



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

多约束条件下多无人机协同任务规划问题分析及求解方法综述

胡嘉薇, 贾泽群, 孙延涛, 刘强

引用本文

胡嘉薇, 贾泽群, 孙延涛, 刘强. 多约束条件下多无人机协同任务规划问题分析及求解方法综述[J]. 计算机科学, 2023, 50(7): 176-193.

HU Jiawei, JIA Zequn, SUN Yantao, LIU Qiang. Survey of Analysis and Solutions for Multi-UAV Cooperative Mission Planning Problem Under Multi-constraint Conditions [J]. Computer Science, 2023, 50(7): 176-193.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[去中心化云存储网络的存储任务分配算法](#)

Storage Task Allocation Algorithm in Decentralized Cloud Storage Network

计算机科学, 2022, 49(12): 17-21. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700131>

[基于SPA和QoX的不一致性消除算法](#)

Inconsistency Elimination Algorithm Based on SPA and QoX

计算机科学, 2022, 49(11A): 210700122-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700122>

[基于二分图的个性化学习任务分配](#)

Personalized Learning Task Assignment Based on Bipartite Graph

计算机科学, 2022, 49(4): 269-281. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210500125>

[空间众包任务的路径动态调度方法](#)

Dynamic Task Scheduling Method for Space Crowdsourcing

计算机科学, 2022, 49(2): 231-240. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210400249>

[移动群智感知中基于强化学习的双赢博弈](#)

Reinforcement Learning Based Win-Win Game for Mobile Crowdsensing

计算机科学, 2020, 47(10): 41-47. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700070>

多约束条件下多无人机协同任务规划问题分析及求解方法综述

胡嘉薇 贾泽群 孙延涛 刘 强

北京交通大学计算机与信息技术学院 北京 100044

交通数据分析与挖掘北京市重点实验室 北京 100044

(20120364@bjtu.edu.cn)

摘 要 多无人机协同任务规划是现阶段无人机集群智能化发展的关键技术,其中任务分配与航迹规划是无人机任务规划技术的核心部分。鉴于规划要素众多且相互耦合的研究现状,寻找降低问题耦合度和复杂度的求解策略至关重要。首先,文中从问题建模出发,建立了任务规划问题通用模型,总结归纳出常见约束条件和评价指标,并着重分析问题求解框架;其次,从集中式和分布式角度详细阐述了任务分配问题的常见模型与求解算法;再次,论述了单机路径规划和路径平滑方法,并针对多机时空协同约束归纳了多机间协同方法;此外,从约束耦合、子问题耦合、分层结构耦合角度整理归纳了求解过程中存在的复杂耦合因素,并重点探讨了解耦策略;最后,讨论了未来多无人机协同任务规划问题的发展趋势。

关键词: 协同任务规划;任务分配;航迹规划;耦合分析;解耦合

中图分类号 TP391

Survey of Analysis and Solutions for Multi-UAV Cooperative Mission Planning Problem Under Multi-constraint Conditions

HU Jiawei, JIA Zequn, SUN Yantao and LIU Qiang

School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Beijing Key Lab of Traffic Data Analysis and Mining, Beijing 100044, China

Abstract Multi-UAV cooperative mission planning is the key technology for the intelligent development of UAV swarms at this stage, and task allocation and trajectory planning are the core parts of UAV mission planning technology. As there are numerous and coupled planning elements, it is important to find a solution strategy that reduces both the coupling and complexity of the problem. Firstly, starting from problem modeling, a general model of task planning problem is established, its common constraints and evaluation indicators are summarized, and its problem solving framework is emphatically analyzed. Secondly, common models and solving algorithms of task assignment problem are expounded from the centralized and distributed perspectives, respectively. Afterwards, single-UAV path planning and path smoothing algorithms are discussed, and cooperative methods with multi-UAV space-time cooperative constraints are summarized. In addition, complex coupling factors in the problem solving process are summarized from the perspectives of constraint coupling, sub-problem coupling and hierarchical structure coupling, and the corresponding decoupling strategies are discussed emphatically. Finally, the development trend of multi-UAV cooperative mission planning problem in the future is analyzed.

Keywords Cooperative mission planning, Task assignment, Trajectory planning, Coupling analysis, Decoupling

1 引言

无人机因具有体积小、成本低、灵活性高、载荷能力强、环境适应能力好等优势,在军事化领域和民用化领域均发挥着重要作用^[1]。尽管单架无人机功能日渐完善和强大,系统集成度越来越高,但在面对日益复杂的作战场景和实际需求时,单架无人机自身能力依旧存在着局限性,例如机载资源有限、机载传感器范围受限等,无法适应复杂多任务场景。为了弥补

单架无人机的作战能力缺陷,美国空军科学顾问委员会明确指出未来无人机应当以集群的方式协同工作^[2],无人机作战由单平台转向多平台“集群”(Swarm)发展。日益复杂的任务和环境决定着无人机系统势必朝着集群化、自主化和智能化方向发展^[3]。为实现多无人机高效可靠地完成协同任务,须对多无人机协同任务规划问题展开深入研究。

多无人机协同任务规划是多无人机成功执行任务的有效支撑和重要保证,是实现无人机高自主化、智能化的关键

到稿日期:2022-07-07 返修日期:2022-11-04

基金项目:北京交通大学红果园项目(K21GY1400040)

This work was supported by the Red Orchard Project of Beijing Jiaotong University(K21GY1400040).

通信作者:刘强(liuq@bjtu.edu.cn)

技术^[4]。无人机任务规划指基于总体目标、任务要求、无人机数量及任务载荷类型等要素,为无人机制定出最优的任务分配方案和飞行航迹。任务规划包括任务分配和航迹规划两个核心组成部分^[5],且任务分配与航迹规划均属于非确定性多项式(Nondeterministic Polynomial, NP)问题。任务分配问题指在满足任务需求和环境约束条件下,为无人机分配任务序列从而最大化任务执行效益;航迹规划问题要求在满足待执行任务要求的条件下,为无人机规划出满足飞行约束条件及性能指标的最优飞行航迹。任务分配问题依赖于航迹代价进行分配,而航迹规划问题依赖于任务序列进行规划,这两个子问题联系密切,耦合程度较强,若忽略子问题间的耦合特性,则无法获得任务规划问题的最优解^[6]。

随着相关研究的深入,当前任务规划问题规划要素众多且相互耦合,指标和约束条件的强非线性及不连续性,均导致任务规划问题的求解的复杂度不断增加^[7]。而如何在多约束和多指标条件下降低任务规划问题求解的复杂度和减少规划要素间的耦合性,是提高任务规划问题求解效率的关键。

本文的主要贡献有4个方面:

(1)深入分析了现阶段多机协同任务规划问题的复杂性,建立了通用数学模型来描述任务规划问题,并总结了现有协同规划控制结构及问题求解框架。

(2)从集中式和分布式角度分别介绍了任务分配问题的常用模型,总结归纳了多种求解算法。

(3)论述了单机路径规划和路径平滑方法,并针对多机协同航迹规划问题,详细阐述了时间上和空间上的多机协同方式。

(4)整理归纳了求解过程中存在的复杂耦合因素,并从约束耦合、子问题耦合、分层结构耦合3个角度探讨了相应的解耦策略。

2 协同任务规划问题

2.1 协同任务规划问题复杂性分析

多无人机之间协同执行复杂任务,离不开高效自主的协同控制手段。合理的协同任务规划方法是当前无人机任务规划领域的研究热点,该问题涉及人工智能、决策理论、运筹学等多个学科领域。受无人机性质、任务要求、环境威胁等因素的影响,多无人机协同规划演变为一个复杂多约束、强耦合的多目标优化与决策问题^[8]。其复杂性主要体现在以下几个方面:

(1)环境的不确定性:由于战场环境较为复杂且具有不确定性^[9],可能会出现突发的目标威胁、障碍物和极端天气,无人机无法提前预知环境信息的变化情况,需要实时在线重新规划或者事先制定高鲁棒性的任务规划方案^[10]。

(2)无人机的异构性^[11]:不同类型无人机的运动学与动力学特性、有效载荷、作战能力均各不相同,因此可执行任务类型、任务执行能力也有所差异。在任务规划过程中,需充分考虑无人机特性,在满足约束条件下将作战任务科学合理地分配给各架无人机,以保证任务执行效率最大化。

