执行某项任务的情况, 而在实际战场环境中, 摧毁一个目标经常需要多个无人机的资源, 这就需要多架无人机同时攻击, 实现对目标的饱和攻击.

文献 [10,11] 使用多异构无人机执行战场搜索和目标攻击任务, 考虑了目标的资源需求和无人机资源约束, 使用无人机联盟同时攻击目标. 但这类文献的目标函数中仅考虑了使无人机联盟完成任务时间最短^[10] 从而获得的目标价值收益最大^[11], 没有考虑无人机联盟执行任务的航迹代价, 这通常会造成员盟中无人机数目较多, 从而增加我方无人机群的代价.

在考虑目标资源需求条件下, 需要多无人机同时攻击目标, 实现饱和攻击. 目前主要有两类实现同时到达的方法: 第一种方法先为各无人机规划航迹, 之后通过调整速度实现同时到达^[12,13], 但这类方法容易造成速度饱和^[14]. 第二种方法为各无人机规划等长航迹, 各无人机以相同速度等速飞行, 如直接规划等长航迹^[15]、短航迹加机动^[9]等, 这类算法大多使用协进化智能算法^[16], 这两类方法大都将无人机建模成 Dubins 模型, 但 Dubins 路径的直线段和曲线段的连接部分曲率不连续, 真实情况下, 由于无人机的侧向加速度不能突变, 其跟踪 Dubins 路径会产生较大的误差. 而另一些学者使用 PH 路径进行无人机航迹规划, 获得了不错的效果^[17].

本文针对侦察型/攻击型无人机群对战区的搜索攻击任务规划问题展开研究, 在考虑无人机资源约束、目标资源需求的前提下, 考虑目标函数中的收益和航迹代价影响, 提出了一种基于合同网的任务分配方法. 然后基于 PH 路径, 提出了一种同时使用协同粒子群和协同变量、协同函数的航迹规划方法, 同时控制航迹长度和各无人机速度, 实现多无人机同时攻击目标.

2 问题描述

战场上存在由侦察型和攻击型无人机组成的无人机群, 该无人机群执行战区的搜索和目标攻击任务. 战区内可能存在多个目标, 目标的初始位置未知, 无人机群首先执行目标搜索任务, 当发现目标时, 根据目标的资源需求, 指派合适的攻击型无人机对目标进行同时攻击.

2.1 无人机和目标模型

设战场上有 M 个目标, 初始时刻, 无人机群没有目标的位置和所需资源信息, 当无人机群探测到目标时, 能获取目标的位置信息 (x_i, y_i) 及其所需资源信息 \mathbf{R}_j^T :

$$\mathbf{R}^{T_j} = (R_1^{T_j}, \dots, R_m^{T_j}), \quad j = 1, \dots, M, \quad (1)$$

其中 $R_p^{T_j}, p = 1, \dots, m$ 表示摧毁目标 T_j 所需的第 p 种资源的数量, 例如 $\mathbf{R}^{T_j} = (3, 4)$, 表示摧毁目标 T_j 需要 3 个 I 型资源和 4 个 II 型资源. 成功摧毁目标所获得收益如下:

$$\text{reward}_j = \text{value}(T_j) \cdot \Psi(t), \quad (2)$$

其中 $\text{value}(T_j)$ 为初始时刻目标的重要程度, $\Psi(t) \in [0, 1]$ 且随时间递减, 表示摧毁目标所获得的价值随时间递减, 如式 (3) 所示, 其中 β 代表收益的下降速度, β 越大, 摧毁目标的收益随时间下降越快, 反之亦然.

$$\Psi(t) = e^{-\beta t}. \quad (3)$$

初始时刻, 战场上有 $\mathbf{U}^A = (U_1^A, \dots, U_{N_1}^A)$ 等 N_1 架侦察型无人机和 $\mathbf{U}^B = (U_1^B, \dots, U_{N_2}^B)$ 等 N_2 架攻击型无人机. 无人机群的异构性体现在其携带资源和运动学模型不同, 侦察型和攻击型无人机均可携带不随时间消耗的侦察资源, 如 SAR、CCD、激光照射、电子侦收等高性能侦察设备, 攻击型无人机可携带消耗型的攻击型资源:

$$\mathbf{R}^{U_i} = (R_1^{U_i}, \dots, R_n^{U_i}), \quad i = 1, \dots, N_2, \quad (4)$$

其中 $R_q^{U_i}, q = 1, \dots, n$ 表示无人机 U_i 携带的第 q 型资源的数目.

初始时刻, 无人机没有关于目标的坐标和资源需求信息, 由侦察型和攻击型无人机组成的机群执行战区协同搜索任务, 本文采用随机搜索策略对战区进行搜索^[18]. 当机群中的某架无人机发现目标, 其可获得目标的重要性信息 $\text{value}(T_j)$, 位置信息 (x_j^T, y_j^T) 及摧毁目标所需的资源信息 \mathbf{R}^{T_j} . 本文假设无人机在 2 维平面内飞行, 不考虑无人机的起飞和降落过程.

无人机的运动学模型可以表示如下:

$$\dot{x}_i = V_i \cos(\varphi_i), \quad \dot{y}_i = V_i \sin(\varphi_i), \quad \dot{\varphi}_i = \omega_i, \quad (5)$$

其中 (x_i, y_i) 为无人机 U_i 当前位置信息, φ_i 为其当前时刻航迹偏角, V_i 为当前时刻速度, ω_i 表示其航迹偏角速度. 本文假设无人机的速度和航迹偏角速度为直接可控量, 无人机 U_i 的最小转弯半径为 R_{\min}^i , 则其控制量范围如下:

$$V_{\min,i} \leq V_i \leq V_{\max,i}, \quad \omega \leq \left| \frac{V_i}{R_{\min}^i} \right|. \quad (6)$$

2.2 目标函数和约束条件

由侦察型和攻击型无人机组成的机群首先执行协同搜索任务, 当机群发现某个目标时, 根据目标的资源需求指派合适的联盟同时攻击目标. 系统效能可以通过摧毁目标获得的收益和执行任务的代价组成, 如下式所示:

$$\max J = \sum_{j=1}^M \left(w_1 \cdot \text{value}(T_j) \cdot \Psi(t_j) - w_2 \cdot \sum_{i=1}^{n_c} l_{ij} \right), \quad (7)$$

