

基于改进贪心算法的无人机集群协同任务分配



陈宇恒,陈进朝,陈雪聪

西北工业大学, 陕西 西安 710072

摘要:无人机集群由于其强大的信息共享与行为协作等优势,在军事、民用及科研等领域发挥了重要作用。然而无人机集群在执行大规模任务时,任务的时间约束、时序关系以及性能要求都对集群任务的协同规划与分配提出了巨大的挑战。针对多无人机协同飞行约束下的任务分配问题,本文提出了一种基于改进贪心算法的无人机集群协同任务分配算法,在保证无人机间协同飞行以及任务间时序约束的前提下,优化无人机集群的飞行时间与距离。该算法借鉴图论中的有向图来表示任务间协同飞行约束关系,并依据改进的贪心算法对任务进行局部最优分配、优化,有效获得时间最优、距离最优两种策略下的近似最佳飞行路径。在构建的覆盖扫描任务场景上进行试验对比,验证了本文所提算法的有效性,该算法相较于传统解决方法在时间与距离性能上最高能提升20%。

关键词:无人机集群;任务分配;协同任务;图论;改进贪心算法

中图分类号:V355

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2022.04.003

无人机具有灵活性高、无人驾驶、自主控制、可操作性强等优点,在区域侦察、快递投送及农业喷洒等众多领域优势明显,其军用民用的价值愈发突出,应用也越加广泛^[1]。但是,当使用无人机集群执行大规模任务时,任务中的子任务对无人机的要求以及无人机之间的性能也各不相同,任务的规划分配存在挑战^[2]。学者们在无人机任务分配领域做了大量的研究,包括多架同构或异构无人机的任务分配。从算法的角度来看,任务分配问题是一个NP-hard问题。对于需要大量无人机参与的任务规划,由于环境和无人机的各种限制,往往将任务规划通过层次控制的方式划分为若干层次^[3],将问题简化为组合优化问题,从而提高可行性和规划模块的可扩展性。目前,任务分配的顶层规划分为集中式和分布式。

基于集中规划的算法可以分为以下几类:(1)优化算法包括动态规划算法^[4]、分支定界算法^[5]等;(2)启发式随机搜索算法不需要遍历整个解空间来寻找最优解,通常得到次优解,遗传算法^[6]、粒子群优化算法^[7]和模拟退火算法^[8]都属于启发式算法;(3)其他相关的算法,如S.

Rathinam的常数因子逼近法^[9]等。常见的确定性图搜索算法,如A*算法^[10-11]、Dijkstra算法、BellmanFord算法、广度优先搜索算法。

与集中式任务规划相比,分布式规划在通信带宽要求、环境变化等方面更具优势,因此分布式规划策略具有更广泛的应用。关于分布式混合整数线性规划框架下的任务规划有很多研究,该框架对任务规划问题描述具有较强的适应性。M. B. Dias等^[12]提出的基于拍卖机制的规划策略被广泛应用于任务规划。

尽管学者们提出了许多解决任务分配的相关算法,但在多无人机协同飞行执行集群任务的分配问题并没有得到很好的解决^[13]。本文采用图论表述任务中子任务之间的协同飞行关系,依据改进贪心算法提出了基于改进贪心算法的多无人机协同任务分配算法(MAA)。该算法结合改进贪心算法,根据最短时间或最短路径的要求对任务进行分配,实现了多无人机集群协同飞行约束下的任务分配。MAA仅适用于具有时间序列协同飞行约束的任务分配。

收稿日期: 2021-12-15; 退修日期: 2022-01-11; 录用日期: 2022-02-19

基金项目: 国家自然科学基金(62106202); 航空科学基金(2020Z023053004)

引用格式: Chen Yuheng, Chen Jinchao, Chen Xuecong. Cooperative task allocation of UAV cluster based on improved greedy algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2022, 33(04): 13-18. 陈宇恒, 陈进朝, 陈雪聪. 基于改进贪心算法的无人机集群协同任务分配[J]. 航空科学技术, 2022, 33(04): 13-18.