(3)无人机间的协同性:由于单无人机作战能力有限,通常需要多架无人机共同执行一个复杂任务。相比单机执行任务,多无人机协同执行任务难度更大,需考虑碰撞

规避等多种耦合因素。

(4)任务的复杂性:当前环境下任务复杂度越来越高,任务间耦合程度愈发紧密^[12]。不同任务在作战目标、任务类型、所需无人机数量、重要程度等方面存在差异,同时任务间存在时序约束、优先级约束等多种耦合约束^[13]。

(5)通信的可靠性:当无人机集群在复杂场景下实现动态任务规划时,网络通信的有效性和可靠性至关重要^[14]。尤其是无人机集群规模较大时,对无人机电通信有较高要求。作战环境的复杂多变也可能造成无人机集群通信受阻,如出现通信时延、带宽受限、通信干扰等情况。

2.2 协同任务规划问题数学表示

协同任务规划问题作为一个多目标决策优化问题,主要包含变量设计、约束条件和评价指标3个关键因素,在此基础上可建立协同任务规划问题的数学优化模型。本小节重点对一般任务规划问题进行分析和建模。

2.2.1 问题描述

在文献^[15-16]所建立的数学模型基础上进行拓展,任务规划问题可用五元组 $\langle E, U, T_{\text{target}}, T_{\text{task}}, C \rangle$ 进行数学表述,具体含义如下:

E 表示无人机作战环境,包含地理信息、天气情况、威胁分布情况等环境信息。

U 表示无人机状态,包含无人机编号、性质、数量、位置、机载资源等信息。设定当前战场环境下存在 N_{UAV} 架无人机可调配,且无人机根据自身飞行性质可大致分为 n 类,由此可知目前无人机集合 $U = \{U_1, U_2, \dots, U_n\} = \{UAV_1, UAV_2, UAV_3, \dots, UAV_{N_{\text{UAV}}}\}$ 。其中 $UAV_i = \{UID, loc_i, W_i, F_i\}$,表示第 i 架无人机的编号、初始位置、机载资源和最大飞行距离。

T_{target} 表示当前战场环境中目标的集合, $T_{\text{target}} = \{tar_1, tar_2, \dots, tar_{N_{\text{target}}}\}$,目标总数为 N_{target} ;

T_{task} 表示当前战场环境中任务的集合, $T_{\text{task}} = \{task_1, task_2, \dots, task_{N_{\text{task}}}\}$,任务总数为 N_{task} ;集合 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_{N_{\text{target}}}\}$ 表示每个目标所对应的任务个数,可知:

$$N_{\text{task}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{target}}} m_i \quad (1)$$

C 表示任务规划中存在的约束条件,包括环境约束条件、无人机运动学和动力学约束、任务约束等约束情况。

2.2.2 变量设计

设计二元决策变量 $x_{ijl} \in \{0, 1\}$, $i \in U$, $j \in T_{\text{target}}$, $l \in T_{\text{task}}$,当无人机 i 在目标 j 上执行任务 l 时等于1,否则等于0,如式(2)所示:

$$x_{ijl} = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 架无人机在目标 } j \text{ 上执行任务 } l \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

在任务规划过程中,需保证每个任务没有被重复分配,即只分配给一架无人机,如式(3)所示:

$$\sum_{i=1}^{N_{\text{UAV}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{target}}} x_{ijl} = 1, l \in \{1, 2, \dots, N_{\text{task}}\} \quad (3)$$

此外,还需确保每个目标上的所有任务均被执行,如式(4)所示:

$$\sum_{i=1}^{N_{\text{UAV}}} \sum_{l=1}^{N_{\text{task}}} x_{ijl} = m_i, j \in \{1, 2, \dots, N_{\text{target}}\} \quad (4)$$

2.2.3 约束条件

多无人机协同任务规划过程中存在众多约束条件,基于约束对象的不同,可从无人机、任务及外界环境 3 个角度考虑。

(1) 无人机约束集

无人机在执行任务的过程中,易受到自身软硬件设备的限制,常见约束条件如下:

表 1 无人机常见运动学与动力学约束

Table1 Common kinematics and dynamic constraints of UAVs

| 运动学与动力学约束 | 约束描述 |
|--------------|--|
| 最低、最高飞行高度约束 | 无人机飞行高度须介于最低飞行高度和最高飞行高度之间 |
| 最小、最大飞行速度约束 | 无人机飞行速度须介于最小飞行速度和最大飞行速度之间 |
| 最小、最大飞行加速度约束 | 无人机飞行加速度须介于最小飞行加速度和最大飞行加速度之间 |
| 最小步长约束 | 无人机飞行航迹从当前状态到改变行进方向的下一状态之间的直线飞行距离须大于最小步长 |
| 最小转弯半径约束 | 无人机飞行航迹的转弯半径须大于最小转弯半径 |
| 最大航偏角约束 | 无人机飞行过程中的航偏角须小于最大航偏角 |
| 最大俯仰角约束 | 无人机飞行过程中的俯仰角须小于最大俯仰角 |
| 最大爬升角/下滑角约束 | 无人机飞行过程中的爬升角/下滑角须小于最大爬升角/下滑角 |

C_3 : 机载资源约束。无人机可携带资源数量有限,机载资源受到限制,如攻击无人机执行攻击任务时受到机载武器资源数量的限制。

C_4 : 机间碰撞避免约束。当多无人机同时执行任务时,无人机间需保持一定的安全距离,避免飞行过程中发生碰撞。

C_5 : 燃油约束。由于无人机可装载燃油有限,其可飞行航程、可飞行时间都受到燃油容量约束。

C_6 : 通信能力约束。多无人机在执行任务过程中存在着信息交互,受到机载通信设备性能限制,通信能力也受到带宽、频率等约束。

(2) 任务约束集

C_7 : 任务执行约束。特定类型的任务执行对无人机功能及数量均有一定要求,例如侦察任务需要侦察无人机执行,单打击任务需要单架攻击无人机执行,协同打击任务需要多架攻击无人机协同执行。

C_8 : 任务时间窗口约束。特定任务要求必须在某个时间段内完成,否则任务执行失败。例如,某些打击任务需要在特定安全时间内执行完成,否则易受敌方探测和打击威胁。此外,当多无人机在对某一作战目标协同执行任务时,无人机会间交会时间存在一定时间窗口限制。

C_9 : 任务时序约束。当在对某一目标执行多种任务时,不同任务间存在着时序约束。例如目标分类(Classify)、目标攻击(Attack)、毁伤验证(Verify)任务^[17]间执行次序需满足约束 $T_C < T_A < T_V$ 。

C_{10} : 任务优先级约束。不同作战目标可能存在着不同优先级,需按目标优先级高低执行任务,优先执行等级较高的目标任务。

(3) 外界环境约束集

C_{11} : 避障约束。无人机在飞行过程中可能会遇到无人机无法飞越的高山等障碍物,或者在进行低海拔作业时遇到楼房、烟囱、电线杆等障碍物,飞行过程中需避免与障碍物发生碰撞。

C_{12} : 威胁避免约束。无人机在执行任务过程中需避免敌方天气威胁和军事威胁。天气威胁指不利气候环境对无人机

C_1 : 性能约束。由于无人机性质的不同,可执行的任务类型也有所不同,如侦察无人机执行侦察任务,攻击无人机执行攻击任务。

C_2 : 运动学与动力学约束。无人机在执行任务的过程中,需考虑运动学与动力学限制,常见的约束包括最小步长约束、最高、最低飞行高度约束等,如表 1 所列。

正常飞行产生的威胁。军事威胁可分为探测威胁和打击威胁。探测威胁指敌方雷达、防空网络等装备产生的威胁;打击威胁指可能摧毁我方无人机的敌方攻击系统的威胁,包括防空高炮、地对空导弹、拦截飞机等。

