

doi: 10.7690/bgzd.2016.07.003

## 基于 ACA\_PSO 算法的无人机分布式任务分配方法

张瀚桥<sup>1,2</sup>, 侯琳<sup>1,2</sup>, 宋科璞<sup>1,2</sup>

1. 中航工业西安飞行自动控制研究所, 西安 710065;
2. 飞行器控制一体化技术重点实验室, 西安 710065)

**摘要:** 为解决分布式任务分配问题, 采用“粒子化”的蚁群算法进行无人机分布式任务分配。基于蚁群\_粒子群混合算法, 在原有蚁群算法基础上进行改进, 使其具有“粒子”的特性。建立扩展协同多任务分配问题模型 (ECMTAP), 采用构造允许的状态转移集合的方法, 大大减少了产生的不理解的个数, 并弥补了蚁群算法陷入局部最优和早熟问题的缺点。实验结果表明: 该算法能够有效地解决复杂约束条件下的多无人机分布式任务分配问题, 具有较好的收敛速度和任务分配结果。

**关键词:** 无人机; 分布式; 任务分配; 蚁群\_粒子群算法

**中图分类号:** TJ85 **文献标志码:** B

## Distributed Task Allocation Method for UAV Based on ACA\_PSO Algorithm

Zhang Hanqiao<sup>1,2</sup>, Hou Lin<sup>1,2</sup>, Song Kepu<sup>1,2</sup>

1. Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Xi'an 710065, China;
2. National Key Laboratory on Flight Vehicle Control Integrated Technology, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** In order to solve the task allocation problem, put forward a particle based ant colony algorithm. Ant colony algorithm-particle swarm optimization algorithm, the mixed algorithm, makes the ant colony have the character of 'particle'. Build up a model of extended cooperative multi-tasks assignment problem. Using making up state-transition allowed set, the number of infeasible solutions was reduced sharply. Additionally, this algorithm has better performance in solving the task allocation problems, by relieving the problem of prematurity and falling into local optimum. The simulation results show that this algorithm can solve the distributed task allocation problem for multiple UAVs effectively, with faster convergence rate and better results.

**Keywords:** UAV; distributed; task allocation; ACA\_PSO

### 0 引言

面对现代化的战争环境, 为了满足日益复杂的战争需求, 多无人机协同完成任务已经成为当今空战领域的热点研究方向。目前, 多无人机协同控制研究方法主要分集中式和分布式 2 种。集中式控制从全局的角度出发, 来对协同控制相关问题进行优化和求解。但集中式控制需要在任务开始前进行预先的规划, 无法适应动态任务控制, 同时对通信具有较高的依赖性。相对地, 分布式控制在以上方面都有较为突出的优势。分布式控制方法充分发挥了 UAV 的自主性, 对通信的依赖性较低, 并且计算分布在系统内的各个同等地位的节点上, 整个系统具有较好的鲁棒性和容错性。基于以上原因, 在复杂环境下的分布式多无人机自主协同控制问题已经成为目前 UAV 领域的研究热点<sup>[1-4]</sup>。

研究发现, 分层递阶的求解思路可以有效地降低多无人机协同控制问题求解的难度。将问题分为任务分配层、航迹规划层和编队控制层。对每层的

子问题通过与 UAV 特性的结合和任务的需求, 建立相对的子问题的数学模型, 并且通过合适的求解方法进行求解。笔者研究的内容即属于任务层问题的求解方法<sup>[5]</sup>。

从数学角度来看, 多无人机协同任务分配问题是一类典型的组合优化问题。在满足资源约束和时间约束的条件下, 如何合理地将任务在合适的时间分配给合适的无人机, 从而使得这个多无人机系统某个整体的性能指标或者任务的执行效能达到最优<sup>[7-8]</sup>。

由于多无人机任务分配问题属于复杂的组合优化问题; 因此, 较常采用智能优化算法来进行求解。如禁忌搜索 (TS)、模拟退火算法 (SA)、进化算法 (EA)、蚁群算法 (ACA)、粒子群优化算法 (PSO)、人工神经网络 (ANN) 等。在这些智能优化算法中, 有一类模拟动物群体行为的算法被称为群集智能算法, 主要包括蚁群算法 (ACA)、粒子群优化算法 (PSO) 等。这些算法通过采用计算机模拟某些动物