1 系统模型

1.1 无人机模型

用于覆盖扫描场景的 n 架无人机 $UAV = \{UAV_1, UAV_2, \dots, UAV_n\}$, 每一架无人机的硬件参数可表述为 $UAV_i = \{v, \theta\}$, 其中 v 和 θ 分别是无人机 UAV_i 的平均飞行速度和该无人机携带的扫描相机模块的扫描角度。当无人机飞行在确定的高度 H 进行扫描地面, 关于参数 θ 和 H 的关系如图1所示。因此, UAV_i 在飞行在高度 H 时扫描地面的半径 R_i 为

$$R_i = H \times \tan \theta \quad (1)$$

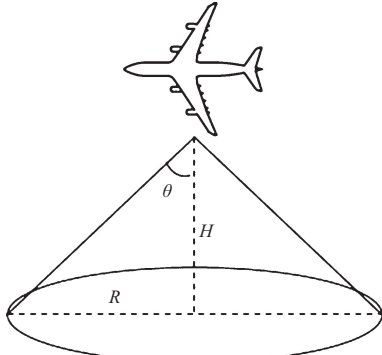


图1 无人机扫描模型

Fig.1 UAV scanning model

1.2 任务模型

任务可以根据任务描述划分为多个子任务, 用于执行任务的无人机集群由能力不同的无人机组成, 子任务可以由一架或多架无人机执行。任务可以分为两大类: 所有无人机都需要执行的全局任务和根据任务需求确定无人机的数量去执行的局部任务。子任务模型如图2所示。两类任务又可以分为以下4个子类:

(1) 全局点任务: 所有无人机都需要执行只包含一个坐标点的任务。

(2) 局部点任务: 只能分配给一架无人机, 并且只包含一个坐标点。任务信息包括子任务点的坐标以及无人机在该点需要执行的操作。

(3) 局部线任务: 只能分配给一架无人机, 由多个坐标点组成。每个点的执行顺序已经由任务需求确定。任务信息包括每个点的坐标以及无人机在每个点需要执行的操作。

(4) 局部区域任务: 由一架或多架无人机执行。任务信息包括构成该区域的坐标集和无人机在该区域内需要执行的操作。

1.3 时序协同约束

1.3.1 协同约束定义

子任务的宏执行顺序根据任务描述有时序关系的约

束。 $st(T_i)$ 和 $et(T_i)$ 表示任务 T_i 的开始和结束执行时间; ε 为无人机间的通信延迟。4个时序约束及对应的含义如下。

(1) null: 子任务之间的执行顺序没有限制。

(2) cobegin: 子任务同时开始的关系, $cobegin(T_a, T_b)$ 表示子任务 T_a 和 T_b 同时开始执行。即

$$\begin{cases} st(T_a) \in [st(T_b) - \varepsilon, st(T_b) + \varepsilon] \\ st(T_b) \in [st(T_a) - \varepsilon, st(T_a) + \varepsilon] \end{cases} \quad (2)$$

(3) sequence: 子任务之间的线性优先级关系, $sequence(T_a, T_b)$ 表示子任务 T_b 只能在 T_a 执行完后才能开始执行。即

$$st(T_b) \in (et(T_a) + \varepsilon) \quad (3)$$

(4) select: 规定一组子任务只能在另一组子任务中的任意子任务执行完后才能开始, $select(T_a, T_b, T_c)$ 表示子任务 T_c 在 T_a 或 T_b 完成后开始执行。即

$$\begin{cases} st(T_c) \in [et(T_a) + \varepsilon, et(T_b) + \varepsilon] & et(T_a) < et(T_b) \\ st(T_c) \in [et(T_b) + \varepsilon, et(T_a) + \varepsilon] & et(T_a) > et(T_b) \end{cases} \quad (4)$$

