

面向多无人机协同对地攻击的双层任务规划方法

余 婧¹, 雍恩米¹, 陈汉洋¹, 郝 东^{2,*}, 张显才¹

(1. 中国空气动力研究与发展中心计算空气动力研究所, 四川 绵阳 621000;

2. 中国空气动力研究与发展中心空天技术研究所, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 无人机(unmanned aerial vehicles, UAVs)的任务规划包含任务分配、执行顺序确定以及航迹优化等。为了达到任务规划的全局最优,需要全盘梳理任务的各个方面,提出高效的优化策略。综合考虑任务规划过程中任务分配、执行顺序确定以及航迹优化等方面的需求和相互间影响,首先从优化框架出发,设计了双层互耦的任务规划求解策略,而后将任务规划模型分为上层任务分配和下层任务序列优化,并对每一层的优化方法和优化步骤进行了详细设计。在任务分配问题中,基于模拟退火算法,提出了可跳出局部最优的模拟退火-撒点(simulated-annealing-shooting, SAS)算法,并详细探讨了算法参数的设计原则。最后通过仿真分析,验证了所提出的规划框架和 SAS 优化算法的有效性。

关键词: 无人机; 任务规划; 模拟退火算法; 规划框架; 优化算法

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI:10.12305/j.issn.1001-506X.2022.09.19

Bi-level mission planning method for multi-cooperative UAV air-to-ground attack

YU Jing¹, YONG Enmi¹, CHEN Hanyang¹, HAO Dong^{2,*}, ZHANG Xiancai¹

(1. Computational Aerodynamics Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China;

2. Aerospace Technology Institute, China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: The unmanned aerial vehicles (UAVs) mission planning consists of task allocation, mission sequence assignment and trajectory planning. These optimization problems are interacted. To achieve the global optimal solution of the UAVs mission planning, these three optimization problems should be fully considered and organized. In this paper, considering the requirements and interactions among the three optimization problems, a double-level planning framework is firstly introduced, and then the whole mission planning problem is decomposed into two parts: the high level task allocation and the low level sequence optimization. The optimization models and methods for each level are subsequently developed and detailed. In the process of task allocation, a simulated-annealing-shooting (SAS) is proposed for overcoming the local-optimal-trap, and the configuration principle of the algorithm parameters are discussed. Finally, the simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed planning framework and the SAS algorithm.

Keywords: unmanned aerial vehicle (UAV); mission planning; simulated-annealing algorithm; planning framework; optimization algorithm

0 引 言

飞行器任务规划是随着航空技术和制导/控制技术的

进步及其在军事上的应用而形成的一个新的研究领域^[1]。

无人机(unmanned aerial vehicles, UAVs)的任务规划问题

包含任务分配、执行顺序规划以及航迹规划等。任务分配

收稿日期:2021-08-11; 修回日期:2021-12-06; 网络优先出版日期:2022-02-23。

网络优先出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20220223.1513.018.html

基金项目:基础和前沿技术研究基金(PJD20180148)资助课题

* 通讯作者。

引用格式:余婧, 雍恩米, 陈汉洋, 等. 面向多无人机协同对地攻击的双层任务规划方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(9): 2849-2857.

Reference format: YU J, YONG E M, CHEN H Y, et al. Bi-level mission planning method for multi-cooperative UAV air-to-ground attack[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(9): 2849-2857.

是指确定哪些任务由哪些 UAVs 执行;执行顺序确定是指在已知任务集合的条件下,确定 UAVs 执行任务的先后顺序;航迹优化即确定 UAVs 执行任务的具体飞行航迹。任务分配与执行顺序规划都是典型的复杂约束下的组合优化问题,航迹规划的优化方式则因建模方式的不同而有所差别。一般而言,3 个层次的优化问题相互嵌套、相互影响。执行顺序规划需要以任务分配方案为输入;航迹规划需要以任务执行顺序为输入;执行任务的航程或飞行时间又进一步影响任务分配方案的决策。为了达到任务规划的全局最优,需要全盘梳理 3 个层次的优化关系,提出高效的优化策略。

目前已存在多种 UAVs 任务规划的建模方法,包括旅行商模型^[2-3]、车辆路由模型^[4-6]、网络流模型^[7-8]、混合整数模型^[9-10]等,其中混合整数模型具有较强的可扩展性,车辆路由模型可以更好地处理带约束问题。针对优化模型,可以选择很多种搜索算法进行求解。传统的优化方法有枚举法、动态规划法^[11]、图搜索算法^[12]等,但随着问题维数的增加,时间消耗呈指数增长,不利于复杂问题的求解。随后,智能优化方法因具备易于实现、计算复杂度低等特点,被广泛应用。目前常用的智能优化算法有遗传算法(genetic algorithm, GA)^[13-14]、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法^[15-17]、模拟退火(simulated-annealing, SA)算法^[18-19]等。在当前研究中,任务分配与执行顺序规划因内在行为的紧耦合性,通常被作为一个整体考虑,因此任务规划问题大多侧重前两者的优化,而忽略航迹的影响。在优化算法方面,SA 算法因在理论上完备的证明,可以达到全局极小值,而备受研究者的青睐。在任务规划问题中,SA 算法已有很多成功应用,但其亦存在一个致命的缺点,即容易陷入局部最优,因此研究者也一直在尝试诸多改进方法。