收稿日期: 2016-03-05; 修回日期: 2016-04-18

作者简介: 张瀚桥 (1990—), 男, 吉林人, 硕士, 助理工程师, 从事导航、制导与控制研究。

群体智能行为而得到发展,为解决多无人机任务分配问题提供了新的解决思路与方法。由于这些方法都是用来求解 NP-hard 组合优化问题的全局最优解,但受到 NP-hard 理论限制,这些方法只能以启发式搜索去求解实际中的问题。虽然这类算法不一定能够求得任务分配问题的理论上的精确解,也不保证解是理论最优的;但是由于这种算法具有收敛速度较快的特点,同时在一定的约束条件下能够跳出局部最优点,达到理想的近似最优解。笔者将引入粒子化概念,使传统蚁群算法具有“粒子性”,来解决无人机分布式任务分配问题<sup>[9-11]</sup>。

## 1 任务分配的数学模型

笔者采用扩展协同多任务分配问题模型 (ECMTAP)。在无人机协同任务分配问题中,相关的要素可以用一个五元组 {E, V, Target, Mt, C} 进行表示。

其中, E 表示战场环境;  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}$  表示执行任务的无人机集合,  $N_v$  表示无人机数量;  $\text{Target} = \{\text{Target}_1, \text{Target}_2, \dots, \text{Target}_{N_T}\}$  表示目标的集合,  $N_T$  表示目标数量; 对应于每个目标 Target 上无人机需要完成的任务类型集合表示为  $\text{Mt} = \{\text{Mt}_1, \text{Mt}_2, \dots, \text{Mt}_{N_{\text{type}}}\}$ ,  $\text{Mt}_{N_{\text{type}}}$  表示任务类型的数量; C 为约束条件集合。考虑到未来无人机作战使用的发展趋势, 设问题模型中涉及的任务类型为  $\text{Mt} = \{\text{Classify}, \text{Attack}, \text{Verify}\}$ , 分别代表侦察、攻击、评估 3 类任务。

无人机协同任务分配问题约束条件:

1) 任务时序约束: 如果不同任务  $\text{Mission}_i$  和  $\text{Mission}_j$  之间必须按照特定的顺序完成, 表示  $\text{Mission}_i$  和  $\text{Mission}_j$  之间存在任务时序约束。

2) 任务时间约束: 如果某个任务必须在指定的时间范围内完成, 则称该任务具有时间约束。时间约束表示为任务完成时间段  $[t_1 + dt_{\min}, t_1 + dt_{\max}]$ 。  $t_{\min}$  表示无人机执行后续任务的最短时间间隔,  $t_{\max}$  表示无人机执行后续任务的最大时间间隔。

3) 无人机任务类型及能力约束: 对单架无人机, 其机上携带的任务载荷和自身续航能力有限, 所能完成的任务类型及数量受其任务载荷限制, 也是有限的。故特定的无人机只能执行任务集合中与自身能力相符合的任务。

4) 多机协同约束: 任务集合中的任务能且仅能被完成一次, 设  $x_{i,j} \in \{0,1\}$  为决策变量, 其满足:

$$x_{i,j} = \begin{cases} 0, \text{无人机 } V_i \text{ 执行任务 } \text{Mission}_j \\ 1, \text{无人机 } V_i \text{ 未执行任务 } \text{Mission}_j \end{cases} \quad (1)$$

则多机协同约束可以表达为:

$$\sum_{i=1}^{N_v} x_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N_m \quad (2)$$