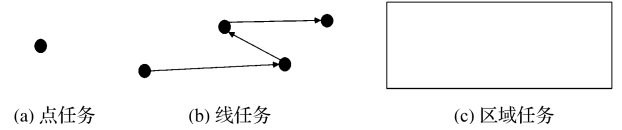


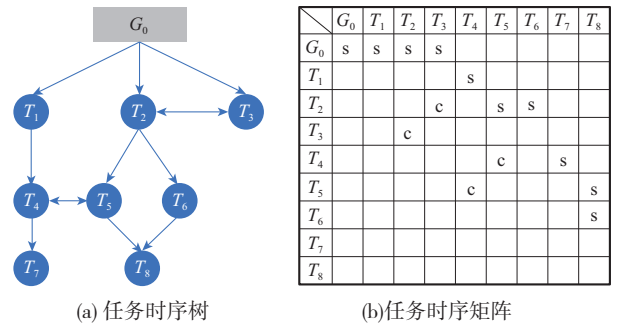
图2 子任务模型

Fig.2 Subtask model

1.3.2 协同关系存储

子任务之间的约束关系都是时序的, 因此子任务之间的约束关系及执行次序可以通过有向无环图来表示, 存储在一个大小为 $m \times m$ 的二维矩阵 CM 中。矩阵元素的类型为子任务间的协同关系。 $CM(i, j)$ 表示任务 i 和任务 j 的协同约束关系。如图3(b)所示。其中, s 和 c 分别表示 $sequence$ 和 $cobegin$, 矩阵空白处元素为 null。

所有子任务都在起飞后才能执行, 起飞动作可以定义



(a) 任务时序树

(b) 任务时序矩阵

图3 协同关系的存储

Fig.3 Storage of collaborative relationships

为全局子任务 G_0 。起飞与其他子任务之间的时序约束关系为 sequence。起飞没有前序子任务,因此可以作为遍历整个时序约束关系图的起点。将起飞节点添加到图 G 中,得到只包含一个初始访问节点的任务关系图 G' ,如图3所示。

2 基于改进贪心算法的多无人机协同任务分配

多无人机的协同任务分配需要保证子任务在宏执行顺序上和任务要求的时序上保持一致,因此将协同任务分配分为三个阶段。子任务分配次序确定遍历子任务的次序,确保子任务的执行次序能够符合时序要求;无人机的选择阶段是根据子任务的类型及规划策略将子任务分配到无人机;最后,根据时序约束对任务队列中子任务的次序调换,实现相应策略下的任务队列优化。

2.1 确定子任务分配次序

依靠无人机之间的通信机制可以实现无人机子任务执行状态的发布,因此只需要保证子任务的遍历分配顺序和任务要求的时序顺序保持一致,那么无人机在执行子任务时通过向需要协同飞行的无人机通信发布自己的任务执行状态来控制子任务的执行顺序,保证子任务宏执行次序的准确性,从而实现集群任务的时序约束规划过程。

根据子任务之间时序约束以及保存时序约束有向图的特点,图论中的广度优先遍历搜索方法能够很好地满足子任务访问次序要求。采用广度优先遍历方法遍历任务的时序约束关系图,针对每一子任务,选择在相应策略下最合适的无人机来执行子任务。

2.2 无人机的选择

广度优先遍历算法确定子任务的遍历顺序以及无人机之间协同等待机制使得该算法分配下的任务队列能够满足子任务的执行次序要求。为了在相应策略下无人机集群最优执行集群任务,需要保证执行每一子任务的无人机在对应策略下最优。 $\text{cost}D_{kx}$ 表示无人机 UAV_k 执行任务 T_x 的距离代价, $\text{cost}T_{kx}$ 表示无人机 UAV_k 执行任务 T_x 的时间代价。