本文综合考虑任务规划中任务分配、执行顺序规划以及航迹规划 3 个层面的优化需求和相互间影响,从优化框架出发,设计了双层互耦的任务规划求解策略,而后将优化模型求解分为上层任务分配和下层任务序列优化,并对每一层的优化方法和优化步骤进行了详细设计;在任务分配问题中,基于 SA 算法,提出了可跳出局部最优的 SA-撒点(SA-shooting, SAS)算法,并详细探讨了算法参数的设计原则。最后,通过仿真分析,验证了所提出的规划框架和优化算法的有效性。

1 任务描述

假设有无人攻击机 m 架和待打击目标 n 个,UAVs 起飞后需要飞行至待打击目标位置进行对地攻击。一架 UAV 最多携带的武器数量为 W ,即一架 UAV 最多攻击 W 个目标,且一个目标只能被一架 UAV 攻击。任务分配的目的是优化出哪些 UAVs 需要打击哪些目标,以及实施打击的具体作战顺序、飞行路径,最大化对地攻击效益。图 1 给出了多 UAV 协同对地打击的示意图。

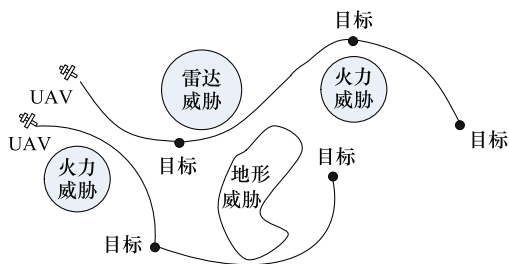


图 1 多 UAV 协同对地打击示意图

Fig. 1 Sketch map for multi-cooperative UAV air-to-ground attack

2 多 UAVs 协同对地攻击任务分配建模

本文的 UAVs 对地攻击任务分配问题,可用四元组 $\langle E, V, T, C \rangle$ 来描述:

E 表示战场环境态势,包含了战场威胁分布、天气情况、地形等战场信息。为了方便讨论,本文将所有环境态势分为两部分,一部分为禁飞区,即由于雷达威胁、恶劣天气、不利地形所导致的 UAV 不可驶入的区域;另一部分即为 UAV 可以机动的区域。

V 即 UAV 状态,已知 UAV 集合 $U = \{UAV_1, UAV_2, \dots, UAV_m\}$,其中 $UAV_i = \{loc_i, W_i\}$,表示第 i 架 UAV 的初始位置和所携带的武器数量, m 为 UAV 数量。

T 为待攻击目标集合 $T = \{tar_1, tar_2, \dots, tar_n\}$, n 为目标数量,且 $m \leq n$ 。

C 表示任务分配中的约束,包括任务时长约束、匹配约束、数量约束等,将在建模中详细讨论。

任务规划的本质是一个优化问题,包含设计变量、任务约束和评价指标 3 个关键因素。下面将对本文研究问题的关键要素进行分析和建模。

2.1 设计变量

设计变量为 $Var = (seq_1, seq_2, \dots, seq_m)$, $seq_i = [tar_1^i, tar_2^i, \dots, tar_k^i]$ 表示被分配给第 i 架 UAV 的任务序列,第 i 架 UAV 依次执行编号为 tar_1^i 到 tar_k^i 的任务目标。为方便后文表述,描述目标分配的决策变量可定义为

$$x_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{目标 } k \text{ 分配给第 } i \text{ 架 UAV} \\ 0, & \text{目标 } k \text{ 没有分配给第 } i \text{ 架 UAV} \end{cases} \quad (1)$$

2.2 评价指标

(1) 毁伤效果

假设 UAV_i 对 tar_k 的杀伤概率为 P_{ik} ,则整个攻击任务的毁伤效果为

$$R = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n x_{ik} \cdot P_{ik} \quad (2)$$

(2) 损伤程度

假设 UAV_i 对 tar_k 进行打击,生存概率为 Q_{ik} ,则该 UAV 被击毁的概率为 $G_{ik} = 1 - Q_{ik}$,整个攻击任务的损耗可表示为

$$G = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n x_{ik} \cdot (1 - Q_{ik}) \quad (3)$$

(3) 航程代价

UAV 到达目标的航程越短,完成任务的时间代价就越

小,航程代价需要在任务序列确定后,经过航迹规划给出,因此该评价指标仅在航迹规划时使用。令 F_i 表示第 i 架 UAV 的飞行距离,则整个任务的航路代价可表示为

$$F = \sum_{i=1}^m F_i \quad (4)$$

2.3 任务约束

在整个任务分配过程中,需要考虑以下任务约束:

C_1 : 任务时长约束, UAV 最长航行距离不得超过其航程限制。

C_2 : 任务分配约束, 每一架 UAV 都必须分配一个任务, 每一个任务仅由一架 UAV 执行。

C_3 : 禁飞区约束, UAV 在航行过程中, 不可经过禁飞区域。

C_4 : 任务数量约束, 第 i 架 UAV 最多携带 W_i 个武器。

C_5 : 飞行姿态角约束, UAV 进行机动时, 有最大偏航角。

2.4 任务规划模型

综上, 本文所研究的 UAVs 任务分配问题, 可表示为如下优化模型:

$$\begin{cases} \text{find } \text{Var} = (\text{seq}_1, \text{seq}_2, \dots, \text{seq}_m) \\ \max f_1 = w_R R - w_G G \\ \min f_2 = F \\ \text{s. t. } C_1 \cap C_2 \cap C_3 \cap C_4 \cap C_5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: w_R 和 w_G 分别表示毁伤效果与损伤程度指标的权重系数, 反映了二者的重要程度; f_1 可称为任务效益指标; f_2 为航路指标; C_1 至 C_5 描述了需要满足的约束。