其约束条件为

$$\sum_{i \in C} R_p^{U_i} \geq R_p^{T_j}, \quad p = 1, \dots, m, \quad (8)$$

$$d_{S,i} + d_{A,i} \leq D_{\max,i}, \quad i = 1, \dots, N_1, \quad d_{S,i} \leq D_{\max,i}, \quad i = 1, \dots, N_2, \quad (9)$$

其中, 在目标函数式 (7) 中, 减号之前表示摧毁目标 T_j 所获得的收益, 减号后为无人机联盟同时攻击目标 T_j 所消耗的代价, w_1, w_2 为目标函数中收益项和代价项的权值, 通过对权值的调整, 可以方便地修改目标函数, 如增大 w_1 可以获得尽早攻击目标的联盟, 增大 w_2 则可以获得总航迹代价较小的联盟. l_{ij} 为执行目标 T_j 的无人机联盟中无人机 i 的航迹代价, n_c 为联盟中攻击型无人机的数目. 式 (8) 表示饱和攻击目标的资源约束. 式 (9) 表示侦察和攻击型无人机的飞行航迹长度不能超过其最大可飞行距离.

需要说明的是, 目标函数中的代价项为各无人机到目标的航迹长度, 本文使用五次 PH 曲线路径表示无人机飞向目标的路径, 其优点是五次 PH 曲线曲率连续, 无人机跟踪该航迹的误差极小. 在仿真实验中, 本文使用非线性模型预测控制 (NMPC) 方法控制无人机跟踪生成的 PH 曲线路径.

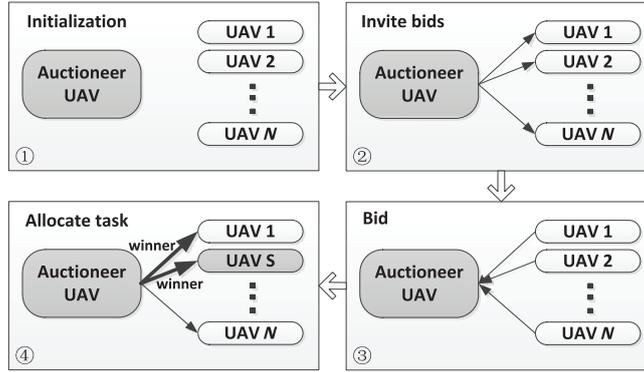


图 1 基于合同网的任务分配过程

Figure 1 Task allocation process based on contract network protocol

3 任务分配方法

无人机群首先执行协同搜索任务, 当无人机发现某个目标 T_j , 若该无人机正在执行搜索任务, 且其携带资源满足 $R_p^{U_i} \geq R_p^T$, ($p \in 1, \dots, m$), 则该无人机单独执行目标攻击任务, 但通常情况, 由于目标所需资源较多, 需要分配多架无人机同时攻击目标. 当新的目标被无人机群发现, 触发实时任务分配操作, 本文借鉴基于市场机制的合同网方法, 该分配方法能够获得最大的系统效能.

3.1 基于合同网的任务分配方法

该分布式的任务分配过程可以通过基于合同网的拍卖机制表示, 如图 1 所示.

发现目标的无人机 U_i 称为拍卖无人机, 该无人机向通信范围内的无人机发送目标位置信息和所需资源信息作为合同. 收到合同的无人机根据合同判断是否有能力执行该任务, 如果其正在执行搜索任务且含有目标所需资源, 就视其为竞拍无人机, 其向拍卖无人机 U_i 投递的标书包括该无人机到达目标的 PH 曲线路径长度及其所携带的资源信息, 所有的竞拍 UAV 构成的集合记为 U_i^R . 拍卖无人机 U_i 根据收到的标书, 使用任务分配算法, 决定哪些无人机攻击目标, 并发送中标信息和落标信息. 收到中标信息的攻击无人机调整航迹, 同时攻击目标, 落标的无人机继续执行搜索任务.

根据式 (7), 任务分配需要解决一个多目标优化问题, 联盟攻击时间越短, 所获得目标收益越大; 联盟总航迹长度越大, 攻击目标的代价越大. 获取更大的收益和更小的代价通常不能同时满足, 为了获得最大的效能, 本文提出了一种任务分配算法, 算法的第一步获取在联盟成员数目最小时的所有可行联盟, 如算法 1 所示.

Algorithm 1 Obtain all the feasible coalitions

Input: potential coalition members set U_i^R , the resource requirement of the target T_j : R^{T_j} .

Output: feasible coalitions set $C_{feasible}$.

Step 1: set minimum coalition size $s_{min} = 1$.

Step 2: calculate all potential coalitions of size s_{min} using the UAVs in the potential coalition members set U_i^R .

Step 3: calculate the resource of each potential coalition of size s_{min} , if it satisfies the resource requirement (8), then, this potential coalition is saved in $C_{feasible}$.

Step 4: if $C_{feasible} \neq \emptyset$, then output $C_{feasible}$. Otherwise, go to Step 5.

Step 5: $s_{min} = s_{min} + 1$, go to Step 2.

算法的第 2 步在可行联盟集 C_{feasible} 中选择最适合执行目标任务的联盟 C_{best} :

$$C_{\text{best}} = \arg \max_{c \in C_{\text{feasible}}} (\text{utility}(c)). \quad (10)$$

该任务分配算法能够获得成员数目最小时, 拥有最大系统效能的联盟. 联盟成员数目最少, 能够使更多的无人机执行搜索任务, 使得无人机团队尽早发现其他目标. 如果该任务分配算法的第一步无法获取可行联盟, 即 $C_{\text{feasible}} = \emptyset$, 表明此时正在执行搜索任务且含有目标所需资源的无人机无法满足目标的资源约束, 此时各无人机继续执行其原有任务, 并等待其他无人机执行完各自攻击任务后再构建联盟. 另外需要说明的是, 由于任务分配和航迹规划问题的耦合性, 需要在任务分配阶段考虑无人机的航迹代价. 所以在计算可行联盟的效能时, 本文使用 PH 曲线路径作为各无人机的航迹代价, 该路径能够满足曲率连续且有界, PH 路径的具体计算方法在第 4 节中详细说明.

3.2 无人机资源管理方法

当使用任务分配算法分配了多架攻击型无人机同时攻击目标, 需要联盟内攻击型无人机根据自身情况使用相应的资源, 并使得总资源使用量满足目标的资源需求.

