

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.09.009

求解多机协同任务规划的改进遗传算法

陈成, 邢立宁, 谭跃进

(国防科学技术大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 针对多无人机协同任务规划问题, 提出一种改进的遗传算法。根据每个目标所需执行的任务类型, 采用矩阵式编码方式, 引入启发式规则来确定各飞机执行其所要执行任务的先后顺序, 并采用模拟退火算法来对结果进行局部优化。实验结果表明, 该算法能有效求解多机协同任务的规划问题。

关键词: 多机协同; 任务规划; 矩阵编码; 启发式规则; 局部优化

中图分类号: V279; TP301.6 **文献标识码:** A

Improved Genetic Algorithm for Cooperating Multi Air Vehicle Mission Planning

Chen Cheng, Xing Lining, Tan Yuejin

(School of Information System & Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Aiming at the issue of cooperating multiple air vehicles mission planning, an improved genetic algorithm is put forward. According to the task types, adopt matrix encoding and heuristic rule to ensure the task sequence of every air vehicle. The simulated anneal algorithm is used for local optimization. The testing result shows that the algorithm can effectively resolve the problem of cooperating multi air vehicle.

Keywords: cooperating multi air vehicle; mission planning; matrix encoding; heuristic rule; local optimization

0 引言

随着无人机在军事领域的应用越来越广泛, 多无人机协同控制问题也受到越来越多的关注。多机协同任务规划问题本质上属于复杂的组合优化问题, 就是确定各飞机所需执行的任务集合、执行任务的先后顺序以及执行时间, 使飞机以尽可能低的代价实现尽可能高的任务效能。

目前主要使用确定性算法和不确定性算法来解决多机协同任务规划问题。美国麻省理工学院的航空控制实验室 (Aerospace Controls Laboratory) 所公开发表的一系列多机协同规划方面的论文, 大都是采用混合整数线性规划 (Mixed Integer Linear Programming, MILP) 对任务分配问题建模, 具体的求解方法则采用商用软件, 如 AMPL/CPLEX 等。但其局限性在于: 采用 MILP 对任务规划问题求解会产生大量的整形变量, 非常难于求解^[1]。不确定性算法方面, 文献[2]建立了协同多任务分配规划模型, 在此基础上, 基于异质多子群蚁群算法框架, 引入预编序号策略, 设计了基于分工机制的任务分配蚁群算法。文献[3]假设每架飞机均可以执行对各目标的各种任务, 如侦察、打击、毁伤评估等, 采用遗传算法对问题进行了求解。故将不确定性算法和确定性算法相结合, 提出一种新的改进遗传算法。

1 问题描述及模型建立

依据分层递阶的思想, 多机协同任务规划可以分为任务分配、路径规划、航迹规划 3 个层次^[4-6], 文中所指的多机协同任务规划问题均不包括飞机具体的航迹规划。

研究背景是多机协同执行空对地任务, 假设已通过作战区域的前期侦察发现了多个目标。根据侦察结果以及不同目标的特征和重要程度, 有些目标可以直接进行攻击, 有些可能需要先进行确认再攻击, 而某些重要目标可能还需要在攻击之后进行毁伤评估, 因此一个目标既可能包括一个任务, 也可能包括多个任务, 例如针对某一重要目标需要依次进行确认、攻击、毁伤评估 3 个任务。根据以上原则将作战任务分解后, 得到一系列任务集合, 集合中均为可以直接由单架飞机执行的任务。每架飞机能执行一种或多种类型的任务。任务规划方案的评价指标为完成任务的时间最小化。

多机协同任务规划问题中相关要素可表示为:

$V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}$: 为执行任务的飞机集合, N_v 为飞机数量;

$T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_t}\}$: 为目标集合, N_t 为目标数量;

$Mt = \{Mt_1, Mt_2, \dots, Mt_{N_m}\}$: 对应于每个目标 T_i 上飞机需要完成的任务类型集合, N_m 为任务类型的数量;

收稿日期: 2010-04-06; 修回日期: 2010-05-07

作者简介: 陈成 (1987-), 男, 江苏人, 硕士, 从事系统优化与综合集成研究。

$S = \{1, 2, \dots, N_c\}$: 为任务分配的阶段集合, N_c 为所要执行的任务总数, 在任一阶段 $l \in S$ 将一个目标分配给一架飞机;

$x_{l,i,j} \in \{0, 1\}$: 如果在 $l \in S$ 阶段将飞机 i 分配给目标 j , 则 $x_{l,i,j} = 1$, 否则 $x_{l,i,j} = 0$ 。

$Time(V_i, T_j, Mt_k)$: 为飞机 V_i 对目标 T_j 执行 Mt_k 任务的时刻点。

则文中所述问题可如下描述:

$$\min J = \max Time(V_i, T_j, Mt_k) \quad (1)$$

$$i \in V, j \in T, k \in Mt$$

s.t.