无人机任务规划约束条件可基于耦合程度分为非耦合约束和耦合约束两类。非耦合约束可定义为:对于 $\forall i, j \in U$ 且 $i \neq j$,若约束条件仅影响 UAV_i 的规划结果,而不影响 UAV_j 的规划结果^[18];或者对于 $\forall i, j \in T_{task}$,若约束条件仅影响任务 $task_i$ 的规划结果,而不影响任务 $task_j$ 的规划结果。对上述 $C_1 - C_{12}$ 约束条件进行分类,其中非耦合约束集合为 $C_{NC} = \{C_1, C_2, C_3, C_5, C_6, C_7, C_{11}, C_{12}\}$,耦合约束集合为 $C_C = \{C_4, C_8, C_9, C_{10}\}$ 。

2.2.4 评价指标

任务规划评价指标是引导无人机任务规划系统产生预期航迹规划结果的关键因素,直接影响着任务规划结果的优劣。多无人机协同任务规划是一个多约束下多目标优化问题,这些目标之间可能存在矛盾关系,即所有目标不能同时达到最优,该问题的最终目标是找到 Pareto 最优解^[19]或非劣最优解。基于文献[20],可总结出以下常见的评价指标。

(1) 价值收益最大指标 f_1

价值收益最大指标是为保证无人机成功执行任务后所获得的价值总和最大,引导任务规划过程优先执行价值较高的任务。

(2) 飞行距离最短指标 f_2

飞行距离最短指标是为保证无人机执行任务所飞行航迹距离总和最短,该指标趋向于为无人机分配距离较近目标、规划较短航迹。

(3) 任务完成时间最短指标 f_3

任务完成时间最短指标是为保证无人机成功执行完所有任务后所花费时间最短,该指标趋向于将任务均匀分配给各无人机。

(4) 燃油消耗最少指标 f_4

燃油消耗最少指标是为引导规划过程朝燃油消耗最小化方向进行。燃油消耗与无人机飞行距离、飞行速度、飞行

高度、转弯次数等因素有关,该指标趋向于为无人机规划出直线航路。

(5)威胁程度最小指标 f_5

威胁程度最小指标是为引导规划过程朝着威胁代价最小化方向进行,该指标趋向于为无人机规划出规避威胁的可飞航路。

为了解决多目标优化问题,通常会多目标优化问题转化为单目标优化问题求解,转化方法主要有两种:1)根据目标函数的重要程度分配权重值,从而将所有目标函数聚合成一个加权函数;2)确定一个最终目标,将除该目标外的所有目标转化为约束条件。针对上述多条评价指标,可根据实际需求选择单个评价指标或者使用基于优先级加权后的综合指标,将任务规划问题转化为单目标优化问题求解。

2.2.5 数学模型

在作战环境 E 中,给定 N_{UAV} 架可分配无人机、包含 N_{target} 个目标的目标集和包含 N_{task} 个任务的任务集。假设根据实际需求为 $f_1 - f_5$ 赋予权值 $\omega_1 - \omega_5$,计算出综合指标为 f ,其中 f_{ijl} 表示 UAV $_i$ 在目标 j 上执行任务 l 的综合指标值。任务规划问题可定义为:

$$\arg \max \sum_{i=1}^{N_{UAV}} \sum_{j=1}^{N_{target}} \sum_{l=1}^{N_{task}} f_{ijl} x_{ijl} \quad (5)$$

s. t. $C_1 - C_{12}$

任务规划问题由任务分配与航迹规划两个核心部分组成。任务分配的目标是最大化任务执行的奖励函数,假定无人机 i 在目标 j 上执行任务 l 的奖励为 R_{ijl} ,任务分配问题可定义为:

$$\arg \max \sum_{i=1}^{N_{UAV}} \sum_{j=1}^{N_{target}} \sum_{l=1}^{N_{task}} R_{ijl} x_{ijl} \quad (6)$$

s. t. $C_1 - C_{12}$

其中,所计算出的任务分配结果可表示为 $A^T = (seq_1, seq_2, \dots, seq_{N_{UAV}})$,其中 $seq_i = [task_1^i, task_2^i, \dots, task_k^i]$ 是分配给 UAV $_i$ 的任务序列。

之后在任务分配结果基础上完成航迹规划,假定 $g(A)$ 是航迹规划问题的代价函数,则航迹规划问题可定义为:

$$\arg \min g(A) \quad (7)$$

s. t. $C_1 - C_{12}$

其中,UAV $_i$ 的初始航点序列可表示为 $[(x_0, y_0), (x_{task_1}, y_{task_1}), (x_{task_2}, y_{task_2}), \dots, (x_{task_k}, y_{task_k})]$, (x_0, y_0) 表示 UAV $_i$ 的初始位置坐标, (x_{task_k}, y_{task_k}) 表示 UAV $_i$ 被分配的第 k 个任务的位置坐标。航迹规划结果即为一条连接航点序列中所有航点的平滑航迹。

2.3 协同任务规划控制结构

多无人机协同控制结构是多无人机协同规划研究的基础,无人机集群在执行作战任务时,需根据任务类型与数量、环境约束条件、无人机性质与数量等信息采取不同的控制结构^[21]。常见的无人机协同控制体系结构包括集中式、分布式、分层式和混合式结构^[22-23]。

集中式控制结构中,所有无人机与唯一的控制中心建立通信,控制中心可以获取无人机系统的全局信息,通常由长机或者地面控制站担任,如图 1 所示。集中式控制结构的控制

能力强、协调效率高,利于强耦合问题的全局求解,但该结构对控制中心依赖程度较高,系统抗毁性和鲁棒性较差。

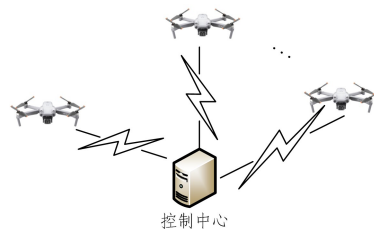


图 1 集中式控制结构

Fig. 1 Centralized control structure

文献[24]指出,分散式控制结构可分为分布式控制结构和分层式控制结构。分布式控制结构中没有一个确定的控制中心,各无人机均有控制能力且处于同等地位,通过合作的方式协同执行任务,如图 2 所示。分布式结构具有实时性好、容错性强、鲁棒性高等优点,以及具备较强的控制灵活性和可拓展性,适用于高实时性、动态性强的任务场景。但由于分布式结构基于局部信息控制的特性,对全局性考虑欠缺,因此难以获得全局最优解方案^[25]。

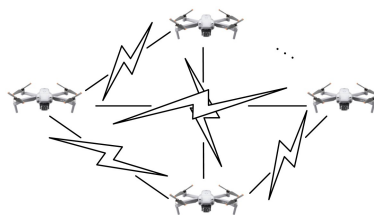


图 2 分布式控制结构

Fig. 2 Distributed control structure

分层式控制结构即部分分布式控制结构,它结合了集中式和分布式的优缺点,适用于无人机数量较多的情况,如图 3 所示。相比分布式结构,分层式结构具有局部集中特性。系统按照一定规则将多无人机划分为多个编队,再由地面控制站或者长机预先分配任务给各组无人机,各组无人机执行任务时可依据情况进行动态调整。Hao 等^[26]针对固定翼无人机的编队控制问题,建立了一种基于组的分层式控制结构。该结构将无人机划分为不同组,在每组无人机内建立层次结构并选择其中一架作为 leader 无人机,之后由所有 leader 无人机协调规划任务执行过程,剩余的 follower 无人机跟随 leader 执行任务并实现内部协同。

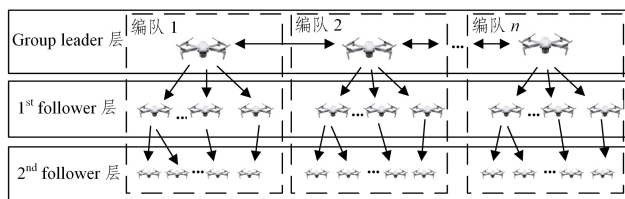


图 3 分层式控制结构

Fig. 3 Hierarchical control structure

混合式控制结构由上述几种控制结构混合组成,融合了不同控制结构的特点。由于作战环境具有复杂性、任务多样性,有时需要整合多种控制结构以满足无人机集群控制决策需求。Yavuz 等^[27]通过分析对比多种控制结构,提出了一种