本文使用一种贪婪式的无人机资源管理方法, 假设执行目标任务的联盟为 C , C 中成员按从前到后的顺序计算资源消耗, 设目标 T_j 的资源需求为 R^{T_j} , 则联盟 C 中第 1 架无人机的资源消耗为

$$R_{\text{cost}} = \begin{cases} R_p^{U_i}, & R_p^{U_i} \geq R_p^{T_j}, \\ R_p^{T_j}, & R_p^{U_i} < R_p^{T_j}. \end{cases} \quad (11)$$

接着计算联盟内第 2 架 UAV 的资源消耗, 需要注意, 在计算完某架无人机的资源消耗后, 需更新目标的资源需求. 这里给出一个例子表示各 UAV 的资源计算过程: 设联盟 $C = (U_2, U_5)$, 其所带资源分别为 $R^{U_2} = (2, 3)$ 和 $R^{U_5} = (3, 4)$, 目标 T_j 的资源需求为 $R^{T_j} = (4, 5)$, 则联盟中第 1 架无人机 U_2 的资源消耗量是 $(2, 3)$, 之后更新目标所需资源为 $R^{T_j} = (2, 2)$, 联盟中第 2 架无人机 U_5 的资源消耗为 $(2, 2)$.

4 同时到达航迹规划

满足资源约束的无人机联盟需要同时到达目标以实现目标的饱和攻击, 实际上是一个多无人机航迹规划问题, 即在考虑各种约束条件下, 为联盟内多架无人机规划从各自起点到终点的航迹, 使其同时到达. 已知联盟内 N 架无人机的起点位姿 $P_{s_i} = (x_i, y_i, \theta_i)$ 和目标点位姿 $P_f = (x_f, y_f, \theta_f)$, (x_i, y_i) 为位置信息, θ_i 为航迹偏角, 为多架无人机规划同时到达航迹可描述为

$$P_{s_i}(x_{s_i}, y_{s_i}, \theta_{s_i}) \xrightarrow{\text{II } r_i(q)} P_{f_i}(x_{f_i}, y_{f_i}, \theta_{f_i}), \quad i = 1, \dots, N, \quad (12)$$

其中 $r_i(q)$ 为各 UAV 的航迹, q 是航迹参数, II 为约束条件, 本文主要考虑同时到达的时间协调约束和各航线的可飞行性约束. 本文基于 PH 曲线, 使用协同粒子群算法和协同函数、协同变量方法同时调整航迹的长度和无人机的飞行速度, 使联盟中无人机同时攻击目标.

4.1 PH 曲线

PH 曲线是矢端矢量满足毕达哥拉斯 (Pythagorean) 条件的参数化多项式曲线^[19], 关于 PH 曲线的原理和长度计算方法这里不再赘述, 详细可参考文献 [4]. 这里需要说明的是, 一条路径是否可飞行由路径的曲率决定, 路径规划器所产生的 PH 曲线上各点的曲率需小于无人机的最大允许曲率:

$$\kappa(q) = \frac{\|r'(q) \times r''(q)\|}{\|r'(q)\|^3} \leq \kappa_{\max}, \quad q \in [0, 1]. \quad (13)$$

对于起点和终点位姿已知情况, PH 曲线的形状由起点和终点处方向向量的模 $m_0 = \|r'(0)\|$, $m_1 = \|r'(1)\|$ 决定. 曲线各点的曲率随 m_0, m_1 的增长而减小, 因此可以通过选择合适的 m_0, m_1 来获得满足无人机运动学约束的可飞行航迹.

4.2 协同粒子群算法

粒子群算法 (PSO) 是模仿鸟类运动的算法, 算法随机初始化一群粒子, 粒子的特征用位置、速度和适应度来描述, 每个粒子代表优化问题的一个潜在解. 粒子通过位置和速度更新逐渐接近最优解.

本文为多架 UAV 规划同时到达的 PH 路径, 第 i 架无人机的路径可由参数 (m_{i0}, m_{i1}) 决定. 因此可将 N 架 UAV 的可行解当成是 N 个粒子群, 各粒子群协同更新其位置和速度, 通过迭代找到一组适合的 (m_{i0}, m_{i1}) , $i = 1, \dots, N$, 使生成的路径在满足运动学、时间和空间协同约束条件下, 达到总体性能最优或次优. 该协同粒子群算法的流程如图 2 所示.

首先进行粒子的初始化, 子种群 i 中的粒子 j 代表无人机 i 的一条潜在路径, 其位置和速度可表示为

$$Z_{ij} = (m_{ij,0}, m_{ij,1}), \quad V_{ij} = (V_{ij,0}, V_{ij,1}), \quad i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M, \quad (14)$$

其中 M 为子种群规模, N 为子种群数目, 即联盟内无人机的数目. 为了产生满足无人机运动学约束及尽量短的路径, 设定适应度函数:

$$f_i = 1/(w_1 \cdot J_{\text{fuel},i} + w_2 \cdot J_{\text{energy},i} + w_3 \cdot J_{\text{cur},i}), \quad (15)$$

其中 J_{fuel} 为路径代价, 本文使用路径长度代表路径代价, 即 $J_{\text{fuel},i} = L_i$; J_{energy} 为路径的弯曲代价, 可由 PH 曲线的弯曲能量计算得出; J_{cur} 为路径的曲率代价, 若 PH 路径上所有离散点的曲率满足约束, 该条路径可行, 如下所示:

$$J_{\text{cur},i} = \begin{cases} 10^5, & \min |\kappa_q| > \kappa_{\max}, \\ 0, & \max |\kappa_q| < \kappa_{\max}. \end{cases} \quad (16)$$