$$x_{l,i,j} \in \{0, 1\}, l \in S, i \in V, j \in T, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} x_{l,i,j} = 1, l \in S, \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_c} x_{l,i,j} = N_m, j \in T, \quad (4)$$

方程 (1) 表示目标函数为最小化完成任务时间; 方程 (2) 是整形决策变量约束; 方程 (3) 表示在任一分配阶段 $l \in S$ 只有一个目标 $j \in T$ 被分配给飞机 $i \in V$; 方程 (4) 确保在每一个目标 $j \in T$ 上有 N_m 个任务被执行。

2 改进遗传算法

多机协同任务规划问题是一个随着飞机数量和目标数量的增长呈现出组合爆炸特点的组合优化问题。文献[3]证明了该问题的复杂性为 $\frac{(N_c)!}{(N_m!)^{N_c}} N_v^{N_c}$,

并采用了编码方式为双染色体的遗传算法进行了求解。而笔者提出了一种采用矩阵式编码的改进遗传算法对问题进行求解。

2.1 编码

采用一种矩阵式编码, 每一个染色体矩阵由 N_l 行、 N_m 列元素构成, 矩阵中的元素表示无人机的编号。假设现在有 4 个目标, 目标编号分别记为 0、1、2、3, 有 2 架侦察机均可执行目标确认和毁伤评估任务, 编号为 0、2, 一架可执行攻击任务的飞机, 编号为 1, 则一个矩阵式编码如表 1。

该染色体表示目标 0 分别由飞机 2、飞机 1 和飞机 0 先后进行目标确认、火力攻击和毁伤评估 3 种任务, 目标 1 分别由飞机 0、飞机 1、飞机 2 执行确认、攻击和毁伤评估, 目标 2 和目标 3 类似。而

文献[3]中双染色体编码的一个编码如表 2。

表 1 矩阵式编码示例

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	0	1	2
目标 3	2	1	0

表 2 双染色体编码示例

飞机	0	2	1	2	0	1	2	1	1	0	2	0
目标	3	2	3	1	0	1	3	2	0	2	0	1

双染色体编码中, 如果一个目标第 1 次出现在目标一栏中, 则表示该任务是侦察确认, 只能由能执行侦察确认任务的飞机来执行; 如果是第 2 次出现, 则表示该任务是火力攻击, 只能由攻击飞机执行; 目标第 3 次出现表示执行的是毁伤评估任务, 只能由具备执行毁伤评估任务的飞机来执行。

2.2 选择方式

选择操作采用适应度值比例法, 适应度值越大的个体被选中的概率越大。

2.3 交叉方式

随机确定交叉位置, 对 2 个染色体的三栏分别进行单点交叉。图 1 表示 2 个父染色体, 交叉位置如阴影区所示。

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	0	1	2
目标 3	2	1	0

(a) 染色体 a

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	2	1	0
目标 3	0	1	2

(b) 染色体 b

图 1 2 个父染色体及交叉位置

对阴影区所示的交叉位置对三栏分别进行交叉, 得到 2 个子染色体如图 2。

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	0	1	0
目标 3	0	1	2

(a) 染色体 c

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	2	1	2
目标 3	2	1	0

(b) 染色体 d

图 2 2 个子染色体

2.4 变异方式

随机确定变异位置，分别对三栏进行变异。在变异时，从能够执行当前任务的飞机集合中随机安排一架飞机用以取代当前的执行该任务的飞机。

图 3 中，阴影部分表示各栏变异的位置，在确认一栏中，从能够执行目标确认的飞机集合中随机取出一个与当前飞机编号不一样的飞机替代它。火力攻击和毁伤评估两栏与之类似。这样，得到的一个新染色体如图 4。

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	0	1	2
目标 3	2	1	0

图 3 变异前的染色体

	确认	攻击	评估
目标 0	2	1	0
目标 1	0	1	2
目标 2	0	1	0
目标 3	0	1	0

图 4 变异后的染色体

2.5 适应度计算:

首先采用启发式算法得到一个初始适应度，然后采用模拟退火算法进行局部优化。

计算适应度的启发式算法步骤为:

记 $M_{i,j,k}, i \in V, j \in T, k \in Mt$, 为飞机 i 对目标 j 执行第 k 类任务, $k=1,2,3$ 分别表示执行目标确认、火力攻击和毁伤评估任务。计算适应度的启发式算法步骤为:

- 1) 第一栏中的任务加入到备选动作列表中。
- 2) 如果备选动作列表中没有备选动作，则转到步骤 4)，否则，从备选动作列表中选择能够最早执行的任务，设为 $M_{i,j,k}$ ，将飞机编号、目标编号和执行任务的时刻加入到结果列表中并从备选动作列表中删除该动作。结果列表结构如表 3。

表 3 结果列表

飞机编号	目标编号	执行任务的时刻
.....

