

基于改进粒子群算法的多无人机任务分配研究

国 博,王社伟,陶 军

(空军航空大学航空控制工程系,吉林 长春 130022)

摘要:任务分配问题是多无人机协同控制的关键技术之一。在深入分析多无人机任务分配问题特点的基础上,对现有模型进行了扩展,建立了多无人机协同任务分配的混合整数线性规划(MILP)模型。对现有粒子群算法进行了改进,提出一种具有较强全局搜索能力的多子群多阶段粒子群算法,开展了粒子群算法在多无人机协同任务分配问题中的应用研究,主要针对对粒子群算法的编码策略、约束处理、算子选取、参数设置等方面进行相应的调整和改进。最后对算法进行了仿真,仿真结果表明了该方法的有效性。

关键词:粒子群算法;无人机;任务分配;混合整数线性规划

中图分类号:V279;V249 **文献标识码:**A

Cooperative Task Allocation for Unmanned Combat Aerial Vehicles Using Improved Particle Colony Algorithm

GUO Bo, WANG She-wei, TAO Jun

(Department of Aviation Control Engineering, Aviation University of Air Force, Changchun Jilin 130022, China)

ABSTRACT: Task allocation plays an important role in Unmanned Combat Aerial Vehicles' (UAVs) cooperative control. Based on analyzing the multiple UAV mission assignment characteristic, this paper expands the existing multiple cooperative UAV mission assignment model, and a mixed integer linear program model for multiple cooperative UAV mission assignment is created. The existing particle colony algorithm is improved and used for solving the model. In the improved PSO, the efficiency of this algorithm in that problem is raised through improvement.

KEYWORDS: Particle colony algorithm; UAV; Task allocation; Mixed integer linear program (MILP)

1 引言

无人机由于具有重量轻、尺寸小、机动性高、隐蔽性好、适应性强和不冒生命危险等特点,在民用和军用领域受到广泛关注。随着无人机技术的发展和军事需求的进一步提高,如果 UAV 孤立的作战,必然会由于其对战场态势认识的不足而降低攻击能力和规避能力;如果多架 UAV 只是简单地构成机群,而机群间没有相互的协调机制,那么只会增加机群的规模,并不能提高机群的战斗力,甚至给机群带来不利的影响。因此,由多 UAV 所组成的飞行编队中的协调与控制,成为 UAV 领域一个重要的研究课题^[1]。任务分配是多无人机任务规划的一个重点问题,它解决的是多架无人机在协同执行多项任务时各无人机做什么和怎样做的问题。已有学者应用进化算法^[2-3]、蚁群算法^[4]、合同网^[5]等方法对该问题进行了求解。本文将展开粒子群算法在该问题上的应用性研究。

2 协同任务分配模型的建立

2.1 决策变量的设计

二进制决策变量:

$$x_{i,j}^k = \begin{cases} 1, & \text{任务 } i \text{ 已经执行} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$$

连续型决策变量:

$t_j^k > 0$ 目标 j 上任务 k 的执行时间。

2.2 网络流示意图

为了形象直观地表达多无人机任务分配问题,将此问题描述为如下网络流模型,图中将无人机和任务进行统一编号,任务号为 $1 \cdots n$,无人机号为 $n+1 \cdots n+w$,图中虚线内的任务点可以彼此达到。

2.3 多无人机任务分配的混合整数线性规划模型

考虑最小化总飞行时间和最大化任务执行数量两项指标,指标之间采用加权相加形式,给出目标函数如下:

$$\min J_1 = \sum_{k=1}^w \sum_{i=1}^{n+w} \sum_{j=1}^{n+w} t_{i,j} x_{i,j}^k$$

$$\max J_2 = \sum_{k=1}^w \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{i,j}^k$$

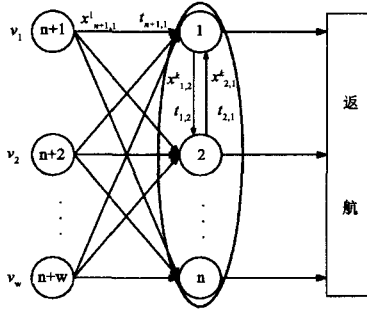


图1 多无人机任务分配网络流示意图

即:

$$\min J_2^* = n - \sum_{k=1}^w \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{i,j}^k$$

$$\min J = J_1 + J_2^*$$

约束条件:

- 1) $\sum_{i=1}^{n+w} \sum_{k=1}^w x_{i,j}^k = 1, \forall j = 1, \dots, n+w$
- 2) $\sum_{j=1}^{n+w} \sum_{k=1}^w x_{i,j}^k = 1, \forall i = 1, \dots, n+w$
- 3) $t_i^k + t_{ij} - K(1 - x_{i,j}^k) \leq t_j^k$
 $\forall i, j = 1, \dots, n+w; \forall k = 1, \dots, w$
- 4) $t_i^k + t_{ij} + K(1 - x_{i,j}^k) \geq t_j^k$
 $\forall i, j = 1, \dots, n+w; \forall k = 1, \dots, w$
- 5) $a_i \leq t_i^k \leq b_i, \forall i \in V_{T_2}; \forall k = 1, \dots, w$
- 6) $t_j^l \leq t_i^k, \forall k, l = 1, \dots, w$
 $(j, i) \in \text{优先关系对集}$
- 7) $\sum_{i=1}^n x_{i,i}^k = 0, \forall k = 1, \dots, w$
- 8) $\sum_{i,j=n+1}^{n+w} x_{i,j}^k = 0, \forall k = 1, \dots, w$
- 9) $\sum_{i=1, j \neq i}^{n+w} x_{i,j}^k = \sum_{l=1, l \neq i}^{n+w} x_{j,l}^k$
 $\forall k = 1, \dots, w; \forall j = 1, \dots, n+w$
- 10) $\sum_{i=1}^{n+w} \sum_{j=1}^{n+w} x_{i,j}^k \leq D_k, \forall k = 1, \dots, w$

约束条件 1-10 分别表达了:

- 1) 一项任务只能由一架无人机执行一次。
- 2) 只有一架无人机飞离该任务。
- 3) K 设定为一个较大的量若无人机未由任务 i 位置向任务 j 位置飞行, 则此约束条件总能被满足。
- 4) 当 $x_{i,j}^k = 1$ 时本约束与 3) 合为一个等式约束, 表示无人机在一个任务上的执行时间等于其前续任务执行的时间与两任务之间的飞行时间之和。
- 5) 时间窗约束。
- 6) 任务时序约束。
- 7) 无人机不能在相同的任务之间航行。
- 8) 无人机不能在基地之间航行。

9) 无人机进入某个任务点也必须从该任务点离开, 但不是原路返回。

10) 无人机的最大航程限制。

3 粒子群算法的改进策略

多无人机任务分配问题属于多约束组合优化问题, 由于变量维数高、约束条件复杂, 搜索过程中的某些搜索区域是不可行的, 导致整个搜索区域呈现出狭长的或不连续的状态。基本粒子群算法由于存在两个缺陷: 1) 容易陷入局部极值; 2) 精细搜索能力不强。在求解此类大规模多约束组合优化问题时找到全局最优解的效率非常低, 为了使粒子群算法在尽可能少的时间代价下取得较高的探测和开发能力, 本文提出了一种多子群多阶段粒子群算法。现有粒子群算法的离散策略很多, 本文将遗传算法的交叉和变异操作与粒子群结合实现粒子群算法的离散化^[6]。

3.1 算法原理

粒子群算法搜索最优解的过程实质上是粒子之间相互学习共同寻优的过程, 人们在日常学习的过程中经常采用分组学习, 阶段性总结的学习模式, 往往能取得较好的学习效果, 受该思想启发在深入分析粒子群算法寻优过程的基础上对基本粒子群算法作如下改进: 首先将粒子分为多个子群, 每个子群互不干扰, 独立进化, 为强化子群之间信息的交流, 经过固定代数 T_1 后, 所有子群进行合并统一进化固定代数 T_2 , 循环上述分组、子群进化、统一进化的过程, 直到满足结束条件为止。

3.2 算法细节

算法的重点是分组策略和两个进化代数的确定, 因为本算法要进行多次分组, 采用合适的分组策略将有利于各子群个体信息的相互交流, 为了平衡各子群的实力, 首先将随机产生的粒子按照适应度大小进行排序, 将其序号划分为 n/m , 按行排列, 取其第一列为第一个子群, 依次类推。 n 表示粒子数, m 表示子群数。例如粒子群规模 $n = 8, m = 4$, 分组过程如下所示:

$$5 \ 4 \ 3 \ 1 \ 2 \ 6 \ 8 \ 7 \rightarrow 5 \ 4 \ 3 \ 1 : 2 \ 6 \ 8 \ 7 \rightarrow$$

$$\begin{bmatrix} 5 & 4 & 3 & 1 \\ 2 & 6 & 8 & 7 \end{bmatrix} \rightarrow \{5 \ 2\}, \{4 \ 6\}, \{3 \ 8\}, \{1 \ 7\}$$