在完成对所有粒子的适应度计算后, 选择各子种群的代表个体与其他子种群构成 N 个协作团体, 代表个体为各子种群中的群体极值. 每个协作团体 i 中包含子种群 i 内的所有粒子以及所有代表个体, 各协作个体根据所有的代表个体修正其子种群粒子的适应度. 修正过程为: 对于协同团体 i , 在所有代表个体中选择长度最大的粒子 j , 其长度 L_{ref} 作为参考长度, 若该粒子不属于当前协同团体, 则子种群中所有粒子需要修正其适应度, 修正量的大小与其长度与参考长度绝对差值成正比, 修正后的适应度函数和修正代价 $J_{\text{dlength},i}$ 如下所示:

$$f'_i = 1/(1/f_i + J_{\text{dlength},i}), \quad (17)$$

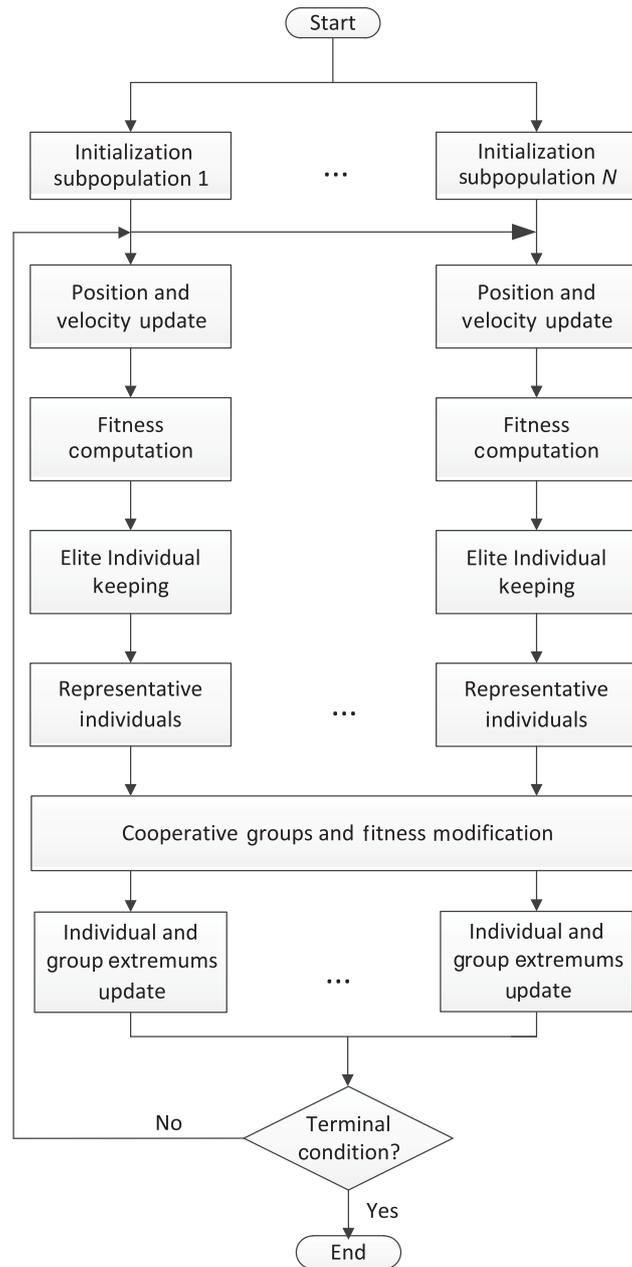


图 2 协同粒子群算法进行航迹规划

Figure 2 Path planning process using cooperative particle swarm optimization algorithm (CPSO)

$$J_{\text{dlength},i} = \begin{cases} 100 \times |L_i - L_{\text{ref}}|^2, & i \neq j, \\ 0, & i = j. \end{cases} \quad (18)$$

这里需要说明的是, 在本文的协同粒子群算法中, 任意两架 UAV 之间可以互相通信, 不考虑通信干扰、时断时续等通信约束情况. 各无人机在各自的机载计算机上运行粒子群算法, 初始化并计算粒子适应度, 计算代表个体. 之后各无人机相互通信, 获取其他无人机的代表个体, 更新其粒子适应度.

4.3 协同函数和协同变量

通过协同粒子群算法能够为多无人机获得等长的 PH 曲线路径, 但这需要准确划定粒子的位置边界限制 $[-Z_{\max}, Z_{\max}]$, 该值的选取和战区的大小有关. 另外, 由于这类智能算法的特性, 其参数较难设置, 在某些情况下难以收敛到最优解, 算法很难得到高精度的等长的航迹. 也就是说, 使各 UAV 以同等速度飞行, 而规划出等长航迹的约束过于严苛^[17]. 为了更好地实现同时到达, 本文不仅控制无人机的航迹长度一致, 还使用协同函数和协同变量方法控制无人机的速度, 使得当各 UAV 航迹差距较大时, 也能保证各 UAV 同时到达攻击目标.

设联盟内有 N 架无人机, 每架无人机的速度都被限制在 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 内, 对于无人机 i 的 PH 路径, 其长度为 L_i , 其飞行时间 t_i 满足范围:

$$t_i \in T_1 = \left[\frac{L_i}{V_{\max,i}}, \frac{L_i}{V_{\min,i}} \right]. \quad (19)$$

对于联盟中的 N 架无人机, 为了使其同时到达目标, 需满足条件:

$$T = T_1 \cap T_2 \cap \dots \cap T_N \neq \emptyset. \quad (20)$$

将各 UAV 的同时到达时间定义为协同变量, 该协同变量可以是集合 T 中的任意一个元素, 所以需要设置协同函数来选择使协同函数达到最优的协同变量, 协同函数的形式如下:

$$J = \sum_{i=1}^N t_i. \quad (21)$$

为使协同函数最优, 需选择使协同函数最小时的协同变量, 也就是集合 T 中的最小元素. 用 $u_i = V_i$ 表示各无人机的决策变量, 则各无人机的速度控制量可用下式计算:

$$u_i = V_i = \frac{L_i}{t_{\text{best}}}, \quad (22)$$

其中 t_{best} 是集合 T 中最小的元素.

使用协同粒子群算法获取了各无人机的航迹, 之后通过协同函数和协同变量的方法为各无人机获取了同时到达目标点的飞行速度. 这种方法将航迹长度控制与速度控制相结合, 其优点有:

(1) 单纯速度控制容易达到速度饱和而失败, 先通过生成等长或接近等长的航迹, 会减小速度控制失败的可能性.

(2) 单纯控制航迹, 算法需要大量的迭代计算, 且智能算法的参数较难设置, 很难获得精准度高的等长航迹.

需要说明的是, 协同函数和协同变量方法计算各无人机的速度控制量并不是每次都执行, 只有当联盟中各无人机的 PH 航迹相差大于 50 m 时, 才调用协同函数和协同变量的方法.