3 模型求解

3.1 求解框架

求解上述模型, 理论上需要嵌套的两层规划去完成(见图2)。上层规划用于进行任务分配, 即确定哪些 UAVs 执行哪些任务, 主要满足优化指标 f_1 ; 下层规划用于解决任务顺序和航路规划问题, 即在已知 UAVs 需要打击的目标集合的前提下, 优化出最优的任务序列和对应的飞行航路, 主要关心优化指标 f_2 。为了达到全局最优, 上层规划和下层规划往往是相互联系和相互影响的, 且在一定程度上, 上层和下层的优化指标是相互矛盾的。当任务收益达到最大, 可能航路代价并非最优; 当选取了航路代价最优, 则需要牺牲一些任务收益指标。

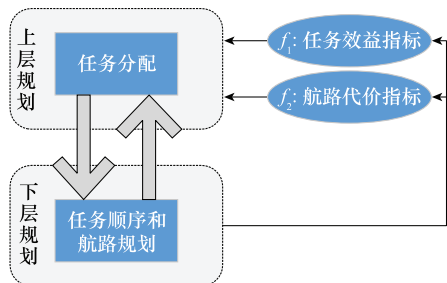


图2 双层任务规划框架

Fig.2 Bi-level mission planning framework

本文认为, 整个任务分配的效益指标远比航路指标重要。为提高规划效率, 本文根据问题特点, 对问题进行了简

化, 即上层规划仅考虑效益指标, 下层规划仅考虑航路指标, 规划策略如图3所示。

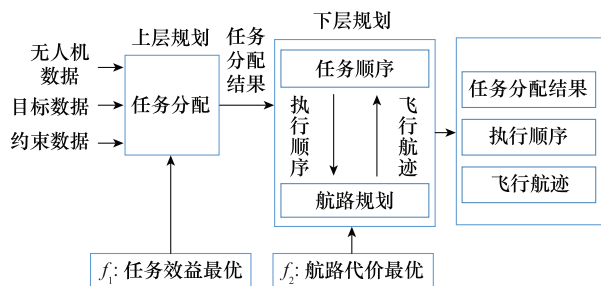


图3 双层任务规划策略

Fig.3 Strategy for Bi-level mission planning

在下层航路优化中, 根据已知的任务目标集合进行任务序列穷搜, 而后采用已有蚁群算法, 进行点对点航路规划, 选取航路最优的任务序列为最终的任务执行方案, 并给出对应的航路信息。

3.2 基于SAS的任务分配

任务分配为上层优化, 任务分配的目的是优化出每一架 UAV 需要执行的具体任务的集合, 而对具体的执行顺序和飞行航路不关心。任务分配模型, 可以从公式中分解得出:

$$\text{find } X = x_{ik}, i=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$\max f_1 = w_R R - w_G G \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^m x_{ik} = 1 \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^n x_{ik} \geq 1 \quad (9)$$

$$\sum_{k=1}^n x_{ik} \leq W_i \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n x_{ik} = n \quad (11)$$

式(6)表示任务分配的决策变量, 式(7)表示任务效益指标, 式(8)表示每个目标只能被分配给一架 UAV, 式(9)表示每架 UAV 都必须被分配目标, 式(10)表示 UAV 具有多目标攻击能力, 最大攻击数取决于自身携带的武器数量 W_i , 式(11)表示所有目标都必须被分配给 UAVs。

任务分配是一个典型的组合优化问题, SA 算法是其求解方法之一。SA 算法是一种通用的随机搜索算法, 是对局部搜索算法的扩展。与一般局部搜索算法不同, SA 以一定的概率选择邻域中目标值相对较小的状态, 是一种理论上的全局最优算法。在实际应用中, SA 算法易于陷入局部最优, 因此需要根据具体问题进行有针对性的改进, 以跳出局部最优。

本文主要用 SA 算法进行任务分配优化, 并在基本算法基础上拓展撒点算子, 以跳出局部最优, 下面对其关键步骤进行介绍。

(1) 编码设计

如果直接以决策变量编码, 则是一个 $m \times n$ 维的矩阵, 比较浪费空间, 且不利于寻优搜索。为了便于邻域搜索, 本文的编码设计为 $1 \times n$ 维的向量, n 为待打击目标的数量。假如向量中第 k 个元素的值为 i , 则表示 $x_{ik} = 1$ 。假如求解的规划问题有 5 个任务, 则一个状态编码如图4所示。

目标编号	1	2	3	4	5
无人机编号	2	1	3	2	1

图 4 状态编码示例

Fig. 4 Example for encoding

图 4 中的编码表示,任务 1 分配给 UAV₂,任务 2 分配给 UAV₁,任务 3 分配给 UAV₃,任务 4 分配给 UAV₂,任务 5 分配给 UAV₁。

(2) 邻域搜索

算法的编码为整数编码,且编码需要满足模型中的各种约束。在领域搜索的过程中,采取概率赋值的方式。具体方法如下(见图 5)。

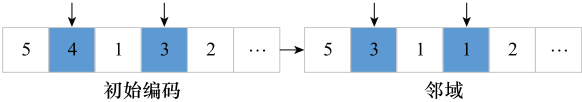


图 5 邻域搜索示例

Fig. 5 Neighborhood searching

步骤 1 随机选取编码中的 s 个位置;