3) 根据 $M_{i,j,k}$ 中的 k 判断该任务是否已经是对目标 j 执行的最后一种类型的任务，如果不是，则表示该目标还有未执行的任务，则将任务 $M_{i,j,k+1}$ 加入到备选动作列表中并转到步骤 2)，如果该目标没有未执行的任务，则转到步骤 2)。

4) 得到该染色体的结果列表，第三栏中的最大

值即为完成所有任务的时刻，算法结束。

2.6 基于模拟退火的局部优化方法

采用这种启发式算法能快速得到一个较优的解，但是理论上并不一定能得到最优解。为进一步提高优化绩效，采用模拟退火算法对用启发式算法得到的解进行进一步优化，步骤如下:

- 1) 初始化算法参数，以启发式算法得到的解作为初始解，初始解的格式采用表 2 的方式；
- 2) 采用产生随机数的方式来产生 2 个将要交换的列，判断新解是否是可行解，如果不是，则继续产生新解直到得到可行解为止；
- 3) 若满足 Metropolis 准则，则将得到的新解作为当前解，否则，以原来的解作为当前解，重复步骤 2)到步骤 3) L 次；
- 4) 降温，转到步骤 2)，直到温度降至给定的阈值为止；
- 5) 记录迭代过程中出现的最优值作为最终结果。

3 算例测试

随机生成一个由 30 个目标组成的场景，每个目标均需按照侦察确认、火力攻击和毁伤评估的顺序执行 3 次任务，目标的分布如图 5。

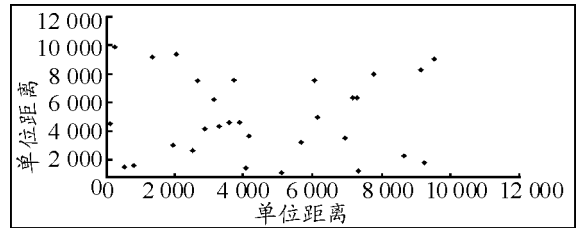


图 5 目标分布示意图

场景中存在可执行侦察确认和毁伤评估的侦察机 3 架，起飞位置坐标分别为(0, 0)、(0, 0)、(9 000, 9 000)；可执行火力攻击的攻击机三架，起飞位置坐标分别为(0, 9 000)、(0, 9 000)、(9 000, 0)；设定所有飞机的飞行速度均为 10。采用本文算法，在不同种群数目下迭代 500 代，计算的最后结果如图 6。

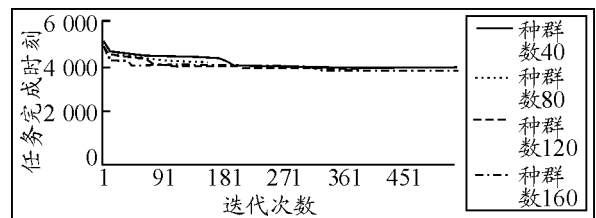


图 6 不同种群规模下迭代 500 代的计算结果

通过结果可以看出，种群数目越多，算法收敛的越快，但是计算时间也会相应的增加。

4 结论

经过数据测试和验证，该算法能有效求解多机

协同任务的规划问题, 提高了效率。

参考文献:

[1] Alighanbari, Jonathan P.How, Cooperative Task Assignment of Unmanned Aerial Vehicles in Adversarial Environments, American Control Conference, 2005, Proceedings of the 2005: 4661-4666.

[2] 陈岩, 蚁群优化理论在无人机战术控制中的应用[D], 国防科学技术大学博士论文, 2007.

[3] Shima T, Rasmussen S J, Sparks A G, Passino K M. Multiple Task Assignments for Cooperating Uninhabited Aerial Vehicles Using Genetic Algorithms[J]. Computers and Operations Research, 2006, 33(11): 3252-3269.

[4] Rabbath C A, Gagnon E, Lauzon M. On the Cooperative

Control of Multiple Unmanned Aerial Vehicles[J]. IEEE Canadian Review, 2004(46): 15-19.

[5] Bellingham J, Tillerson M, Richards A, How J. Multi-Task Allocation and Path Planning for Cooperative UAVs[A]. Cooperative Control: Models, Applications and Algorithms[M].Kluwer Academic Publishers, 2003:23-41.

[6] Beard R W, McLain T W, et al. Coordinated Target Assignment and Intercept for Unmanned Air Vehicles[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18(6): 911-922.

[7] Lining Xing, Yingwu Chen, Kewei Yang. A Novel Mutation Operator Based on the Immunity Operation. European Journal of Operational Research, 2009, 197(2): 830-833.

[8] 钟晓声, 李应歧. 一种基于遗传算法的防空导弹火力分配优化方法[J]. 四川兵工学报, 2009(7): 20-23.