对于点任务 T_p , $\text{cost}D_{kp}$ 为无人机 UAV_k 与任务 T_p 的欧氏距离。 $\rho(A,B)$ 表示 A 与 B 的欧氏距离。

$$\text{cost}D_{kp} = \rho(\text{UAV}_k, T_p) \quad (5)$$

$\text{cost}T_{kp}$ 的值为无人机 UAV_k 到达 T_p 的飞行时间。 v_k 表示 UAV_k 的飞行速度。

$$\text{cost}T_{kp} = \frac{\text{cost}D_{kp}}{v_k} \quad (6)$$

对于线任务 T_l ,无人机到达第一个任务点后,后续需依次到达先任务的其他任务点, $\text{cost}D_{kl}$ 的值为无人机 UAV_k 和任务 T_l 第一个任务点的欧氏距离以及线任务各点之间的欧式距离的和。 T_{li} 和 l 分别表示任务 T_l 的第 i 个任务点和任务点的数量

$$\text{cost}D_{kl} = \rho(\text{UAV}_k, T_{l_1}) + \sum_{i=1}^{l-1} \rho(T_{li}, T_{l_{i+1}}) \quad (7)$$

$\text{cost}T_{kl}$ 的值为无人机 UAV_k 执行完 T_l 的时间

$$\text{cost}T_{kl} = \frac{\text{cost}D_{kl}}{v_k} \quad (8)$$

对于区域任务 T_a ,其距离代价 $\text{cost}D_a$ 包括无人机 UAV_k 到达任务 T_a 的距离和执行区域任务的距离 dis_a

$$\text{dis}_a = L \times \left\lceil \frac{S_a}{R_i \times L} \right\rceil \quad (9)$$

$$\text{cost}D_{ka} = \rho(\text{UAV}_k, T_a) + \text{dis}_a \quad (10)$$

$\text{cost}T_{ka}$ 的值为无人机 UAV_k 执行完 T_a 的时间

$$\text{cost}T_{ka} = \frac{\text{cost}D_{ka}}{v_k} \quad (11)$$

式中: S_a 为矩形区域的面积; L 为较长边的长度。

按照时间或者距离分配原则将点、线任务分配给执行代价最小的无人机;对于区域任务,根据与该任务同时开始的子任务的数量确定执行的无人机数量并选择最优的无人机。

与区域任务 T_a 同时开始执行的所有子任务的集合为 $\{\text{CO}\}$,那么执行集合 $\{\text{CO}\}$ 中区域任务的最大无人机数量 usum_a 为

$$\text{usum}_a = n - \text{sum}_p \quad (12)$$

式中: sum_p 、 sum_a 、 n 分别为集合 $\{\text{CO}\}$ 中点任务和线任务的数量之和、集合 $\{\text{CO}\}$ 中区域任务的数量、无人机的总数,执行集合 $\{\text{CO}\}$ 中每个区域任务的无人机数量 uaccount_a 为

$$\text{uaccount}_a = \frac{\text{usum}_a}{\text{sum}_a} \quad (13)$$

在不同策略下,通过遍历任务关系图 G' ,将子任务依次分配给代价最小的无人机。

2.3 任务队列优化

上述两个阶段进行分配后得到所有无人机的任务执行队列。无人机执行任务的代价 cost 如式(14)所示, d_k 和 t_k 分别表示 UAV_k 执行其任务队列所有任务的飞行距离和时间。为了使无人机的执行代价尽可能地降低,根据子任务之间的时序约束可以对无人机的任务执行队列进行调整从而实现任务队列的优化。

$$\text{cost} = \begin{cases} \sum d_k & \text{distance} \\ \text{MIN}\{t_k | k \in [1, n]\} & \text{time} \end{cases} \quad (14)$$