步骤 2 依次将 s 个位置上的值,随机赋予一个不同的值,赋值范围为 $1 \sim m$ 。

(3) 撒点算子设计

SA 算法的缺点是易于陷入局部最优,因此在迭代的过程中,本文引入撒点算子,其基本原理是,在整个搜索空间随机选取若干候选编码,通过目标函数值计算,选取最优编码为邻域编码。在传统的 SA 算法中,仅根据当前编码选取一个邻域解作为候选点,不仅搜索空间有限,而且候选点数量很少。加入撒点算法后,首先邻域搜索范围扩展到了整个寻优空间,不局限于邻域,即跳出了邻域局部空间的束缚,其次撒点操作一次性并行地搜索多个候选点,有利于提高搜索效率,尽快找到更优的候选点。通过随机撒点,可以尽快跳出局部最优,提高传统算法的全局寻优能力。具体步骤如下:

步骤 1 判断优化过程是否满足无条件转移,如果满足,继续下一步;

步骤 2 随机生成 pop 个编码(pop 称为撒点算子规模);

步骤 3 对编码进行目标函数值计算,选取目标值最优的编码为邻域编码,并赋值给当前编码。

(4) 算法流程

SAS 算法的具体流程如图 6 所示。

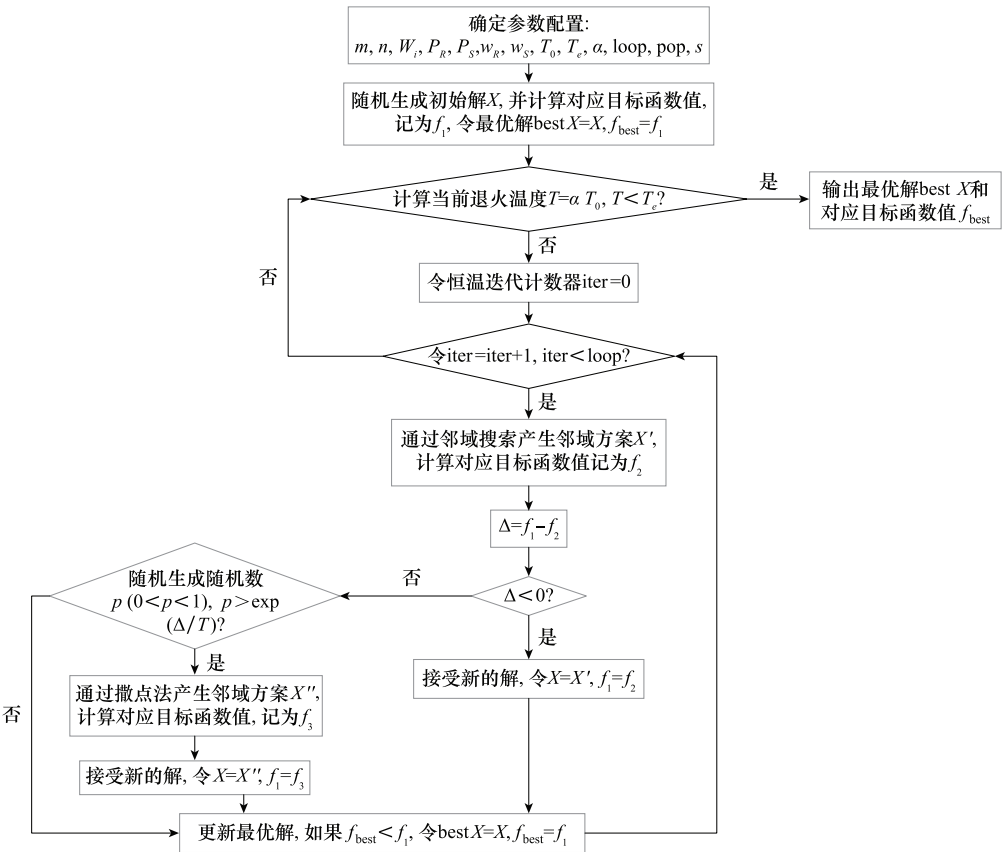


图 6 SAS 算法流程

Fig. 6 Flowchart for SAS

(5) 算法复杂度分析

与传统的 SA 算法相比,本文所改进的 SAS 算法,主要是在邻域搜索结束后,多了一个撒点算子操作,撒点操作过

程中,需要进行目标函数值计算,且计算过程是并行的。假设计算一次目标函数的计算代价为 C ,时间代价为 T ,记传统 SA 算法的计算代价为 $SA(C)$,时间代价为 $SA(T)$,则

可推知,从时间上看,本文改进的 SAS 算法的时间代价为 $SA(T) + \text{iter} \cdot T$,即每一次迭代仅比传统算法多了一个时间单位的代价。这是由于,尽管撒点算子过程中进行了多次目标函数值计算,但计算过程是并行的,总时间消耗仅多出一目标函数值的计算时间。从计算复杂度上看,改进算法的计算代价为 $SA(C) + \text{iter} \cdot \text{pop} \cdot C$,比传统算法略高,且复杂度与撒点算子规模有关。

3.3 任务序列优化

当每个 UAV 的攻击任务集合已知,则可进行下层优化,即任务序列优化。任务序列优化的目的是规划出 UAVs 执行任务的顺序以及对应的航路。下层优化的模型,可表述为

find Var=seq_i=[tar₁ⁱ,tar₂ⁱ,⋯,tar_kⁱ] (12)

min f₂=F (13)

s. t. C₁∩C₃∩C₅ (14)