通过上述约束条件的分析, 任务结合表达可以表达为:

$$\left. \begin{aligned} \text{Mission} &= \{\text{Mission}_1, \text{Mission}_2, \dots, \text{Mission}_{N_m}\} \\ \text{Mission}_j &= \{\text{Target}_i, \text{Mt}_j, [\text{ErstTime}_j, \text{LastTime}_j]\} \\ \text{ErstTime}_j &= T(\text{Prev}(\text{Mission}_j)) + dt_{\min}^{(j)} \\ \text{LastTime}_j &= T(\text{Prev}(\text{Mission}_j)) + dt_{\max}^{(j)} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中:  $[\text{ErstTime}_j, \text{LastTime}_j]$  是任务  $\text{Mission}_j$  的时间约束;  $T(\text{Prev}(\text{Mission}_j))$  为  $\text{Mission}_j$  的前续任务的执行时间;  $dt_{\min}^{(j)}$  为  $\text{Mission}_j$  与其前续任务的最小时间间隔;  $dt_{\max}^{(j)}$  为  $\text{Mission}_j$  与前序任务的最大时间间隔。当任务不存在时间约束时,  $dt_{\min}^{(j)} \rightarrow 0$ ,  $dt_{\max}^{(j)} \rightarrow \infty$ 。

任务分配计划的优劣程度采用无人机完成任务集中所有任务所需的总航程和未完成任务个数来进行评价。

$$J = \frac{\sum_{i=1}^{N_v} L(\text{Project}_i)}{\sum_{i=1}^{N_v} \max L(V_i)} + (N - \sum_{i=1}^{N_v} N_m) \quad (4)$$

其中:  $L(\text{Project}_i)$  表示无人机执行任务分配计划所需的航程;  $\max L(V_i)$  表示无人机的最大飞行距离;  $N$  代表任务总数;  $N_m$  代表无人机完成任务的个数。在该评价指标下,  $J \in (0,1]$ , 无人机协同多任务分配的目标是在满足上述约束条件的前提下, 实现  $J$  的最小化, 可以使得无人机集合执行任务的资源消耗达到最小。

## 2 算法描述

蚁群算法作为一种概率搜索算法, 在 1992 年由意大利学者 Dorigo M、Maniezzo V、Colorni A 等首先提出。蚁群算法通过候选解组成的群体的进化过程来寻求最优解。在基本的蚁群算法的描述中, 人工蚂蚁状态转移是指人工蚂蚁由一个城市迁移到另一个城市, 而在求解无人机协同任务分配问题的蚁群算法中, 人工蚂蚁代表了无人机, 城市集合代表了任务集合, 那么人工蚂蚁状态转移代表了无人机执行完当前任务之后转向执行下一个任务。

蚁群算法基本算法如下：

设置参数，初始化信息素踪迹

While(不满足条件时)do

for 蚁群中的每只蚂蚁

for 每个解构造步(直到构造出完整的可行解)

1) 蚂蚁按照信息素及启发式信息的指引构造一步问题的解；

2) 信息素局部更新。

end for

end for

1) 以某些已获得的解为起点进行临域搜索；

2) 根据某些已获得的解的质量进行全局信息素更新。

end while

end

蚁群算法利用了信息素进行传递消息，而粒子群优化算法利用了本身信息、个体极值信息和全局极值 3 个信息，来指导下一步的迭代位置。蚁群算法容易出现早熟现象以及陷入局部最优解。混合的思路(即 ACA\_PSO 算法)是让蚂蚁也具有“粒子”的特性，首先蚂蚁按照蚁群算法完成一次遍历，再让蚂蚁根据局部最优解和全局最优解进行调整。调整思路：让当前解与个体极值和全局极值分别做交叉操作，产生的解再做变异操作。

### 3 任务分配问题步骤及仿真结果分析

ACA\_PSO 算法求解无人机分布式任务分配问题步骤如下：

输入：系统参数，无人机集合  $V=\{V_1, V_2, \dots, V_{N_V}\}$ ，目标集合  $\text{Target}=\{\text{Target}_1, \text{Target}_2, \dots, \text{Target}_{N_T}\}$ ，任务类型集合  $\text{Mt}=\{\text{Mt}_1, \text{Mt}_2, \dots, \text{Mt}_{N_{\text{type}}}\}$  输出：无人机任务分配计划集合  $\text{Project}=\{\text{Project}_1, \text{Project}_2, \dots, \text{Project}_{N_V}\}$ 。