算法中使用了两个进化代数 T_1, T_2 , 当 T_1 为 0 时, 本算法就是基本粒子群算法, 非常容易早熟, 如果 T_2 为 0 本算法是多子群之间独立搜索和定期重新分组的过程, 具有较强的探索全局极值的能力, 但是是以牺牲收敛速度为代价的, 明确两个参数带给算法的影响, 根据实际问题的复杂程度选用合适的 T_1, T_2 , 将能以最小的时间代价取得较优解, 例如, 如果所求解的问题是单峰的就可以令 T_1 较小, 如果存在多个局部极值就可以增大 T_1 与 T_2 的比值。如果将两个参数的选择也作为一个优化过程, 将能取得更好的效果。

3.3 算法流程

如上所述, 提出了一种改进的多子群粒子群算法, 它的

基本步骤如下:

- 第一步:初始化算法参数(种群数量 n 、子群数 m 、迭代次数 L 、进化代数 T_1, T_2)。
- 第二步:随机产生 n 个粒子。
- 第三步:计算各粒子的适应度,按照适应度大小将全部粒子划分为 m 个子群,并记录每个粒子的个体极值和子群的组织极值。
- 第四步:各子群独立进化,将子群中每个粒子与个体极值和本子群组织极值进行交叉、变异操作。
- 第五步:如果达到指定进化代数 T_1 ,算法继续,否则转向第四步。
- 第六步:将各子群粒子融合起来统一进化,将子群中每个粒子与个体极值和全局极值进行交叉、变异操作。
- 第七步:如果达到指定进化代数,算法继续,否则转向第六步。
- 第八步:如果达到最大迭代次数或找到满足精度要求的解,算法停止并输出结果,否则转向第三步。

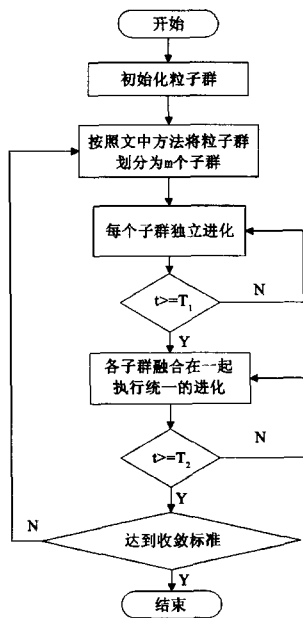


图2 改进粒子群算法的结构流程图

4 算法在多无人机任务分配上的应用

4.1 编码方案的确定

采用满足尽可能多约束条件的编码策略能大规模缩小搜索空间提高搜索效率,本文使用如下两层编码方式:

无人机	1	1	2	2	1	2	2	2	1
目标	2	3	1	3	1	1	2	2	3

以上表示的是两架无人机攻击三个目标的编码情况,每个目标上有三项任务需要执行,分别是侦查、攻击、毁伤评估

任务,数字在目标行出现第一次表示执行的是侦查任务,出现第二次表示执行的是攻击任务,出现第三次表示执行的是毁伤评估任务,即通过数字出现的顺序限定了任务的类型,使任务时序约束得到了满足,通过限定每个目标出现的次数,使任务协同约束得到满足。

4.2 适应度函数的建立

4.2.1 罚函数的确定

通过编码满足了部分约束条件,在如下几种情况下对适应度函数施加一个惩罚项将带约束问题转变为无约束问题。需要施加惩罚的情况如下:

- 1) 超越无人机最大航程。
- 2) 不满足时间窗约束。

4.2.2 适应度函数

综合目标函数和惩罚函数得出适应度函数如下:

$$F(X) = J + a \sum_{k=1}^w \max\{0, \sum_{i=1}^{n+w} \sum_{j=1}^{n+w} x_{i,j}^k - D_k\} + b \sum_{i \in V_{Td}} \sum_{k=1}^w \max\{0, a_i - t_i^k\} + c \sum_{i \in V_{Td}} \sum_{k=1}^w \max\{0, t_i^k - b_i\}$$

4.3 算子选取

交叉策略:

在第二个串随机选取一个交叉区域,将其加到第一个串的随机位置,删除第一个串中已经在第二个串的交叉区中出现过的任务。

变异策略:

为了不破坏编码的可行性,只对编码的第一行进行变异,采用随机单点变异策略。

4.4 仿真与分析

设战场环境下共有5个敌方目标,我方有3架无人机对敌方目标执行任务,每个目标上需执行侦查(CL)、攻击(AT)、毁伤评估(VE)三项任务。

表1 目标位置

目标	目标位置
1	(690,242)
2	(867,301)
3	(784,412)
4	(567,343)
5	(765,168)

表2 无人机性能参数

UAV	UAV 起飞位置	最大航程	巡航速度
1	(683,535)	2000	10
2	(708,544)	2500	10
3	(737,548)	2500	10