本文采用已有的蚁群算法进行航路规划,蚁群算法在此不再赘述。下层优化的具体步骤如下:

步骤 1 针对第 *i* 架 UAV,根据已知的任务集合,穷搜

可能的排序组合;

步骤 2 针对每一组任务序列组合,调用已有的蚁群算法,进行航路规划,并记录最优航路代价;

步骤 3 选取所有排序组合中航路代价最优的组合,作为最优任务序列输出,并同时输出飞行航迹。

4 仿真分析

本文的仿真不考虑 UAV 间的通信与在线协同问题,战场环境威胁均简化为数学模型,且假设 UAV 飞行行为匀速飞行,不考虑飞行高度等因素。

4.1 任务分配仿真

(1) 算例配置

假设 UAVs 数量 $m=6$,任务目标数量 $n=10$,每架 UAV 携带的最大武器数量为 $W_i=4(i=1,2,\cdots,m)$,UAVs 的毁伤概率和生存概率随机给出,具体数值如表 1 和表 2 所示。定义 $w_k=w_G=0.5$ 。SA 算法的参数值由表 3 给出。

表 1 毁伤概率
Table 1 Destructive probability

UAV _{<i>i</i>}	tar ₁	tar ₂	tar ₃	tar ₄	tar ₅	tar ₆	tar ₇	tar ₈	tar ₉	tar ₁₀
UAV ₁	0.864	0.811	0.846	0.945	0.805	0.762	0.768	0.829	0.777	0.767
UAV ₂	0.789	0.888	0.831	0.938	0.982	0.790	0.751	0.755	0.823	0.735
UAV ₃	0.923	0.934	0.834	0.893	0.963	0.841	0.768	0.971	0.878	0.789
UAV ₄	0.757	0.724	0.792	0.814	0.865	0.769	0.831	0.994	0.779	0.796
UAV ₅	0.906	0.979	0.853	0.943	0.887	0.953	0.793	0.832	0.881	0.827
UAV ₆	0.755	0.933	0.853	0.860	0.876	0.758	0.977	0.733	0.913	0.852

表 2 生存概率
Table 2 Survival probability

UAV _{<i>i</i>}	tar ₁	tar ₂	tar ₃	tar ₄	tar ₅	tar ₆	tar ₇	tar ₈	tar ₉	tar ₁₀
UAV ₁	0.732	0.725	0.755	0.865	0.821	0.825	0.801	0.773	0.873	0.713
UAV ₂	0.989	0.820	0.779	0.743	0.723	0.715	0.970	0.821	0.718	0.751
UAV ₃	0.701	0.778	0.744	0.956	0.772	0.971	0.811	0.729	0.770	0.895
UAV ₄	0.932	0.940	0.741	0.887	0.737	0.983	0.733	0.740	0.806	0.920
UAV ₅	0.945	0.829	0.961	0.805	0.755	0.847	0.934	0.983	0.946	0.894
UAV ₆	0.961	0.973	0.874	0.854	0.772	0.847	0.817	0.987	0.705	0.835

表 3 SA 算法参数设置
Table 3 Parameter configuration for SA algorithm

参数	数值
起始温度	250
终止温度	10
降温系数	0.99
常温迭代次数	250
邻域搜索位置数目	1, 3, 5, 10
撒点算子规模	5, 10, 50, 100

(2) 优化参数影响分析

假设撒点算子规模始终为 50,改变邻域搜索过程中元

素位置搜索数目,连续运行 5 次优化程序,其优化结果如表 4 所示。

表 4 邻域搜索参数对优化结果的影响
Table 4 Optimization results with different neighborhood searching parameters

运行	1	2	3	4	5	均值	方差
1	4.025 0	4.025 0	4.003 5	3.987 0	3.963 0	4.000 7	0.000 699
3	4.003 5	3.981 5	4.025 0	3.997 5	4.025 0	4.006 5	0.000 350
5	4.003 5	3.997 5	3.977 5	3.973 5	3.973 5	3.985 1	0.000 205
10	3.960 0	3.997 5	3.988 5	3.957 5	3.979 0	3.976 5	0.000 306

从表 4 可以看出,不论参数设置为 1 还是 10,算法的搜索结果都相对稳定,总体上趋于较好的优化结果,且优化结果的方差不大。从表 4 还可看出,邻域搜索的位置数目并不是越多越好,当搜索数目为 1 和 3 时,都能够得到最优解 4.025,当搜索数目变大时,虽然也能得到较好的优化结果,但不容易得到相对最优的结果。这是由于随着

搜索数目的增大,邻域搜索空间也增大,在有限的搜索次数内,并不能保证搜到邻域的最优值。从表 4 可以推断出,当编码有 10 个值时,邻域搜索位置数目设置在 3 比较合适。

根据表 4 结果,将邻域搜索位置数目设为 3,改变撒点算子规模,连续运行 5 次优化程序,优化结果如表 5 所示。

表 5 撒点算子规模对优化结果的影响
Table 5 Optimization results with different shooting populations

运行	1	2	3	4	5	均值	方差
5	3.940 0	3.952 0	3.948 0	3.956 0	3.959 5	3.951 1	0.000 057
10	3.973 5	3.961 5	3.968 5	3.988 5	3.987 0	3.975 8	0.000 137
50	4.003 5	3.981 5	4.025 0	3.997 5	4.025 0	4.006 5	0.000 350
100	3.979 0	3.997 5	4.003 5	4.025 0	4.025 0	4.006 0	0.000 382