基于距离策略的规划根据广度优先搜索遍历子任务,存在无时序约束但距离更远的子任务被优先分配。对于当前子任务 T_k 和下一子任务 T_m ,若

$$d_{k-m} < d_{m-k} \quad (15)$$

则进行任务对调调优,其中 d_{k-m} 表示无人机按第 k, m 个子任务次序执行的飞行距离。

基于时间策略规划的任务队列中,存在与其他无人机协作同时开始的子任务,即某些子任务在开始前需要等待与之协作的子任务进入就绪状态才能开始。若需要等待的子任务的后续任务与当前子任务无时序约束并在执行次序上更优,即满足

$$\begin{cases} \text{CM}(k, m) = \text{null} \\ \text{et}'(T_k) < \text{st}(T_m) \end{cases} \quad (16)$$

则可以进行任务对调优化, $\text{et}'(*)$ 表示任务对调后任务*结束的时间。

两个子任务的次序对调优化。即

$$T = \{T_i \cdots T_k, T_m \cdots\} \rightarrow T = \{T_i \cdots T_m, T_k \cdots\} \quad (17)$$

对无人机任务队列进行对换调整,实现无人机的飞行距离或者时间上的优化。

3 试验及结果

为了简化模型,假设无人机的飞行高度保持在一定高度不变。根据图1所示模型可知,飞行高度决定了无人机的扫描半径,那么无人机的扫描半径也保持不变。使用表1的无

人机进行任务分配,通过与基于贪心算法的多无人机协同任务分配算法(CMAG)、短距离优先算法(SDF)和短时间优先(STF)算法以及遗传算法(GA),评估MAA算法。

表1 无人机参数

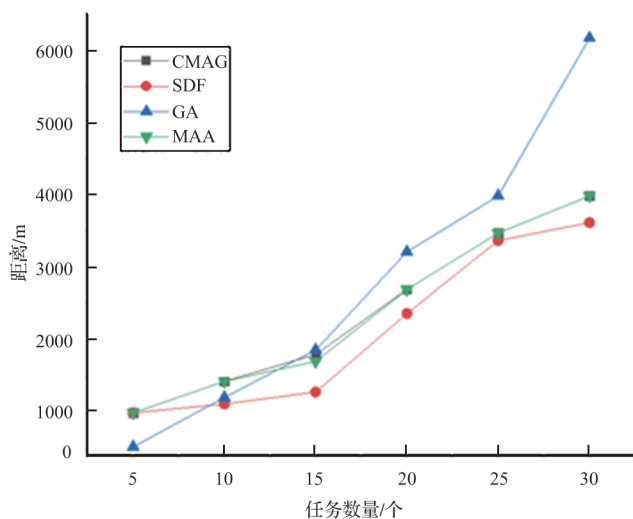
Table 1 UAV parameters

	UAV ₀	UAV ₁	UAV ₂	UAV ₃	UAV ₄
初始坐标	(2, -2)	(-2, -2)	(-2, -8)	(2, -8)	(0, -5)
飞行速度/(m/s)	3.5	3.0	3.5	4.0	5.0
扫描半径/m	4.0	3.0	4.0	3.0	5.0

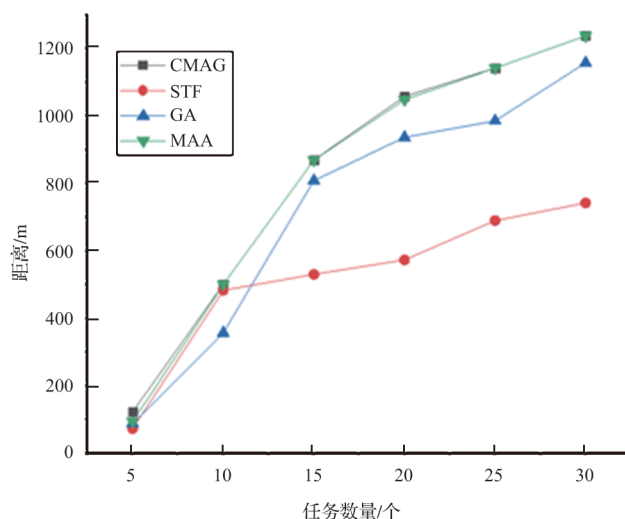
图4、图5展示了由三种任务类型子任务组成的复合任务以及由单一类型子任务组成的任务使用不同算法的结果。从图中可以看到,短距离优先算法和短时间优先算法由于不需要考虑时序协同约束关系,其分配结果相较于另外三种算法都有更好的性能。