结合多种控制结构优势的混合控制结构。多种控制结构协同使得整体混合控制结构性能得到提升,经实验验证表现出了较好的鲁棒性、灵活性、可拓展性。

2.4 协同任务规划问题求解框架

协同任务规划问题可简化为任务分配和航迹规划两个核心子问题,其中协同任务规划问题的求解框架可大致分为两类:集中式和分层解耦式。基于子问题间的处理方式,任务规划问题求解结构图如图4所示,其中图4(a)~图4(c)属于集中式求解结构,图4(d)属于分层解耦式求解结构。

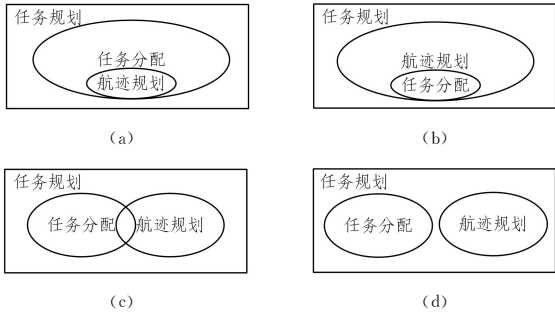


图4 任务规划结构图

Fig. 4 Mission planning structure diagram

集中式求解即采用一体化的方式对任务规划问题求解,充分考虑任务分配与航迹规划等子问题之间的耦合效应,以紧耦合的方式求解。集中式求解主要包括3种求解结构:1)将航迹规划问题作为任务分配问题的子问题求解,则将任务规划问题转化为任务分配问题;2)将任务分配问题作为航迹规划问题的子问题求解,则将任务规划问题转化为航迹规划问题;3)将任务规划问题的两个子问题并列耦合求解。Wu等^[28]采用Dubins路径生成飞行航迹,将航迹规划作为协同任务分配问题的子问题,最后使用分布式遗传算法集中式求解协同任务规划问题。Cui等^[29]以多异构无人机执行侦查、打击、评估任务为背景,采用禁忌/遗传混合算法设计包含任务序列和路径位姿点的基因编码,完成一体化求解。Wang等^[30]以合同网拍卖算法为基础,结合模拟退火算法求解最佳任务执行次序,并采用A*算法预估任务点间的航路长度,在任务分配阶段完成协同航路初规划。

分层解耦式求解指将任务规划的子问题分离、弱化或者不考虑其间耦合性,以松耦合的方式对其求解,从而降低问题求解的复杂性,求解方式如图5所示。常见步骤是预估出无人机与目标间的飞行距离并将其作为任务分配过程的输入,在获得可行任务分配结果后,航迹规划过程生成多约束条件下安全合理的飞行轨迹,之后将航迹规划结果发送至制导与控制系统。为解决多无人机同时攻击任务规划问题,Yan等^[31]提出了一种任务规划分层框架:第一层基于粒子群优化算法生成PH路径并将其作为预测路径;第二层将预测路径长度作为任务分配问题的输入,基于无人机任务序列和目标资源需求,使用所提算法完成任务分配;第三层基于上层任务分配结果生成可飞航迹以实现同时到达。Zhao等^[32]将复杂多无人机多任务的任务规划问题(Multi-UAV Multi-Task Mission Planning, MUMTMP)分解为任务分配和航迹优化两个子问题,并提出了一种分层求解机制:第一阶段在动态限制

和避障要求下基于Dubins曲线和B样条混合方法生成飞行路径;第二阶段使用所规划出的飞行路径估计轨迹成本,并将任务分配问题作为多基地多旅行商问题求解;第三阶段使用高斯伪谱法生成无人机飞行轨迹,经实验验证该机制在复杂场景中获得了较高的求解效率。

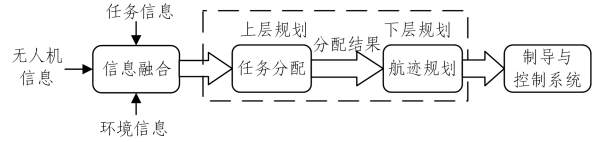


图5 分层解耦法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of layered decoupling method

Richards等^[33]针对无人机集群的任务分配与航迹规划这两个非凸且强耦合优化问题进行研究,实现并比较了集中式和分层解耦式两种优化方法。综合两种求解方法的实验结果,可得出以下结论:集中式求解方法能保证解的全局最优性,但复杂度较高、计算量较大;分层解耦方法可以有效降低问题求解难度,计算速度更快,但该方法不能保证解的全局最优性,且求解过程为异步求解,当考虑任务空间的动态变化性质时,任务分配过程的时间消耗可能导致航迹规划结果未能及时响应当前任务场景,从而造成任务执行失败或者执行效率降低。

3 多无人机协同任务分配方法

多无人机协同任务分配是一个多约束优化问题,常见的求解思路是:首先对具体场景下的任务分配问题进行分析,选择合适的任务分配模型对该问题进行建模,之后采用符合需求的任务分配算法完成求解。本节对任务分配问题模型和任务分配算法进行详细介绍。

3.1 任务分配模型

基于控制结构分类,无人机任务分配问题可分为集中式任务分配和分布式任务分配,任务分配模型如图6所示。集中式结构的特点在于全局性强,适用于强耦合的任务分配场景,但鲁棒性差、计算复杂度高;分布式结构的特点在于使用灵活、适应性强、鲁棒性好,但全局性较差,不能保证解的最优性。

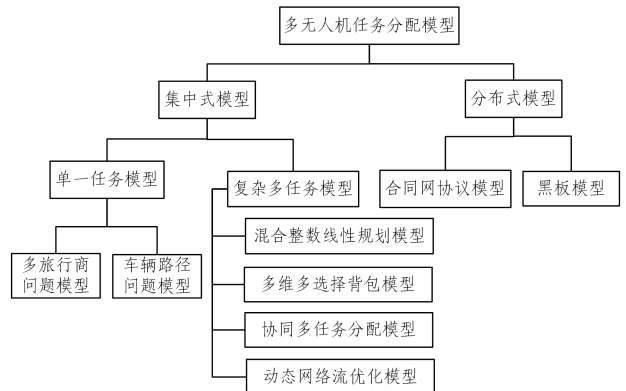


图6 多无人机任务分配模型

Fig. 6 Multi-UAV task assignment model

3.1.1 集中式任务分配模型

集中式任务分配问题基于任务类型的数量可选用不同的

任务分配模型。针对单一类型任务的任务分配模型,通常采用多旅行商问题模型(Multiple Traveling Salesman Problem, MTSP)和车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)模型进行求解。

(1)多旅行商问题模型

该问题可描述为多个旅行商遍历多个城市,要求在经过每个城市仅一次的前提下,求出遍历所有城市的最短路径。使用该模型可将单架无人机作为单个旅行商,任务目标作为MTSP模型中的城市,保证每个目标都被分配给无人机且不被重复分配。

(2)车辆路径问题模型

该问题是由 Dantzig 等^[34]于 1959 年首次提出,具体指:对一系列客户需求节点组织适当的行车路线,使得车辆有序访问,并在满足一定的约束条件下达到一定目标,如行驶距离最短、费用最少、时间最短、车辆数最少等。常见的限制要求有车辆容量限制(CVRP 问题)、优先约束(VRPPC 问题)、车型约束(MFVRP/HFVRP 问题)、时间窗限制(VRPTW 问题)、相容性约束(VRPCC 问题)等^[35]。使用该模型建模任务分配问题时,可将无人机看作车辆,任务目标作为卸货点,并将无人机任务分配问题映射到车辆路径问题。

针对复杂多类型任务,由于存在着多种任务约束和任务需求,上述模型对此不再适用,于是出现了混合整数线性规划模型(Mixed Integer Linear Programming, MILP)、网络流优化模型(Network Flow Optimization, NFO)、多维多选择背包模型(Multi-choice Multi-dimensional Knapsack Problem, MMKP)、协同多任务分配模型(Cooperative Multiple Task Assignment Problem, CMTAP)等新类型^[36]。