撒点算子的设计,是为了解决 SA 算法容易陷入局部最优的问题。从表 5 可以看出,随着撒点算子规模的增加,算法的寻优效果越来越好。这是由于撒点算子规模越大,搜索的空间越大,则跳出局部最优的概率越大。

图 7 和图 8 给出了表 4 和表 5 优化中最优结果的收敛过程。

(3) 算法对比分析

图 9 给出了本文的 SA 算法与传统 SA 算法以及 PSO 算法的收敛对比。从图 9 可以看出,本文提出的 SAS 算法收敛效果最好,传统 SA 算法次之,传统 PSO 算法最差。PSO 算法更善于处理连续优化问题,传统编码对组合优化问题的适应性不强,且迭代次数较少,导致其优化效果较差。SAS 算法由于设计了跳出局部最优的撒点算子操作,优化效果优于传统 SA 算法。

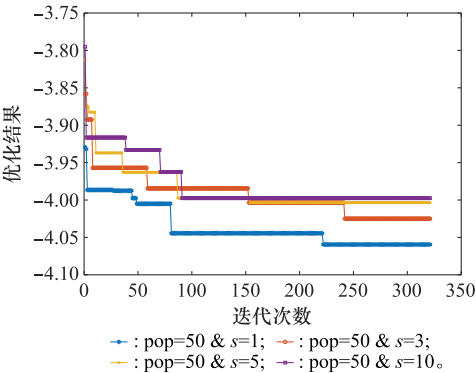


图 7 邻域搜索参数变化的收敛过程

Fig. 7 Convergence process with different neighborhood searching parameters

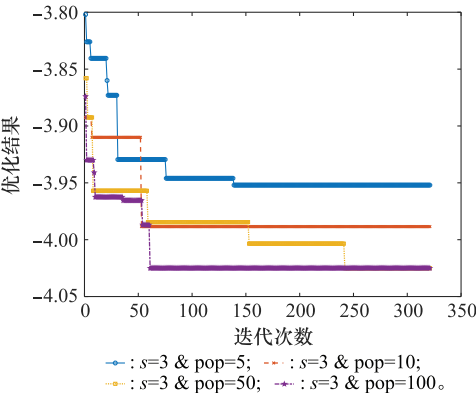


图 8 撒点算子规模变化的收敛过程

Fig. 8 Convergence process with different shooting populations

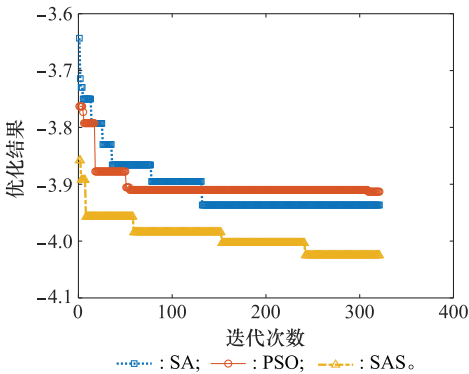


图 9 不同优化算法的收敛过程对比

Fig. 9 Convergence process for different algorithms

(4) 优化结果与分析

从表 4 和表 5 中选取最优的一组优化结果,其任务分配情况如表 6 所示。

表 6 最优分配结果
Table 6 Optimal results for assignment

UAV _i	任务集合
UAV ₁	4
UAV ₂	5
UAV ₃	6
UAV ₄	10
UAV ₅	1,3,8,9
UAV ₆	2,7

从表 6 中可以看出,优化的结果均满足公式约束。任务大多趋于分配给 UAV₅,这是由于在随机给出的毁伤概率和生存概率中,UAV₅ 的数值都比较好。UAV₁ 的概率数值都较差,如果没有任务数量约束,整个任务分配偏于将任务分配给其他 UAVs,而非 UAV₁。

4.2 任务序列优化仿真

本节根据表 6 的任务分配结果,进行任务序列优化。

(1) 算例配置

表 7 任务目标坐标

Table 7 Coordinates for targets

坐标	tar ₁	tar ₂	tar ₃	tar ₄	tar ₅	tar ₆	tar ₇	tar ₈	tar ₉	tar ₁₀
X/km	5	20	30	40	50	55	10	50	40	20
Y/km	50	30	40	10	50	20	55	10	55	56

表 8 威胁分布
Table 8 Distribution for threats

威胁类型	编号	坐标(x,y)/km	威胁半径/km
雷达探测威胁	1	(26, 55)	5
雷达探测威胁	2	(35, 26)	4
导弹威胁	3	(10, 30)	6
导弹威胁	4	(14, 46)	4
气候威胁	5	(24, 10)	6
地形威胁	6	(52, 40)	2

(2) 任务序列枚举

从表 6 可知每架无人机的目标任务集合。第 3.3 节已给出了任务序列规划的具体方法,首先需要对任务集中的所有序列组合进行枚举。如表 9 所示,UAV₁~UAV₄ 都只有一个目标任务,因此可能的任务序列组合只有一种。UAV₅ 有 24 种可能的组合方法,而 UAV₂ 有 2 种。每一种可能的任务序列组合都将采用蚁群算法对其进行航迹规划,记录航程,其中航程最短的组合将最终被定为 UAV 需要执行的任务序列方案和飞行航迹方案。