在两种分配策略下,对多类型子任务组成的任务进行分配的结果,MAA的算法都优于GA算法且接近SDF或者STF,说明MAA取得的局部最优结果接近最优解。在对单一类型子任务组成的任务分配时,相比较于MAA通过局部的优化,GA算法通过交叉变异过程能够从更大的范围找到更好的解,但其所获取的解不能保证时序约束的准确性。

与CMAG算法相比,由于在子任务分配和无人机选择两个阶段后进行了一定的任务队列优化,在复合类型或单一类型任务中的某些情况下任务分配效果都有一定的提升,最高提升达20%。



(a) 复合多类型子任务规划结果



(b) 单一类型子任务规划结果

图4 基于距离优先的任务分配

Fig. 4 Task assignment based on distance priority

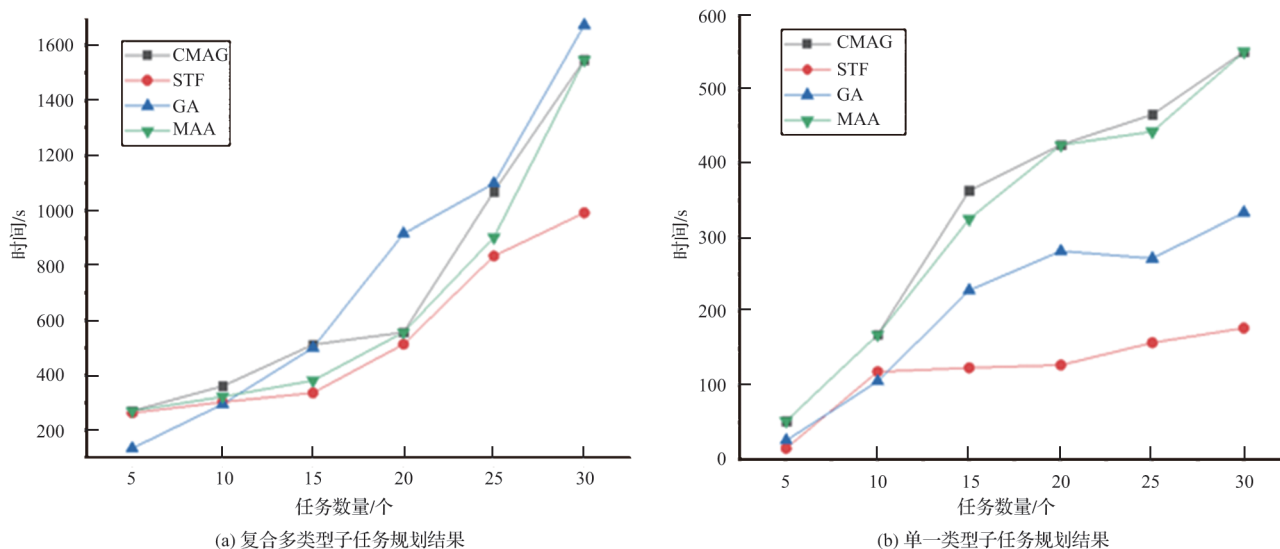


图5 基于时间优先任务分配

Fig. 5 Task assignment based on time priority

4 结束语

本文提出一种基于改进贪心算法的异构多无人机集群协同飞行任务分配算法。将任务分配与图论中的广度优先遍历方法相结合,采用改进贪心算法优化任务分配过程,解决了将有时序约束的任务分配到无人机集群的任务分配问题。试验结果表明,与传统的遗传算法等相比,MAA在解决多类型任务的任务分配问题上更接近最优解。