(1)混合整数线性优化模型

该模型要求目标函数和约束项为线性的,且要求部分决策变量必须是整数。应用该模型时,通常会对无人机任务规划产生的约束条件建立合理的线性约束项,且可视情况修正约束项使得模型更加精确。文献^[37]将最优任务分配和调度问题建模成一个 MILP 问题,该模型可以灵活引入不同目标函数,如最小化任务完成时间、最小飞行路径长度、完成任务所需最少无人机数量等。

(2)网络流优化模型

网络流优化模型可被看作一个最小化运输问题。其构建的网络由节点和弧组成,节点可分为供应节点和需求节点,所有节点的输入流量总和与输出流量总和相等;每条弧的成本有所不同,即从每个供应节点到每个需求节点的运输成本不同,目标是以最低的成本实现供应需求。Nygard 等^[38]针对自主广域武器系统,运用网络流优化模型求解得出最优资源分配方法。Schumacher 等^[39-40]将任务视为网络中弧上的流量,利用网络流优化模型多次迭代更新最短 ETA 矩阵完成任务分配,优化了系统整体性能。

(3)多维多选择背包模型

多维多选择背包问题^[41]是经典背包问题的 NP-hard 问题。对于一个经典背包问题,目标是在资源限制的情况下选取物品使得总价值最大化。MMKP 问题是经典背包问题的变形,该问题是指存在多组物品和多个背包,目标是在资源

限制的情况下为每个背包挑选物品使得总价值最大化。不少文献使用 MILP 算法求解 MMKP 问题,文献^[42]提出了一种解决优化集群协同问题的任务分配和详细航迹设计方法,其中针对任务分配问题采用了拓展 MMKP 问题模型进行建模。文献^[43]基于 MILP 优化算法,利用 MMKP 模型计算 mCPP(modified Chinese Postman Problems, mCPP)问题中无人机总飞行时间最短的解。

(4)协同多任务分配模型

在 NFO 和 MILP 模型的基础上,Shima 等^[44-45]总结并提出了 CMTAP 组合优化模型。CMTAP 模型考虑了多种约束条件,对多任务多无人机协同规划场景进行建模。文献^[44]定义了一个通用的 CMTAP 问题模型,讨论了任务的优先级和分配要求。Edison 等^[46]在 CMTAP 模型的基础上,考虑对执行目标确认、攻击、毁伤评估 3 种任务的异构无人机任务规划场景进行建模。Wu 等^[28]在文献^[46]的基础上,基于作战场景中的侦察无人机、打击无人机和战斗无人机 3 种机型,对异构 CMTAP 问题模型进行进一步修正。

在采用集中式模型求解复杂情况下多无人机协同任务分配问题时,协同多任务分配模型相对而言具有更强的通用性和适配性,契合多约束下的真实任务场景。在求解过程中,可基于具体问题场景对模型进行拓展修正,使其符合实际需求即可。

3.1.2 分布式任务分配模型

常见的分布式任务分配模型有合同网协议模型和黑板模型等。合同网协议模型是一种分布式环境下采用的协商机制,其主要思想是将一个待执行任务公开招标,所有等待执行任务的个体参与投标,最后中标的个体即为执行该任务的最优选择,获得该任务的合同并开始执行。Zhen 等^[47]提出了一种基于合同网协议模型的异构无人机集群协同任务分配方法,针对一对多和多对一分配模式展开研究,在实验验证场景中具有较高的执行效率和平衡负载率。

在此基础上,不少文献将 Petri 网与合同网模型结合使用。Petri 网作为一种图形和数学建模工具,一方面建立了适用于并发、同步、异步结构系统模型的形式化机制,另一方面能够分析系统结构化及动态行为^[48]。基于上述特点,该模型可实现高效地对合同网协商过程进行分析和建模。例如, Fang 等^[49]基于 Petri 网刻画了任务分配过程中主体之间的协作及信息交互行为,弥补了合同网协议模型对任务分配过程缺乏形式化工具描述的缺陷。

黑板模型^[50]是一种多知识源知识库系统,其基本思想是:由多个专家协同求解一个问题,黑板是一个共享的问题求解空间,多个专家都能“看到”黑板并寻求利用经验知识求解问题的机会,当发现黑板上的信息足以支持进一步求解问题时,则将求解结果记录在黑板上,新增的信息可能使其他专家继续求解;重复这一过程直至问题得到解决。Mandal 等^[51]提出了一种基于黑板模型的多智能体任务规划框架,在该框架中使用黑板模型完成智能体间的信息交互与协同,并使用 MILP 算法解决任务分配问题。Liu 等^[52]构建了一种基于黑板模型的分布式指挥控制网络,该网络对海战中多平台协同任务决策具有很强的参考价值。相比合同网协议模型,黑板

模型多用于智能体协作技术的相关研究,在无人机领域研究相对较少,更适用于在多重抽象级上描述和处理问题。

3.2 任务分配算法

针对上述任务分配模型,常见的求解算法也可分为集中式和分布式两种,它们在不同场景下有不同适应性,其优缺点分析如表 2 所列。本节重点归纳集中式和分布式的典型求解算法。

表 2 集中式与分布式算法优缺点分析

Table 2 Analysis of advantages and disadvantages of centralized and distributed algorithms

| | 集中式 | 分布式 |
|------|--------------------------|--|
| 优点 | 可保证解的全局最优性 适合于解决强耦合问题 | 可拓展性好,可快速适应无人机加入或者退出等情景 灵活性好,可快速响应环境变化 鲁棒性好,单点故障不影响全局求解可并行计算,计算速度快 |
| 缺点 | 复杂度高、计算量大、易发生单点故障 | 不能保证解的最优性 |
| 应用场景 | 适用于无人机、任务与环境均已知固定场景 | 适用于无人机数量变化灵活、任务与环境不确定的场景 |

3.2.1 集中式任务分配算法

集中式的任务分配方法需要经历信息采集融合、信息回传和决策规划等阶段,由中央单元制定最终任务分配方案。集中式任务分配算法包括最优化算法和启发式算法^[53]。

典型的最优化算法包括整数规划法、动态规划法、图论法等常见方法,如图 7 所示。

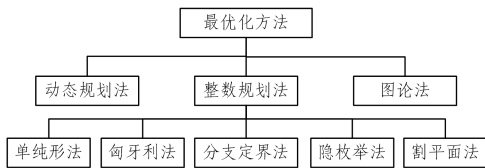


图 7 常见最优化方法

Fig. 7 Common optimization methods

整数规划法可分为纯整数规划、混合整数规划、0-1 整数规划等,常见算法有单纯形法、匈牙利法、分支定界法、隐枚举法、割平面法等。例如,文献^[54]提出了一种基于匈牙利算法的分散式任务分配算法,在网络连通情况下该算法可保证获得最优解;文献^[55]以决策树的形式表示了 CMTAP 问题,并采用分支定界法实现快速剪枝从而收敛至最优解。这类数学优化算法描述简洁明了,可使用一些数学软件辅助求解,但计算过程较为繁琐,尤其当计算规模较大时计算时间呈爆炸式增长。

动态规划法^[56]可将任务分配过程分为若干个相互联系的阶段,每个阶段做最优子决策,进而获得最优策略。该算法没有详细步骤,需基于算法思想和问题实际情况设计解决方案。文献^[57]将在环境威胁下的多无人机任务分配问题建模为动态规划问题,相比 MILP 方法更易于计算处理,并且提出了两种动态规划近似算法以解决规模更大的问题。

图论法即通过图示方法在任务和系统成员之间建立连接,直观描述问题本质和联系,从而设计出合理的任务分配方案。文献^[58]提出了一种基于贪心算法的异构多无人机任务分配算法,该算法结合图论中的有向图表示任务之间的协同

飞行约束关系,并采用宽度优先搜索策略实现任务的遍历分配,最后基于贪心算法优化任务分配过程。

启发式算法可分为简单启发式算法、元启发式算法和超启发式算法,如图 8 所示。针对任务分配问题求解,常用的简单启发式算法包括贪心算法、聚类算法等。贪心算法是在每一步选择中都采取当前状态下的最优选择,以期达到结果最优。常见的贪心原则有最短路径长度、最短飞行时间、最少转弯次数等。聚类算法可用于将目标点进行聚类并分为若干个簇,之后将目标簇分配给各无人机或者无人机编队。文献^[59]提出了一种分层任务分配方法,首先基于聚类算法将所有目标分为若干个簇,之后利用匈牙利算法将目标簇分配给合适的无人机编队,最后基于混合整数线性规划模型和改进的蚁群算法进行分布式求解。