表 9 任务序列枚举

Table 9 Enumeration results for mission sequences

UAV _i	任务集合	任务序列枚举
UAV ₁	4	4(一种组合)
UAV ₂	5	5(一种组合)
UAV ₃	6	6(一种组合)
UAV ₄	10	10(一种组合)
UAV ₅	1, 3, 8, 9	24 种组合
UAV ₆	2, 7	(2, 7)和(7, 2)两种组合

由于 UAV₁~UAV₄ 只有一个任务目标,采用航迹规划算法进行点对点航迹规划即可,具体优化结果如图 10 所示。UAV₆ 有两个任务需要执行,可能的任务序列为[2, 7]和[7, 2]。当任务序列为[2, 7]时,最优飞行航迹如图 11 所示,航程为 68.08 km。当任务序列为[7, 2]时,最优飞行航迹如图 12 所示,航程为 87.94 km。因此,UAV₆ 的最佳任务序列为[2, 7]。UAV₅ 有 24 种可能的序列组合,经过优化,其最优任务序列为[1, 9, 3, 8],飞行航迹如图 13 所示,航程为 149.05 km。

在任务序列规划中,涉及到航迹的规划,需要给出飞行环境。本算例中,飞行环境主要考虑无人机、目标的位置、飞行区域以及涉及到的环境、雷达和导弹威胁。任务目标的地理位置如表 7 所示,各威胁的编号、类型与坐标如表 8 所示。整个任务的执行区域限制在[0, 0] km 到[60, 60] km 范围内。为了进行航迹规划,需要对飞行区域进行地图数字化,本文采用栅格法进行地图建模,栅格离散化间隔为 2 km。无人机初始位置为[2, 2] km。

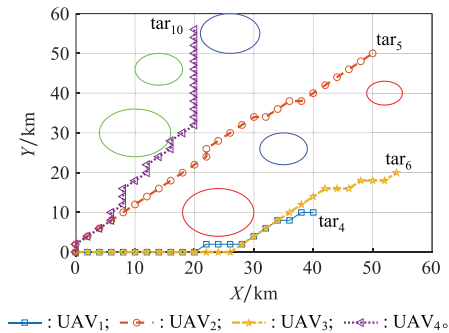


图 10 UAV₁~UAV₄ 飞行航迹
Fig. 10 Trajectories for UAV₁~UAV₄

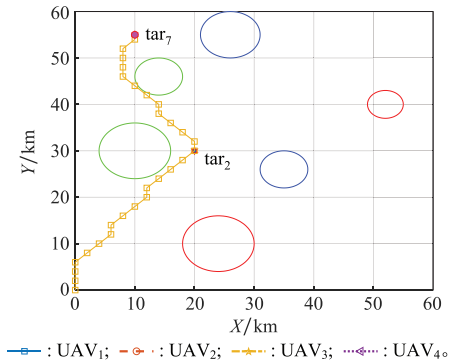


图 11 UAV₆ 执行任务序列[2, 7]的飞行航迹
Fig. 11 Trajectory for UAV₆ attacking targets [2, 7]

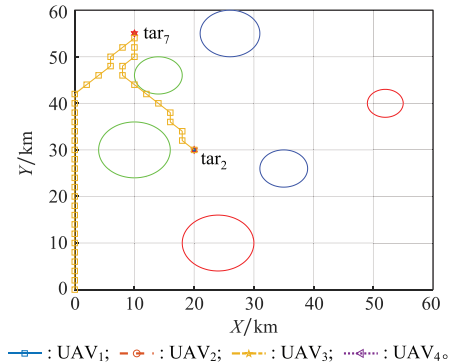
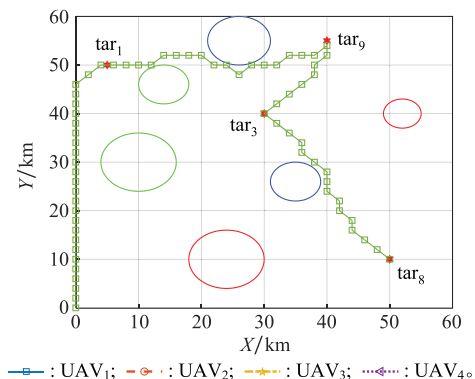


图 12 UAV₆ 执行任务序列[7, 2]的飞行航迹
Fig. 12 Trajectory for UAV₆ attacking targets [7, 2]

图 13 UAV₅ 飞行航迹Fig. 13 Trajectory for UAV₅

5 结束语

UAVs 的任务规划包含任务分配、执行顺序确定以及航迹优化等。为了达到任务规划的全局最优,需要全盘梳理任务的各个方面,提出高效的优化策略。本文综合考虑任务规划过程中任务分配、执行顺序确定以及航迹优化等方面的需求和相互间影响,首先从优化框架出发,设计了双层互耦的任务规划求解策略,而后将任务规划模型分为上层任务分配和下层任务序列优化,并对每一层的优化方法和优化步骤进行了详细设计;在任务分配问题中,基于 SA 算法,提出了可跳出局部最优的 SAS 算法,并详细探讨了算法参数的设计原则。通过仿真分析可知:① 本文提出的双层规划策略,可有效梳理 3 个层次的优化关系,利于优化求解。但需要注意的是,双层规划策略的应用以任务收益优先为前提,当航程等指标优先级较高时,需要对规划策略进行进一步改进。② 本文提出的 SAS 算法可以跳出局部最优,有效进行任务分配优化。在算法参数设置过程中,邻域搜索时的可变位置数目并不是越多越好,一般设置在编码总数的 1/3 左右;而撒点算子规模的设置则是越大越好,规模越大,搜索的空间越大,则跳出局部最优的概率越大。