5 仿真实验

本文通过两组实验说明提出的任务分配和航迹规划算法的性能, 使用由侦察型和攻击型无人组成的机群执行战场搜索和目标攻击任务, 仿真环境基于 MATLAB 2012b.

第 1 组仿真使用 6 架 UAV 协同搜索并攻击战场上的两个目标, 来说明整个搜索攻击作战的过程. 第 2 组仿真通过 Monte Carlo 方法, 分析无人机数目变化对机群完成任务时间以及系统总效能的影

表 1 目标信息

Table 1 Targets information

Target	Position (m)	Resource requirement
1	(1500, 1500)	(4, 2)
2	(2000, 1500)	(3, 1)

表 2 6 架无人机的初始信息

Table 2 Initial information of six UAVs

UAV	Position (m)	Heading angle (rad)	Resource	Type
U_1	(0, 0)	$\pi/6$	(2, 1)	1
U_2	(0, 0)	$\pi/3$	(0, 0)	2
U_3	(1000, 2000)	$\pi/6$	(3, 2)	1
U_4	(1000, 2000)	$\pi/3$	(2, 0)	1
U_5	(2000, 2000)	$\pi/6$	(2, 2)	1
U_6	(2000, 2000)	$\pi/3$	(2, 0)	1

表 3 仿真参数

Table 3 Simulation parameters

Parameter	Value	Parameter	Value
V_{\min}	40 m/s	ω_{\max}	2 rad/s
V_{\max}	60 m/s	c_1	2
κ_{\max}	0.02	c_2	2
R_{s1}	500 m	Popsiz	30
R_{s2}	800 m		

响. 为了更好地说明算法的性能, 本文通过与多项式时间联盟构建算法 (PTCFA)^[10] 和资源福利任务分配算法^[11] 进行对比, 说明所提出任务分配算法的性能.

5.1 搜索攻击作战过程举例

初始时刻, 战场上有 5 架攻击型无人机和 1 架侦察型无人机组成的机群. 战区存在两个目标, 其位置和所需资源分别如表 1 所示.

需要说明的是, 初始时刻无人机没有关于目标的位置和所需资源信息, 只有当机群探测到目标, 才能获取目标信息.

假设战区大小为 $3000 \text{ m} \times 3000 \text{ m}$, 初始时刻各无人机状态如表 2 所示, 其中型号 1 表示攻击型无人机, 其可执行搜索和攻击任务, 型号 2 表示侦察型无人机, 其只能执行搜索任务, 两类无人机的探测距离不同, 分别用 R_{s1} 和 R_{s2} 表示. 各无人机的初始速度为 50 m/s, 未发现目标时, 无人机群执行随机搜索任务, 当无人机飞到战场边界时, 以最小转弯半径转回战区内.

本文用到控制参数如表 3 所示, 其中 ω_{\max} 表示角速度最大控制量, c_1, c_2 是粒子群算法中速度更新方程中的参数, Popsiz 是每个子种群的粒子数.

由 5 架攻击型 UAV 和 1 架侦察型 UAV 组成的机群首先执行搜索任务, 战区初始时刻状态如图 3(a) 所示. 在 $t = 29.4 \text{ s}$, 侦察型无人机 U_2 探测到目标 1, 如图 3(b) 所示, 由于该无人机没有足够的

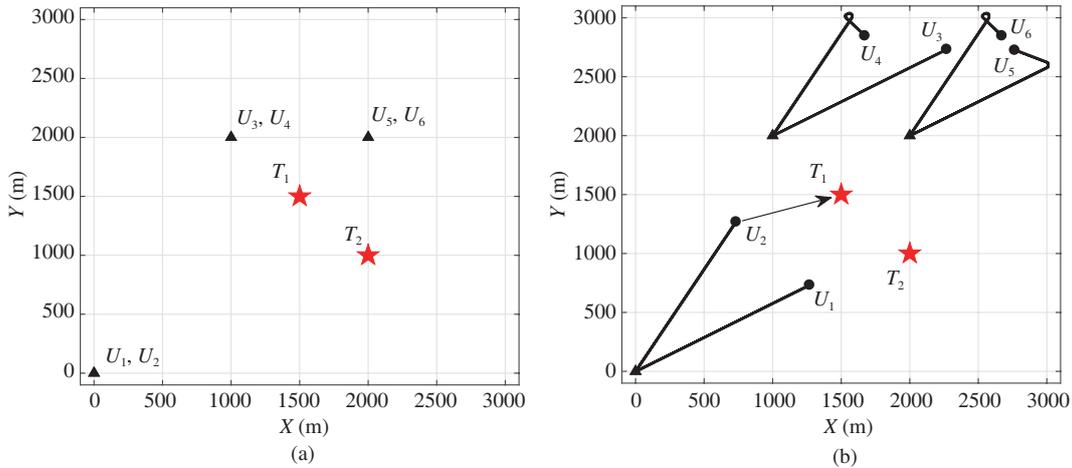


图 3 (网络版彩图) 无人机群执行搜索任务

Figure 3 (Color online) Search task for multi-UAVs. (a) Initial time; (b) target 1 is detected ($t = 29.4$ s)

资源执行目标攻击任务, 使用本文提出的任务分配算法, 构建联盟, 选择 $C_1 = (U_1, U_3)$ 执行同时攻击目标 1 的任务. 使用基于本文的航迹规划算法规划出的航迹和航迹上离散点曲率如图 4(a) 和 (b) 所示. 当 $t = 35$ s, 攻击型无人机 U_1 发现目标 2, 构成联盟 $C_2 = (U_5, U_6)$ 同时攻击目标, 其同时到达航迹和航迹上各离散点曲率如图 4(c) 和 (d) 所示, 从图中可以看出, 航迹上各点的曲率均小于 κ_{\max} , 满足无人机的运动学约束. 无人机群执行所有任务的总时间为 77.7 s, 在整个搜索和攻击任务过程中, 各无人机的角速度和速度控制量如图 5(a) 和 (b) 所示, 从图中可以看出, 各无人机的角速度和速度控制量满足要求, 图中角速度控制量的阶跃响应表示无人机飞到区域边界, 以最小转弯半径回到区域内的过程.