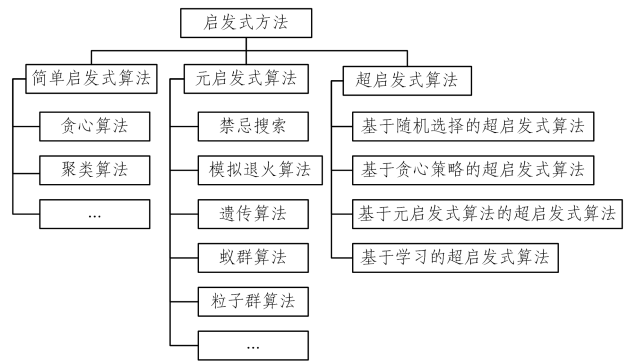


图 8 常见启发式方法

Fig. 8 Common heuristics

相比简单启发式算法,目前元启发式算法在任务分配领域的应用较为普遍,其中遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等最为常见。这类算法易于实现,计算复杂度低且搜索能力强,具有较强的鲁棒性和可拓展性,但同时也存在一些局限性,例如粒子群算法易出现早熟收敛和停滞倾向,蚁群算法易陷入对某一区域的过度搜索等。不少研究在这类算法的基础上加以改进以提高求解效率。例如,文献^[60]在传统蚁群算法基础上进行改进,提出了一种新颖的分组蚁群优化算法,该算法根据问题模型的分组和排列特征将信息素分为成员信息素和序列信息素,同时引入负反馈机制以加快算法的收敛速度;文献^[61]针对多无人机侦察任务分配决策问题,提出了一种改进粒子群优化算法,该算法利用二维矩阵离散化粒子并调整惯性因子的自适应性,经实验验证该算法可最大化时间效率和目标收益。

除图 8 展示的部分应用较广泛的元启发式算法外,新兴的元启发式算法还有萤火虫算法^[62-65]、差分进化算法^[66-67]、细菌觅食算法^[68-70]及蝙蝠算法^[71-72]等。这些算法参数较少且过程相对简单,求解速度快且全局搜索能力强,适用于解决高维和多目标优化问题^[73]。超启发式算法^[74-75]相比传统启发式算法抽象程度更高,通过高层策略(High-Level Strategy, HLS)操纵管理底层启发式算法(Low-Level Heuristics, LLH)以构建新算法完成问题求解。当前对超启发式算法的研究尚处于起步阶段,在任务分配领域的应用相对较少,还需研究者们进一步探索。

3.2.2 分布式任务分配算法

与集中式的任务分配不同,分布式任务分配中的无人机作为具有独立计算、自主决策能力的智能体,相互之间可建立通信。常见的分布式任务分配算法主要有基于市场机制的方法、博弈论方法以及一些分布式改进方法^[76],如图9所示。

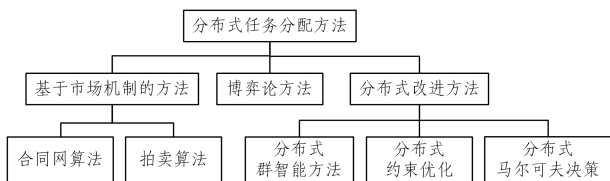


图9 分布式任务分配方法

Fig.9 Distributed task assignment method

基于市场机制算法在分布式无人机任务分配领域较为常见,包括合同网算法和拍卖算法。学者 Smith 等在 1980 年研究分布式问题求解时提出了合同网的概念,该算法基于“招标-投标-中标”的市场机制,通过个体间通信和协商,在局部最优的基础上寻求全局最优或次优^[77-79]。不少学者对传统合同网协议提出改进,例如 Zhang 等^[80]提出了一种基于混合合同网协议的动态任务调度方法,该协议是一种包括买卖合同、交换合同和替换合同在内的混合合同网协议。

拍卖算法是在一系列拍卖规则指导下,基于买方竞价的方式实现任务分配。近年来不少研究对拍卖算法进行拓展。Choi 等^[81]基于拍卖算法和共识的一致性方法,提出了用于解决单任务分配问题的 CBAA(Consensus-Based Auction Algorithm)算法和解决多任务分配问题的 CBBA(Consensus-Based Bundle Algorithm)算法。Ye 等^[82]在 CBBA 算法基础上拓展,提出了一种用于解决具有耦合任务约束的异构多无人机多任务分配问题的 CBBA-TCC(Consensus-Based Bundle Algorithm with Task Coupling Constraints)算法。

分布式改进算法指在集中式任务分配算法基础上进行分布式改进,常见算法有分布式群智能算法^[83]、分布式约束优化^[84]和分布式马尔可夫决策^[85]等。文献[86]利用蚁群算法对任务分配问题建模,并提出了一种分布式蚁群算法,有效解决了任务分配问题。文献[87]将多UCAV系统任务分配问题建模为分布式约束优化问题求解,仿真结果表明该方法可获取最优分配方案且满足应用要求。

博弈论被证明是建模实体重要决策过程的有效工具^[88],博弈论可将无人机之间的交互视为博弈,寻找最优任务分配策略可视为寻求博弈过程中的平衡点。文献[89]探讨了博弈论在多机器人任务分配问题中的应用,并分别对竞争算法和合作算法进行仿真和验证。文献[90]建立了一种基于学习博弈算法的系统分布式优化算法,学习行为加强了算法的鲁棒性和自主性,并在博弈论框架下证明了该算法的收敛性。

4 多无人机协同航迹规划方法

任务规划中常见的术语有路径规划(Path Planning)和航迹规划(Trajectory Planning),它们之间有较大区别:路径规划通常是连接起点和终点的直线或者曲线段,通常用来生成一个初始的解决方案;航迹规划与无人机的动态特性相互

关联,在路径规划的基础上,需要额外考虑运动规划的一些因素,如无人机的速度、加速度以及一些动力学约束,通常在路径规划基础上完成航迹平滑与优化。一个标准的航迹规划步骤可总结如下^[91]:1)环境建模;2)生成初始路径;3)由路径优化生成航迹。图10是简化的导航与控制系统结构^[92]。首先,路径搜索模块在预构建的地图中搜索无碰撞路径;之后,航迹优化模块对该路径进行优化,以确保满足动力学约束;最终航迹服务器离散化航迹,并将命令输出到执行器。

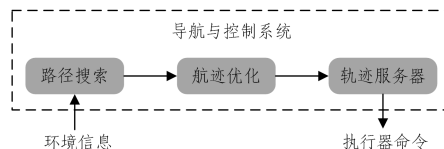


图10 航迹规划示意图

Fig.10 Schematic diagram of track planning

航迹规划按照无人机数量可分为单无人机航迹规划方法和多无人机航迹规划方法。多无人机协同航迹规划需要在满足单机航迹规划约束的基础上,实现多无人机之间的航迹协同要求。在实现多无人机协同航迹规划时,规划结果需满足可飞行和安全两个特性。可飞行特性指满足无人机运动学和动力学约束,且能让无人机精确跟踪的航迹;安全特性指满足避障约束和机间碰撞避免约束的航迹。本节将对单机路径规划方法、航迹生成方法和多机航迹规划协同方法进行详细介绍。

4.1 单机路径规划方法

无人机路径规划方法种类繁多,根据不同分类规则有不同区分方式。目前无人机路径规划常用算法根据其基本思想可分为4类:基于图搜索方法、基于采样方法、基于数学模型方法和生物启发式方法,如图11所示。

图搜索方法包括 A* 算法^[93]、D* 算法^[94]、Dijkstra 算法^[95]等。它的基本思想是首先对环境栅格化并将单元格区分为障碍、自由空间、路径起始节点或结束节点等;然后,将每个单元对应为一个节点,并且节点间用边相互连接,从而将真实环境建模映射为图结构,并用一组顶点(Vertexes)和边(Edges)表示;最后,搜索算法由起点出发至终点搜索出成本代价最小的路径,即为最优路径。其中,A* 算法和 Dijkstra 算法适合在静态环境中搜索,D* 算法是动态 A* 算法,适用于未知环境或动态变化环境。