在进一步研究中,将更多考虑实际应用场景,考虑 UAV 间的协同、通信、复杂电磁环境、飞行高度等问题。

参考文献

- [1] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报, 2014, 35(3): 539–606.
SHEN L C, CHEN J, WANG N. Overview of air vehicle mission planning techniques[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 539–606.
- [2] ALEMAYEHU T S, KIM J H. Efficient nearest neighbor heuristic TSP algorithms for bluecuing data acquisition latency of UAV relay WSN[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 95(3): 3271–3285.
- [3] 杜于飞, 覃太贵, 邓秀方, 等. 多无人机协同任务规划问题[J]. 数学的实践和认识, 2017, 47(14): 52–62.

DU Y F, QIN T G, DENG X F, et al. Mission planning of multiple unmanned aerial vehicles[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2017, 47(14): 52–62.

- [4] 侯玉梅, 贾震环, 田歆, 等. 带软时间窗整车物流配送路径优化研究[J]. 系统工程学报, 2015, 30(2): 240–250.
HOU Y M, JIA Z H, TIAN X, et al. Research on the optimization on the vehicle logistics distribution with soft time windows[J]. Journal of Systems Engineering, 2015, 30(2): 240–250.
- [5] ROURKE K P O, CARLTON W B, BAILEY T G, et al. Dynamic routing of unmanned aerial vehicles using reactive tabu search[J]. Military Operations Research, 2001, 6(1): 5–30.
- [6] GUERRERO J A, BESTAOUI Y. UAV path planning for structure inspection in windy environments[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2013, 69(1/4): 297–311.
- [7] SCHUMACHER C, CHANDLER P R, RASMUSSEN S R. Task allocation for wide area search munitions via network flow optimization[C]//Proc. of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2001: AIAA 2001–4147.
- [8] SCHUMACHER C, CHANDLER P R, RASMUSSEN S R. Task allocation for wide area search munitions via iterative network flow[C]//Proc. of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2002: AIAA 2002–4586.
- [9] 梁国伟, 王社伟, 赵雪森. 多无人机协同任务分配方法[J]. 火力与指挥控制, 2014, 39(11): 13–17.
LIANG G W, WANG S W, ZHAO X S. Method research on cooperative task allocation for multiple UAVs[J]. Fire Control and Command Control, 2014, 39(11): 13–17.
- [10] 李大东, 孙秀霞, 孙彪, 等. 基于混合整数线性规划的无人机任务规划[J]. 飞行力学, 2010, 28(5): 88–91.
LI D D, SUN X X, SUN B, et al. Mission planning for UAVs based on MILP[J]. Flight Dynamics, 2010, 28(5): 88–91.
- [11] ALIGHANBARI M, HOW J P. Cooperative task assignment of unmanned aerial vehicles in adversarial environments[C]//Proc. of the American Control Conference, 2005: 4661–4666.
- [12] CORMEN T H, LEISERSON C E, RIVEST R L, et al. Introduction to algorithms[M]. Massachusetts: MIT Press, 2009.
- [13] CHOI H, KIM Y, KIM H J. Genetic algorithm based decentralized task assignment for multiple unmanned aerial vehicles in dynamic environments[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2011, 12(12): 163–174.
- [14] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LABONTE G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. Trans. on Industrial Informatics, 2012, 9(1): 132–141.
- [15] 马华伟, 朱益民, 胡笑旋. 基于粒子群算法的无人机舰机协同任务规划[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(7): 1583–1588.
MA H W, ZHU Y M, HU X X. Cooperative task planning for ship and UAVs based on particle swarm optimization algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(7): 1583–1588.
- [16] 杜继永, 张凤鸣, 杨骥, 等. 多UCAV协同任务分配模型及粒子群算法求解[J]. 控制与决策, 2012, 27(11): 1752–1755.
DU J Y, ZHANG F M, YANG J, et al. Cooperative task assignment for multiple UCAV using particle swarm optimization[J].

Control and Decision, 2012, 27(11): 1752 – 1755.

[17] 王强, 丁全心, 张安, 等. 多机协同对地攻击目标分配算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(7): 1400 – 1405.

WANG Q, DING Q X, ZHANG A, et al. Target allocation algorithm for multi-cooperative air-to-ground attack[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(7): 1400 – 1405.

[18] GLOBUS A, CRAWFORD J, LOHN J, et al. A comparison of techniques for scheduling earth observing satellites[C]//Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence and the 16th Conference on Innovative Applications on Artificial Intelligence, 2004: 836 – 843.

[19] WU G H, WANG H L, PEDRYCZ W, et al. Satellite observation scheduling with a novel adaptive simulated annealing

algorithm and a dynamic task clustering strategy[J]. Computers and Industrial Engineering, 2017, 113: 576 – 588.

作者简介

余 婧(1986—),女,副研究员,博士,主要研究方向为飞行器设计、飞行器任务和轨迹规划。

雍恩米(1979—),女,副研究员,博士,主要研究方向为多机协同任务规划、导弹攻防任务规划。

陈汉洋(1996—),男,研究实习员,主要研究方向为图论、任务规划、动态规划相关算法。

郝 东(1986—),男,工程师,博士,主要研究方向为飞行器设计。

张显才(1992—),男,助理研究员,硕士,主要研究方向为无人机航迹规划。