5.2 无人机数目变化的影响

为了更好地说明本文提出的任务分配算法的性能, 通过 Mento Carlo 实验, 将本文提出的任务分配算法与多项式时间联盟构建算法 (PTCFA) 和资源福利任务分配算法进行对比, 对比采用 3 种算法获得平均系统效能和平均任务完成时间. 战场区域大小为 $5000 \text{ m} \times 5000 \text{ m}$. 初始时刻, 所有无人机以不同航向角从基地出发, 执行目标搜索和攻击任务, 假设每个目标需求两种资源, 每种资源的需求量是 1~5 的随机数, 每架 UAV 携带的资源是 1~3 的随机数. 其控制参数与之前相同. 系统效能的计算见式 (7), 完成任务时间是指机群完成搜索和攻击所有目标的总时间, 通过 100 次 Monte Carlo 实验, 说明当无人机数目从 6~20 架变化时, 3 种算法获得平均任务完成时间和平均系统效能对比. 其结果如图 6(a) 和 (b) 所示, 本文考虑了 UAV 数目从 6~20 架变化的情况, 不同情况下侦察型和攻击型无人机的配比如表 4 所示.

图 6(a) 为无人机数目变化时, 3 种算法获得的平均完成任务时间. 从图中可以看出, 随着无人机数目的增加, 各算法的完成任务时间减少, 只有基于资源福利的任务分配算法的完成时间略有上升 (UAV 数目从 10~15 时), 这是由于基于资源福利的任务分配算法使用一种资源平均消耗的策略, 各无人机保持几乎相等的资源剩余量, 随着无人机数目的增加, 由于单机所含资源较少, 分配了多架无人机去执行目标攻击任务, 而为更多的无人机规划同时到达的航迹会使规划出的航迹变长, 所以完成任务的时间略有增加. 从图 6(a) 中可以看出, 使用本文的任务分配方法, 机群完成搜索和攻击任务的总时间

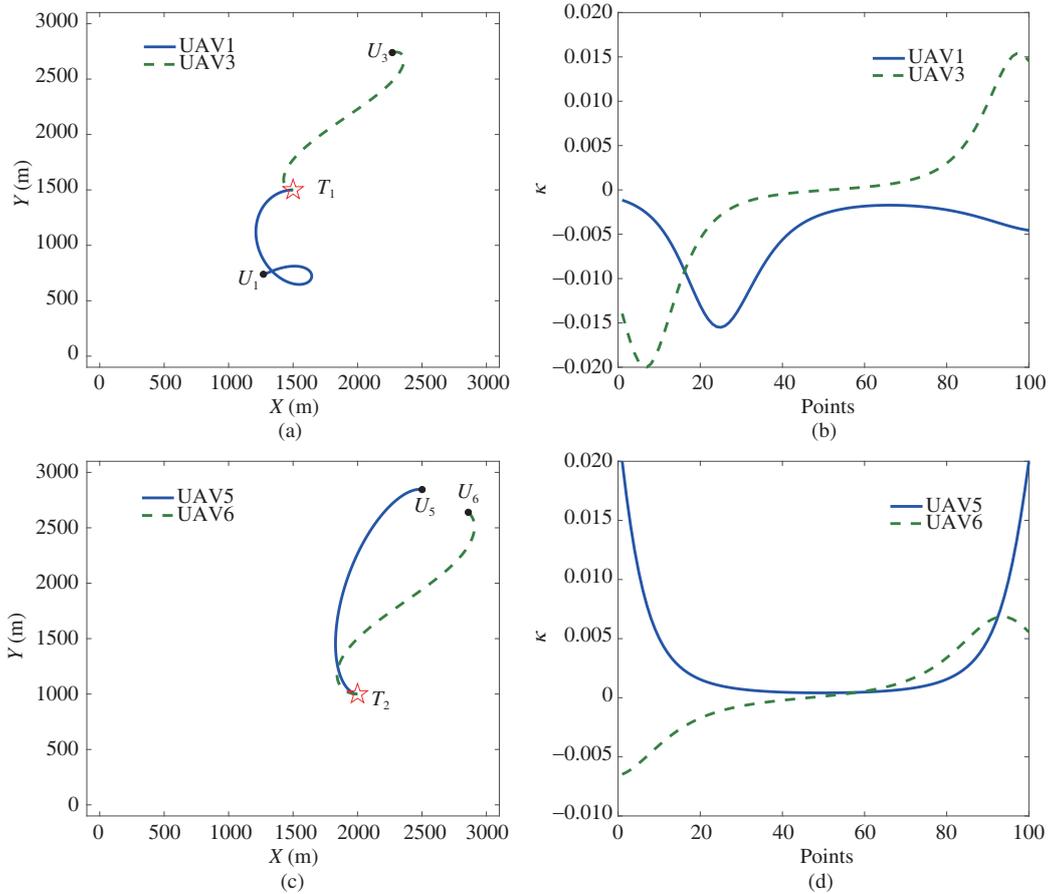


图 4 (网络版彩图) 无人机联盟的航迹和曲率

Figure 4 (Color online) The trajectories and curvature for UAV coalition. (a) Simultaneous arrival path for attacking target 1; (b) curvature for target 1; (c) simultaneous arrival path for attacking target 2; (d) curvature for target 2

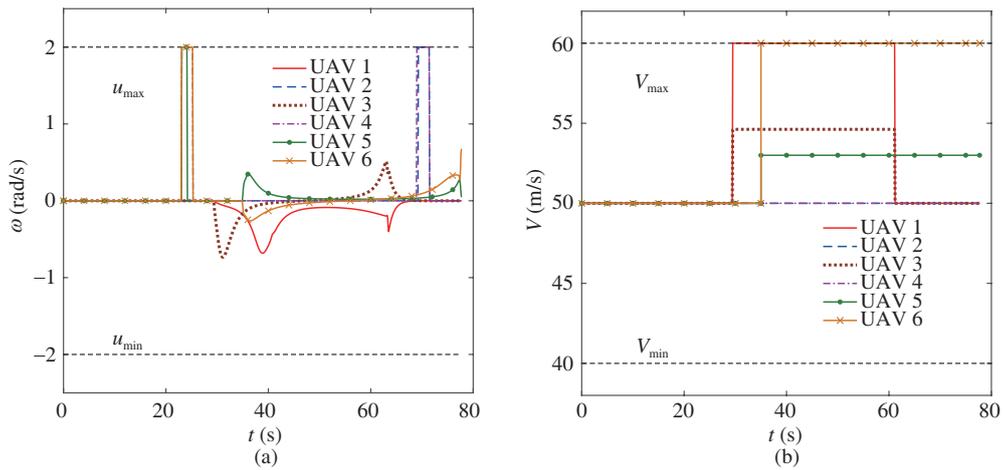


图 5 (网络版彩图) 无人机群的角速度和速度控制量

Figure 5 (Color online) Control inputs of angular velocity and velocity for six UAVs. (a) Angular velocity control inputs; (b) velocity control inputs