AST

参考文献

- [1] 孙小雷, 齐乃明, 董程, 等. 无人机任务分配与航迹规划协同控制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(12): 2772-2776.
Sun Xiaolei, Qi Naiming, Dong Cheng, et al. Cooperative control method of UAV task allocation and track planning[J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2015, 37(12): 2772-2776. (in Chinese)
- [2] 李华伟. 多无人机协同任务规划研究与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
Li Huawei. Research and implementation of multi UAV cooperative mission planning[D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2014. (in Chinese)
- [3] Pachter M, Chandler P R. Challenges of autonomous control [J]. IEEE Control Systems Magazine, 1998, 18(4): 92-97.
- [4] Sakoe H, Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1978, 26(1): 43-49.
- [5] Ross G T, Soland R M. A branch and bound algorithm for the generalized assignment problem[J]. Mathematical Programming, 1975, 8(1): 91-103.
- [6] Ye F, Chen J, Tian Y, et al. Cooperative task assignment of a heterogeneous multi-UAV system using an adaptive genetic algorithm[J]. Electronics, 2020, 9(4): 687.
- [7] Li M, Liu C, Li K, et al. Multi-task allocation with an optimized quantum particle swarm method[J]. Applied Soft Computing, 2020, 96: 106603.
- [8] Van Laarhoven P J M, Aarts E H L. Simulated annealing[M]. Dordrecht: Springer, 1987.
- [9] Rathinam S, Sengupta R, Darbha S. A resource allocation algorithm for multivehicle systems with nonholonomic constraint[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2007, 4(1): 98-104.
- [10] 池恂, 余磊. 民用飞机航路智能规划技术研究[J]. 航空科学技术, 2020, 31(10): 46-50.
Chi Yi, Yu Lei. Research on intelligent route planning technology of civil aircraft[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(10): 46-50. (in Chinese)
- [11] 李海, 郭水林, 周晔. 融合动态风险图和改进A*算法的动态改航规划[J]. 航空科学技术, 2021, 32(5): 61-71.
Li Hai, Guo Shuilin, Zhou Ye. Dynamic diversion planning integrating dynamic risk map and improved A* algorithm[J].

- Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(5): 61-71. (in Chinese)
- [12] Dias M B, Zlot R, Kalra N, et al. Market-based multirobot coordination: a survey and analysis[J]. Proceedings of the IEEE, 2006, 94(7): 1257-1270.
- [13] Chen J, Du C, Zhang Y, et al. A clustering-based coverage path planning method for autonomous heterogeneous UAVs[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021 (99): 1-11.

Cooperative Task Allocation of UAV Cluster Based on Improved Greedy Algorithm

Chen Yuheng, Chen Jinchao, Chen Xuecong

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

Abstract: UAV cluster plays an important role in many fields such as military, civil and scientific research because of its strong advantages of information sharing and behavior cooperation. However, when UAV clusters perform large-scale tasks, the time constraints, timing relationship and performance requirements of tasks pose great challenges to the collaborative planning and allocation of cluster tasks. Aiming at the task allocation problem under multi UAV cooperative flight constraints, this paper proposes a UAV cluster cooperative task allocation algorithm based on improved greedy algorithm, which optimizes the flight time and distance of UAV cluster on the premise of ensuring the cooperative flight between UAVs and the timing constraints between tasks. The algorithm uses the directed graph in graph theory to represent the cooperative flight constraint relationship between tasks, and carries out local optimal allocation and optimization of tasks according to the improved greedy algorithm so as to effectively obtain the approximate optimal flight path under the two strategies of time optimization and distance optimization. Experimental comparison on the constructed coverage scanning task scenario verifies the effectiveness of the proposed algorithm. Compared with the traditional solution, the algorithm can improve the time and distance performance by up to 20%.

Key Words: UAV cluster; task allocation; collaborative task; graph theory; improved greedy algorithm

Received: 2021-12-15; **Revised:** 2022-01-11; **Accepted:** 2022-02-19

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (62106202); Aeronautical Science Foundation of China (2020Z023053004)