基于采样方法包括概率路线图方法^[96](Probabilistic Road Maps,PRM)、快速拓展随机树算法^[97](Rapid Random Exploring Tree,RRT)、Voronoi 图法^[98]和人工势场方法^[99](Artificial Potential Field,APF)。基于采样的路径规划方法可分为主动式和被动式^[100],主动式方法可通过其步骤直接寻找到至目标的最优路径,如 RRT 算法、APF 算法;被动式方法只生成一个起点至终点的路径网络,还需结合搜索算法在所有可行路径中寻找最佳路径,如 PRM 算法、Voronoi 图法。

数学建模方法利用数学方程和函数解决路径规划问题,常见的方法有混合整数线性规划^[101]MILP 方法、混合整数二次规划(Mixed Integer Quadratic Program,MIQP)^[102]方法和

最优控制算法^[103] (Optimal Control, OC), 控制理论方法中常见的有模型预测控制方法^[104-105] (Model Predictive Control)、李雅普诺夫函数^[106] (Lyapunov)、马尔可夫决策过程 (Markov Decision Process)^[107-108] 等。

生物启发式算法是受生物行为启发而提出的, 主要包括神经网络算法、进化算法等。常见的进化算法包括遗传算法^[109] (Genetic Algorithm, GA)、模因^[110] (Memetic Algorithm, MA) 算法、粒子群优化算法^[111] (Particle Swarm Opti-

mization, PSO)、蚁群优化算法^[112] (Ant Colony Optimization, ACO)、差分进化算法^[113] (Differential Evolution, DE) 和混合蛙跳算法^[114] (Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)。神经网络算法受到人脑中的神经网络的启发, 利用该算法解决路径规划技术的常见步骤如下^[115]: 1) 从各种资源中识别和收集数据; 2) 进行数据清洗, 选择合适算法; 3) 在选择算法基础上建立模型; 4) 对不同的数据集进行训练, 以实现路径预测和数据可视化。

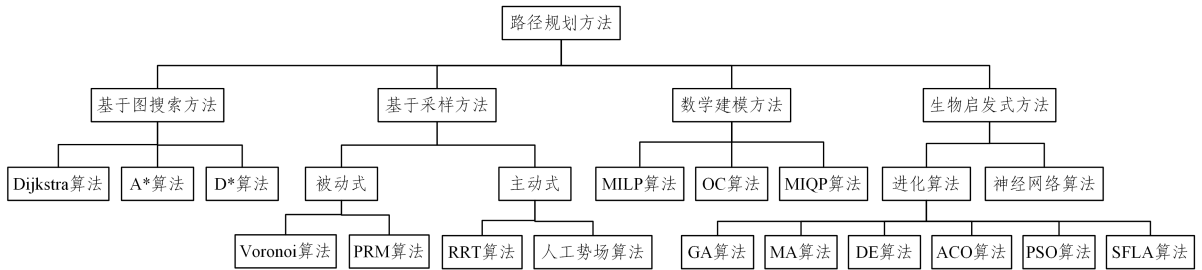


图 11 常见路径规划方法

Fig. 11 Common path planning methods

不同算法具有不同的适用场景, 需基于环境特点和问题类型选择合适的算法。基于图搜索方法在二维空间中具有构造时间快、避障能力好的优点, 但在高维空间中容易出现维数灾难的情况, 如何实现降维或者高维空间划分还需深入探究。相比而言, 基于采样方法中的 RRT 以及 PRM 算法, 更适用于高纬度空间, 其以概率完备性替代完备性, 搜索效率较高。数学建模方法在建立数学模型后, 可通过一些成熟软件求出最优解, 但复杂度高、计算量大, 尤其当问题规模较大时容易出现计算时间爆炸性增长的情况。生物启发式算法是近年来使用较为广泛的航迹规划算法, 具有搜索效率高、稳定性和通用性强、易收敛至全局最优等特点, 但部分算法存在容易陷入局部最优解的缺陷。

不同路径规划算法具有不同优劣性, 目前针对路径规划算法的研究可分为两个方向^[116]: 1) 针对现有路径规划算法改进, 提高算法性能和搜索效率; 2) 针对每种算法的优缺点, 实现多重算法的融合改进。

4.2 单机航迹生成方法

航迹生成也被称为航迹优化, 即在路径规划算法的基础上, 对原路径进行平滑生成满足运动学和动力学的飞行轨迹。常见的平滑方法可主要分为 3 类: 基于插值的路径平滑方法、基于曲线的路径平滑方法以及基于优化问题的路径平滑方法。

4.2.1 基于插值的路径平滑方法

基于插值的路径平滑方法主要包括多项式插值方法、贝泽尔曲线插值法 (Bézier curve)、三次样条插值法 (Cubic Splines)、B-样条插值法 (B-Spline), 以及 NURBS (Non-Uniform Rational B-spline, NURBS) 曲线插值法。

多项式插值方法主要有拉格朗日插值多项式 (Lagrange's Interpolating Polynomial) 和埃尔米特插值多项式方法 (Hermite's Interpolating Polynomial), 例如, Tian 等^[117] 采用了一种基于埃尔米特三次插值的方法来构造轨迹, Lekkas 等^[118] 使用单调三次埃尔米特样条插值 (Cubic Hermite Spline In-

terpolation, CHSD) 技术规划路径以避免连续路径点之间连线的曲折波动。多项式插值技术有两个主要缺陷: 1) 计算成本高; 2) Runge 现象^[119], 即多项式插值不收敛, 插值次数越多, 插值结果越偏离原函数。

贝泽尔曲线由法国数学家 Pierre Bézier 所发明, 是依据 4 个位置任意的点坐标绘制出的一条光滑曲线, Elhoseny 等^[120] 提出了一种有效的基于 Bezier 曲线和改进遗传算法 (Modified Genetic Algorithm, MGA) 的路径规划算法, 即采用 MGA 寻找最合适的路径点作为贝塞尔曲线的控制点, 并利用控制点规划出距离最小的最优路径。为规划出满足路径长度最短且平滑的无碰撞航迹, Tharwat 等^[121] 采用基于 Bezier 曲线模型的路径规划方法, 并提出了一种新型混沌粒子群优化算法以优化曲线的控制点。

样条插值法是一种以可变量样条来作出一条经过一系列点的光滑曲线的数学方法。三次样条插值法是一种分段多项式插值法。Judd 等^[122] 先基于 Voronoi 图法生成由一组直线段组成的初始路径, 之后利用三次样条法连接生成直线段从而形成可飞路径。Connors 等^[123] 提出了一种基于三次样条法规划平滑可行飞行路径的方法, 该方法通过不断迭代细化路径, 从而在非结构化环境下实时找到一条有效且无碰撞的飞行路径。

B 样条曲线是贝泽尔曲线的一般化, Stoican 等^[124] 结合微分平坦 (Differential Flatness) 和 B 样条参数化方法以解决航迹生成问题, 该方法的新颖之处在于提供了连续的约束输入验证, 并且在固定翼无人机系统中仿真验证了该理论的可行性。Kan 等^[125] 提出了一种布满敌方雷达威胁环境下的航迹生成算法, 该算法预计导航空间的风险成本并根据用户指定的阈值高度值生成一条优化路径, 且该路径表示为一组低雷达风险航路点并将其作为控制点坐标, 而后使用三次 B 样条方法近似到达目标点的低风险航迹。

NURBS 曲线与曲面被广泛应用于不同的工业领域, 尤其是航空、汽车、造船及需要复杂曲面的各类工程领域中。

Choi 等^[126]提出了一种新的在不规则地形环境中执行空中成像任务的无人机航迹优化方法框架,该框架包括地形建模和多无人机航迹优化,其中地形建模过程采用 NURBS 曲面表示一种高效的地形拓扑结构,航迹优化部分引入多无人机 VRP 问题模型求解。Flores 等^[127]提出了一种局部最优的实时航迹生成方法,该方法结合微分平坦系统和 NURBS 基函数,将最优控制问题转化为一个更简单便利的数值计算形式,有效地移除了原始最优控制问题中的动态约束和轨迹约束。该方法可以与全局路径规划技术相结合以确定优化后的航迹。Holub^[128]首先使用粒子群优化算法完成初始路线规划,然后将路径点作为曲线的控制点并使用 NURBS 曲线生成无人机飞行航迹。