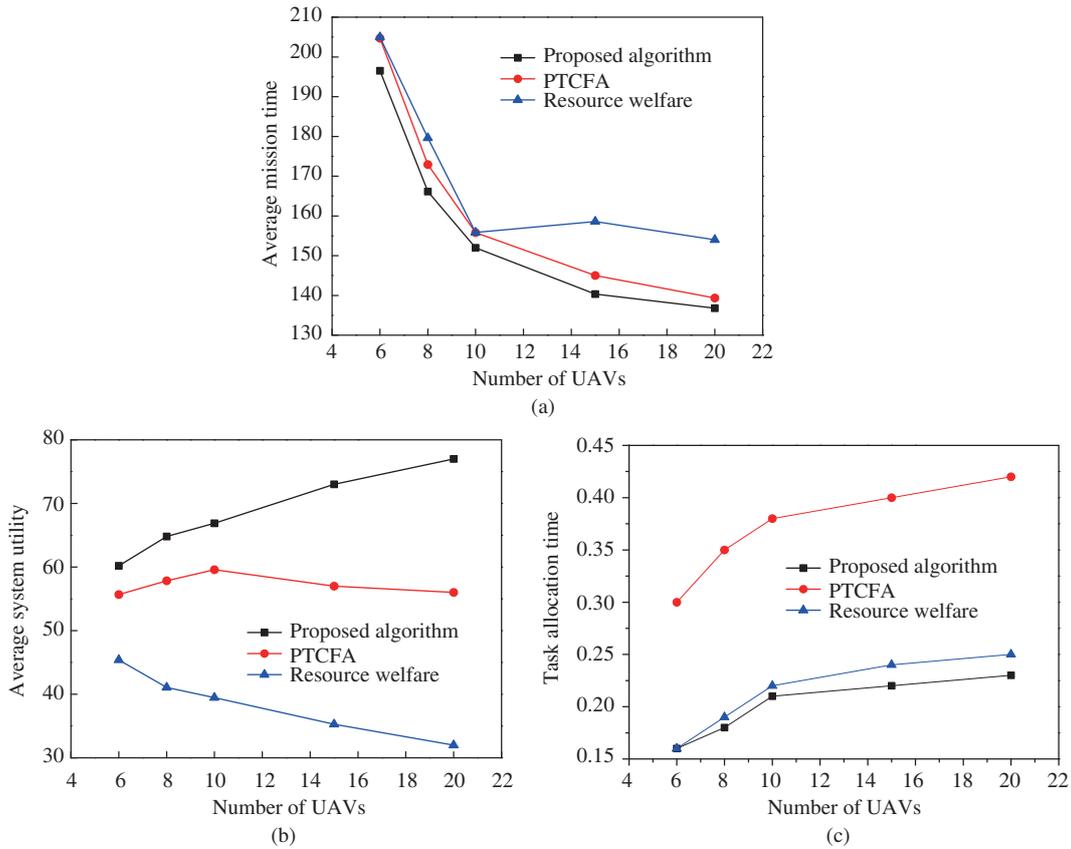


图 6 (网络版彩图) 无人机数目变化时 3 种算法性能

Figure 6 (Color online) The performance of three tasks allocation algorithms by var-ying the number of UAVs. (a) Average mission time; (b) average system utility; (c) computation time of task allocation

表 4 平均系统效能提升量

Table 4 Average system utility improvement

Number of UAVs	The proposed algorithm	PTCFA	Percentage increase in utility (%)
6	60.19	55.67	8.12
8	64.81	57.83	12.07
10	66.88	59.58	12.25
15	73.56	57.03	28.96
20	77.75	56.22	38.30

最短。

图 6(b) 表示无人机数目变化时, 3 种算法获得的平均系统效能. 从图中可以看出, 随着无人机数目的增加, 本文算法所获得系统持续增大, 而使用 PTCFA 算法所获得系统效能减小 ($UAV \geq 10$), 这是由于 PTCFA 算法寻找到达目标时间最短的联盟执行攻击任务, 固然能够获得更大目标收益, 但随着无人机数目的增加, 派遣了更多的无人机执行任务, 执行任务的代价变大, 造成总效能变小. 使用基于资源福利的任务分配算法, 平均系统效能减小, 原理类似, 由于各 UAV 保持几乎相等的资源剩余量, 导致分配多架无人机才能完成目标同时攻击任务, 这就造成了系统效能函数中航迹代价的增大, 所以

表 5 不同情况下各型无人机的配比
Table 5 Number of UAVs in different cases

Case	Number of UAVs	Number of reconnaissance UAVs	Number of attack UAVs
1	6	1	5
2	8	1	7
3	10	2	8
4	15	3	12
5	20	4	16

其系统效能会减少. 表 5 给出了本文提出的任务分配算法和 PTCFA 算法所获得平均效能的对比, 从表中可以看出, 较之 PTCFA 算法, 至少能提升 8% 的系统效能, 且随着无人机数目的增加, 所提升的系统效能增加.

图 6(c) 为无人机数目变化时, 3 种任务分配算法的平均计算时间. 随着无人机数目的增加, 3 种任务分配算法的计算时间都增大, 这是由于每次任务分配时, 潜在联盟成员的数目增加. 可以看出, 3 种任务分配算法的平均计算时间相差不大, 都能在实时环境下应用, PTCFA 算法耗时相对较多, 这是由于, 在每次联盟构建过程中, 该算法需要计算所有无人机的 ETA, 而其他两种算法只需要计算可行联盟成员的 ETA.

6 结论

本文研究了侦察/攻击型无人机群对多目标的协同搜索和同时攻击问题, 提出的任务分配方法能够在考虑航迹代价、无人机资源约束的条件下, 获得满足目标资源需求的分配结果, 并获得较大的系统效能, 较之 PTCFA 算法, 能够提升至少 8% 的系统效能, 并能够用于实时环境下. 为保证多攻击型无人机同时到达目标, 提出了一种同时控制无人机航迹和速度的协同航迹规划算法, 该航迹满足无人机运动学约束. 建立精确的燃料消耗模型, 并将其与任务分配和航迹规划问题同时考虑将是下一步的研究内容.