(下转第153页)

- puter Networks – the International Journal of Computer and Telecommunications Networking, 2002, 38(4):393–422.
- [2] Z Feng, et al. Collaborative signal and information processing: an information – directed approach [C]. Proceedings of the IEEE. 2003, 91(8):1199–1209.
- [3] Y Bar – shalom, X R Li. Estimation and tracking – Principles, techniques, and software[J]. Norwood, MA: Artech House, Inc, 1993.
- [4] Y Bar – shalom, X R Li. Multitarget – multisensor Tracking: Principles and Techniques[M]. Yaakov Bar – Shalom, 1995.
- [5] D Li, et al. Detection, classification, and tracking of targets[J]. Signal Processing Magazine, IEEE. 2002, 19(2):17–29.
- [6] T Vercauteren, X Wang. Decentralized sigma – point information filters for target tracking in collaborative sensor networks[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on [see also Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE Transactions on]. 2005, 53(8 Part 2):2997–3009.
- [7] J Liu, et al. Distributed state representation for tracking problems in sensor networks[J]. Proceedings of the third international

- symposium on Information processing in sensor networks. 2004. 234–242.
- [8] R Wang, Y Liang, Q Pan. A dynamic clustering algorithm in wireless sensor networks[J]. International Conference on Space Information Technology, WuHan, China, 2005.
- [9] 王睿,等. 无线传感器网络信息感知中的自组织算法[J]. 自动化学报,2006,(5).



[作者简介]

陈延军(1977–),男(汉族),河南人,博士生,专业为控制科学与工程,主要研究方向为无线传感器网络、信息融合、多 agent 系统;

潘 泉(1961–),男(汉族),上海人,教授,博士生导师,从事信息融合与应用、自适应滤波、估计与控制等研究;

王 权(1980–),男(汉族),安徽人,硕士生,专业为控制科学与工程,主要研究方向为无线传感器网络、信息融合;

梁新华(1976–),男(汉族),山西人,博士生,专业为控制科学与工程,主要研究方向为信息融合、人工智能。

(上接第 64 页)

表 3 任务时间约束

任务编号	时间窗口	任务编号	时间窗口
2	(15, 7)	3	(26, 33)
8	(36, 60)	13	(105, 124)

基于上述条件,改进粒子群算法的主要参数设置如下:子群数 $N=4$,每个子群的粒子数 $m=30$,迭代次数 $K=2000$,得到的最优分配计划如表 4 所示,其总航程为 5506.5,任务的完成数为 15,即所有任务全部完成。

表 4 最优任务分配计划

无人机	航程代价	任务分配计划
1	1836.5	(5, CL)→(3, CL)→(1, AT)→ (3, VE)→(5, AT)→(2, VE)
2	1322.1	(3, AT)→(1, VE)→(4, AT)→(5, VE)
3	2347.9	(1, CL)→(2, CL)→(4, CL)→ (2, AT)→(4, VE)

5 结论

本文建立了多无人机协同任务分配的混合整数线性规划模型,提出了一种改进的多子群粒子群算法。初步探讨了其在多无人机任务分配中的应用,重点针对编码方式,约束满足及交叉变异策略进行算法的详细设计,仿真结果显示,该算法能够对该问题进行成功求解,但是本文算法仍然存在早熟现象,将其与局部搜索方法融合解决算法早熟问题是下一步研究的方向。

参考文献:

- [1] Corey Schumacher, Phillip Chandler. UAV Task Assignment with Timing Constraints [J]. Department of Electrical and Computer Engineering, July 2003.
- [2] Tal Shima, etc. Multiple task assignment for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms [J]. Computers & Operations Research, 2006, 33:3252–3269.
- [3] 叶媛媛,闵春平,朱华勇,沈林成. 基于整数规划的多UCAV任务分配问题研究[J]. 信息与控制, 2005, 34(5).
- [4] 陈岩. 蚁群算法在无人机战术任务控制中的应用研究[D]. 长沙:国防科技大学博士学位论文, 2007.
- [5] 龙涛. 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).
- [6] 高尚,等. 粒子群优化算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2004, 19(11):1286–1289.



[作者简介]

国 博(1981–),男(汉族),山东寿光人,硕士研究生,研究方向为航空装备技术保障,无人机航路规划技术;

王社伟(1965–),男(汉族),吉林长春人,博士,副教授,硕士研究生导师,研究方向为智能系统,飞行

系统可靠性理论;

陶 军(1966–),男(汉族),吉林长春人,博士,讲师,研究方向为多智能体控制,无人机任务规划技术。