1) 初始化蚁群，设置初始迭代计数器  $c \leftarrow 0$ ，最大允许迭代次数  $c_{\max}$ 。

2) 根据约束条件构建人工蚂蚁的任务候选集合，然后根据状态转移规则构造各自对应的无人机的任务分配子计划。

3) 根据当前分配结果计算适应度值(航程代价)，设置当前适应度为个体极值，当前为个体极值分配方法，根据各个粒子的个体极值，找出全局极值全局位置。

4) 将各蚂蚁的初始出发点置于当前解集中，按照概率进行状态转移，并将新的顶点置于当前解集。

5) 对每只蚂蚁进行交叉变异的操作，如果产生新的更好的值就接受，否则就拒绝重新寻找局部最优值，以及全局最优值。

6) 更新信息素。

7) 判断是否终止：若迭代次数小于  $c_{\max}$  且无退化行为，则转至 3)。

8) 输出目前最好的解。

信息素更新公式：

$$\tau_{i,j} = (1 - \rho)\tau_{i,j} + \rho\Delta\tau_{i,j} \quad (5)$$

为验证算法的有效性，对如下问题进行实验仿真。仿真实验中共设定敌方目标 10 个。需要对各个目标进行侦察、攻击以及毁伤评估 3 类任务，共计 30 个待执行任务，在实验数据中分别采用 C、A、V 标志上述 3 类不同任务；共出动无人机 4 架，包括侦察型无人机 2 架、攻击型无人机 2 架。初始位置如图 1。在限定航程与时间约束条件下，进行任务分配无人机能力值及初始位置如表 1 所示，并对结果进行评估。蚁群算法进行仿真计算时，参数如下：最大循环次数  $c_{\max}=200$ ，蚂蚁种群数  $m=20$ ，信息素挥发系数 0.75，信息素增量 0.001 5。任务分配结果表 2。T(9)C 是目标 9 的 C(侦查)类型任务。

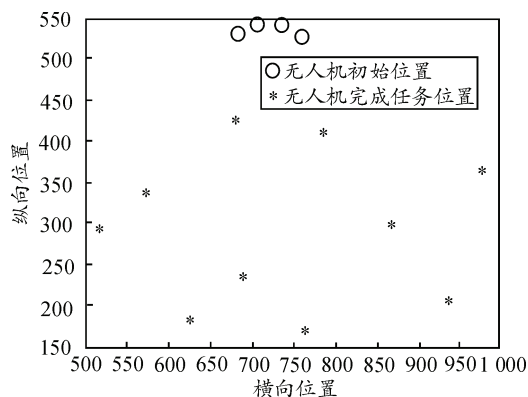


图 1 无人机及任务初始位置

表 1 无人机初始位置及能力值

无人机	起飞位置	最大航程	巡航速度	侦查	攻击	评估
UAV0	(684,536)	2 500	10	√		√
UAV1	(709,548)	1 500	10		√	
UAV2	(737,548)	1 500	10		√	
UAV3	(761,532)	2 500	10	√		√

表 1 是任务分配结果。由图 2 可见，随着迭代次数增加，完成任务个数也随之增加并最后收敛。由图 3 可见，随着迭代次数增加而导致无人机总航程代价的变化。由图 4 可见，随着迭代次数增加，评价函数随之变小并趋于最优。由表 2 可以看出：笔者提出的基于蚁群\_粒子群算法能够有效地解决复杂约束条件下的多无人机分布式任务分配问题，

具有较好的收敛速度和任务分配结果。

表 2 任务分配结果

无人机	航程代价	任务分配计划
UAV0	1 614.35	T9(C)—T3(C)—T8(C)—T7(C)—T7(V)—T0(C)—T0(V)—T4(C)—T4(V)—T8(V)—T3(V)—T9(V)
UAV1	951.99	T9(A)—T3(A)—T8(A)—T7(A)—T0(A)
UAV2	1 288.17	T2(A)—T1(A)—T6(A)—T5(A)—T4(A)
UAV3	1 114.20	T2(C)—T1(C)—T1(V)—T6(C)—T6(V)—T5(C)—T5(V)—T2(V)