参考文献

- 1 Meng W, He Z R, Su R, et al. Decentralized multi-UAV flight autonomy for moving convoys search and track. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2017, 25: 1480–1487
- 2 Zhen Z Y, Xing D J, Gao C. Cooperative search-attack mission planning for multi-UAV based on intelligent self-organized algorithm. *Aerospace Sci Tech*, 2018, 76: 402–411
- 3 Shen L C, Chen J, Wang N. Overview of vehicle mission planning techniques. *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2014, 35: 593–606 [沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述. *航空学报*, 2014, 35: 593–606]
- 4 Tsourdos A, White B, Shanmugavel M. *Cooperative Path Planning of Unmanned Aerial Vehicles*. Hoboken: John Wiley & Sons, 2010
- 5 Redding J, Boskovic J D, Mehra R K, et al. Heterogeneous cooperative control of multiple UAVs with collaborative assignment and reactive motion planning. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*, 2008
- 6 Ghamry K A, Kamel M A, Zhang Y M, et al. Multiple UAVs in forest fire fighting mission using particle swarm optimization. In: *Proceedings of 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems*, Miami, 2017. 1404–1409

- 7 Shima T, Rasmussen S, Gross D. Assigning micro UAVs to task tours in an urban terrain. *IEEE Trans Contr Syst Technol*, 2007, 15: 601–612
- 8 Gottlieb Y, Shima T. UAVs task and motion planning in the presence of obstacles and prioritized targets. *Sensors*, 2015, 15: 29734–29764
- 9 Yao W, Qi N, Liu Y. Online trajectory generation with rendezvous for UAVs using multistage path prediction. *J Aerosp Eng*, 2017, 30: 04016092
- 10 Manathara J G, Sujit P B, Beard R W. Multiple UAV coalitions for a search and prosecute mission. *J Intell Robot Syst*, 2011, 62: 125–158
- 11 Kim M H, Baik H, Lee S. Resource welfare based task allocation for UAV team with resource constraints. *J Intell Robot Syst*, 2015, 77: 611–627
- 12 McLain T W, Beard R W. Coordination variables, coordination functions, and cooperative timing missions. *J Guid Control Dyn*, 2005, 28: 150–161
- 13 Manathara J G, Ghose D. Rendezvous of multiple UAVs with collision avoidance using consensus. *J Aerosp Eng*, 2012, 25: 480–489
- 14 Yuan L P, Chen Z J, Zhou R, et al. Decentralized control for simultaneous arrival of multiple UAVs. *Acta Aeronaut Astronaut Sin*, 2010, 31: 797–805 [袁利平, 陈宗基, 周锐, 等. 多无人机同时到达的分散化控制方法. *航空学报*, 2010, 31: 797–805]
- 15 Shanmugavel M, Tsourdos A, White B, et al. Co-operative path planning of multiple UAVs using Dubins paths with clothoid arcs. *Control Eng Pract*, 2010, 18: 1084–1092
- 16 Qu H, Xing K, Alexander T. An improved genetic algorithm with co-evolutionary strategy for global path planning of multiple mobile robots. *Neurocomputing*, 2013, 120: 509–517
- 17 Choe R, Puignavarró J, Cichella V, et al. Cooperative trajectory generation using pythagorean hodograph Bézier curves. *J Guid Control Dynam*, 2016, 39: 1–20
- 18 George J, Sujit P B, Sousa J B. Search strategies for multiple UAV search and destroy missions. *J Intell Robot Syst*, 2011, 61: 355–367
- 19 Askari A, Mortazavi M, Talebi H A, et al. A new approach in UAV path planning using Bezier-Dubins continuous curvature path. *Proc Institution Mech Eng Part G-J Aerospace Eng*, 2016, 230: 1103–1113

Real-time task allocation for a heterogeneous multi-UAV simultaneous attack

Fei YAN^{1,2}, Xiaoping ZHU^{2,3*}, Zhou ZHOU⁴ & Yang TANG^{1,2}

1. *National Key Laboratory of Special and Technology on UAV, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710065, China;*

2. *School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;*

3. *UAV Research Institute, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710065, China;*

4. *School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*

* Corresponding author. E-mail: zhuxp@nwpu.edu.cn

Abstract In this study, we address a coupled task allocation and path planning problem for a multi-unmanned aerial vehicle (UAV) reconnaissance/attack. Both coupled task allocation and path planning problem are addressed. We propose a task allocation algorithm for maximizing system utility and a path planning algorithm for simultaneous arrival. Moreover, we consider the target's resource requirement and UAV's resource constraints based on a contract net protocol for task allocation. Benefits of destroying the target and costs of UAV attacking target are considered in the objective function. To address the multi-UAV path planning problem, a combination of cooperative particle swarm optimization algorithm, coordination variables, and coordination functions is proposed. UAV's kinematics constraint is considered for the path planning method. Compared with a polynomial time coalition formation algorithm (PTCFA), simulation results show that the proposed algorithm improves the average performance by at least 8% with simultaneous arrival using the path planning method.

Keywords multiple UAV, task allocation, path planning, simultaneous arrival, Pythagorean hodograph curves



Fei YAN was born in 1990. He received his Master's degree from Northwestern Polytechnical University, Xi'an, in 2015. Currently, he is a Ph.D. candidate at Northwestern Polytechnical University. His research interest includes multi-UAV cooperative control.



Xiaoping ZHU was born in 1963. He received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University, Xi'an, in 1992. Currently, he is a Professor at Northwestern Polytechnical University. His research interest includes aircraft design and navigation, guidance, and control.



Zhou ZHOU was born in 1966. He received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University, Xi'an, in 1992. Currently, he is a Professor at Northwestern Polytechnical University. His research interests include architecture design of UAV, aerodynamic configuration, and flight dynamics.



Yang TANG was born in 1991. He received his Bachelor's degree from Northwestern Polytechnical University, Xi'an, in 2014. Currently, he is a Ph.D. candidate at Northwestern Polytechnical University. His research interests include guidance, navigation, and control of UAVs.