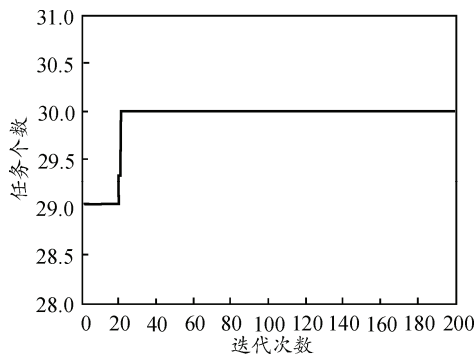


图 2 任务完成个数随迭代次数的变化曲线

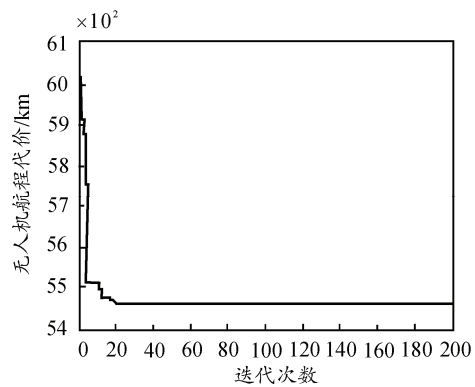


图 3 各 UAV 航程代价随迭代次数变化曲线

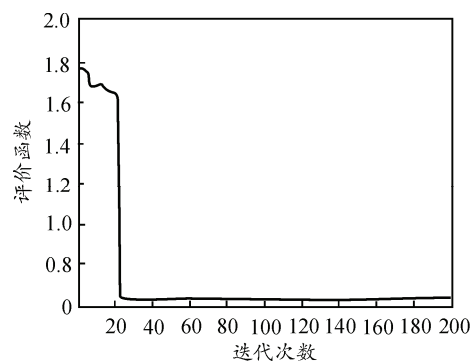


图 4 评价函数随迭代次数变化曲线

### 4 结束语

笔者通过分析任务分配问题的特点，对比原有的基本蚁群算法，采用“粒子化”的蚁群算法很好地解决了分布式任务分配问题。由于该算法采用了构造允许的状态转移集合的方法，从而大大减少了产生的不合理的个数，并且由于粒子算法的特性，很好地弥补了蚁群算法陷入局部最优和早熟问题的缺点。

### 参考文献:

- [1] Alghanbari M, How J P. Cooperative Task Assignment of Unmanned Aerial Vehicles in Adversarial Environments[C]. Proceedings of the American Control Conference. Portland OR, USA. 2005: 4661-4666.
- [2] 龙涛. 多UCAV协同任务控制中分布式任务分配与任务协调技术研究[C]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006: 458-462.
- [3] 段海滨. 蚁群算法原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 201-250.
- [4] 龙涛, 朱华勇, 沈林成. 多UCAV协同中基于协商的分布式任务分配研究[J]. 宇航学报, 2006, 27(3): 457-462.
- [5] Bellingham J, Tillerson M, Richards A, et al. Multi-Task allocation and Path Planning for Cooperative UAVs[C]//Cooperative Control: Models, Applications and Algorithms at the Conference on Coordination, Control and Optimization. 2010: 23-41.
- [6] 李士勇. 蚁群优化算法及其应用研究进展[J]. 计算机测量与控制, 2003, 11(12): 911-914.
- [7] 杨东, 王正鸥. 改进的蚁群算法求解任务分配问题[J]. 天津大学学报, 2004, 37(4): 373-376.
- [8] 杨军, 朱学平, 朱苏鹏, 等. 飞行器最优控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2011: 225-231.
- [9] 陈岩, 苏菲, 沈林成. 概率地图UAV航线规划的改进型蚁群算法[J]. 系统仿真学报, 2009(21): 185-188.
- [10] 张庆杰. 基于一致性理论的多UAV分布式协同控制与状态估计方法[J]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011: 56-60.
- [11] 谭何顺, 曹雷, 彭辉. 一种多无人机层次化任务分配方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2014, 15(1): 18-24.