4.2.2 基于曲线的路径平滑方法

基于曲线的路径平滑方法包括 Dubins 曲线、Clothoid 曲线以及 Hypocycloid 曲线平滑方法。Dubins 曲线是在满足曲率约束和规定的始端和末端的切线方向的条件,连接两个二维平面的最短路径。Lin 等^[129]提出了一种基于 3D Dubins 曲线的无人机避障路径规划算法,该算法采用 RRT 算法作为路径规划器,且在拓展过程中,树的分支基于 3D Dubins 曲线生成,最后选择长度最短的节点序列以及连接它们的 Dubins 曲线作为路径;当无人机沿着路径飞行时会检测障碍物状态,当预测即将与障碍物发生碰撞时则重新规划路径。Clothoid 曲线是一种曲率半径与长度成线性关系的曲线,具有曲率过渡平滑的几何特性。Shanmugavel 等^[130]介绍了一种三阶段的多无人机协同路径规划方法,在为每个无人机规划可飞行路径时,采用带有 Clothoid 弧的 Dubins 路径。Girbés 等^[131]采用了一种 Cb3D(Clothoid-based 3D curve)新型空间曲线进行航迹规划,与 3D clothoids 曲线相比规划速度更快。近年来,Hypocycloid 曲线平滑方法在路径规划中也有所应用。Ravankar 等^[132]提出了一种新型 SHP(Smooth Hypocycloidal Paths)方法用于机器人运动规划,它与无碰撞且解耦的多机器人路径规划结合,可用于生成平滑的下摆线曲线以保持与障碍物间的安全距离。

4.2.3 基于优化的路径平滑方法

路径平滑问题也可被看作是对一个函数优化问题进行求解,常见的基于优化的路径平滑方法有基于梯度的方法^[133]和基于弹性带^[134-136](Elastic bands)的方法。Biggs 等^[137]将计算平滑最优轨迹问题建模为一个最优控制问题,其中需最小化的代价函数等于经典曲率平方的积分。这个问题类似于微分几何中的弹性问题,因此产生的运动轨迹是弹性曲线,最后采用极大值原理对该问题进行求解,得到一个一阶微分方程组及最优性必要条件,通过分析满足这些必要条件的特定曲线得出相应最优解。Zhu 等^[138]提出了一种简单快速的基于凸优化的启发式算法——CES(Convex Elastic Smoothing)算法,用于解决航迹平滑和速度优化问题。CES 算法受弹性带算法的启发,将航迹平滑过程分为两个步骤:1)给定一个沿参考轨迹的固定速度,优化航迹的形状;2)给定一个固定的航迹形状,沿航迹优化速度。这两个步骤都可采用凸优化的方式求解。

4.3 多机航迹规划协同方法

多无人机协同航迹规划需要在满足单机航迹规划约束的

基础上,实现多架无人机之间的航迹协同,以确保多架无人机能够在同一空域安全高效地执行任务。多无人机协同航迹规划问题需考虑无人机之间的时空协同约束,其生成的协同飞行路径以整体航迹最优为目标,对单架无人机而言不一定最优。其中,空间协同约束在所有协同任务中均需考虑,时间协同约束依赖于任务需求,当无人机执行同时到达或顺序到达的任务时,则需考虑时间协同约束。

多无人机空间协同约束主要体现在两个方面:一是各无人机之间的距离要小于最近协同距离,从而保证无人机之间能够相互配合协同执行任务;二是各无人机之间的距离应大于安全距离,防止发生机间碰撞。针对空间协同问题,可在利用上文所提航迹规划算法为各无人机规划最优航迹的基础上,将碰撞避免等空间协同约束融入算法求解过程中,以保持无人机机间的安全距离。

常见的多无人机时间协同约束有以下 3 种情况^[139]:1)严格顺序约束,即要求无人机按照特定顺序到达目标地点,且到达的时间间隔有严格限制;2)松散顺序约束,即要求无人机按照特定顺序到达目标地点,但只要要求在特定的时间窗内到达即可;3)同时到达约束,即要求所有无人机同时到达目标地点。

多无人机时间协同方式可分为速度调整和航程调整方法两类。速度调整方法即利用无人机速度的可调整范围,根据无人机之间的航程差异,调整每架无人机的速度,使它们能够满足多无人机之间的时间协同。速度调整方法采用构建协同变量和协同函数的方式,采用分层规划策略计算出最佳飞行速度。文献^[140]针对多无人机到达目标位置交会的协同问题提出了一种分散策略,即各无人机以集群最优为目标各自规划相应航迹。该策略在协同规划层选择集群预计到达时间(Estimated Time of Arrival, ETA)作为协同变量,构建以 ETA 为变量、以威胁代价和燃油代价作为目标的函数,将其作为协同函数;通过不断修改 ETA 变量优化协同函数的数值,计算出最优 ETA;将最优 ETA 变量传递给单机规划层,从而计算出使单机代价函数最优的速度和航向角。

航程调整方法指在给定速度的情况下,调整无人机飞行航程从而实现时间协同,常见的航程调整策略有多备选航迹选择策略和附加机动策略等。多备选航迹选择策略是为每架无人机规划多条备选航迹,从备选集中选择航程相似的航迹。例如 Bao 等^[141]基于势场理论为每架无人机规划多条路线,通过选择航程相似的路线来实现多无人机同时到达目标地点。附加机动策略是指,如果航迹的长度相差较大,那么就通过添加额外机动动作以实现航程协同,常见策略有弹簧链法、盘旋等待策略和绕飞航点优化^[142]。McLain 等^[143]首先基于 Voronoi 图法预规划出初始安全路径,再将初始路径离散化后基于弹簧链法进行航迹平滑和调整,通过增删链节可调整航迹长度从而保证各无人机航程相同。Sun 等^[144]从机动点到目标点预先规划一条 Dubins 路径作为航迹参考,之后兼顾航迹较短的迂回机动和航迹较长的盘旋机动两种方式,修改 Dubins 路径生成机动航迹,从而使多架无人机同时到达目标的可攻击范围。

5 多无人机协同任务规划耦合分析

无人机任务规划问题是一个强耦合的复杂多目标优化与决策问题。在求解无人机任务规划问题时,任务分配和航迹规划子问题间耦合、任务约束耦合、单机与单机间规划耦合等因素,均会影响解的最优性。因此,为获得任务规划问题最优解,除了采用合适的算法求解任务分配与航迹规划问题外,需对存在的耦合因素进行重点分析并考虑相应的解耦策略。

5.1 耦合因素分析

目前多无人机协同任务规划问题中的耦合问题主要体现在以下几个方面。

(1)约束耦合。在考虑无人机任务规划问题约束时,通常考虑的约束条件有无人机运动学和动力学约束、飞行环境约束、任务约束等,部分约束条件具有较强耦合性,合理处置这些耦合约束条件对改进无人机任务规划具有重要意义。由2.2.3节可知,任务规划问题中的常见耦合约束 $C_c = \{C_4, C_8, C_9, C_{10}\}$,须重点针对这些约束采取相应措施。

(2)任务分配与航迹规划子问题耦合。无人机任务规划问题通常可被看作是任务分配和航迹规划的综合问题,这两个过程紧密相连,任务分配的子问题求解结果直接影响着航迹规划子问题结果。当任务规划问题较为复杂时,为了降低求解难度,通常弱化或者不考虑任务分配和航迹规划子问题之间的耦合性,采用分层解耦方式分别求解。

(3)分层结构耦合。文献[20]指出,当无人机集群采用分层控制结构时,通常会存在着层次间耦合和层次内耦合。层次间耦合指编队规划层和单机规划层之间的耦合关系。当无人机数量较多且任务较为复杂时,通常会以编队为单位完成协同任务分配。首先,根据任务种类、无人机数量及属性形成无人机编队并将待执行任务集分配给各个编队;之后,将各编队任务集中的任务进一步细化分配给编队内各成员,如图12所示。无人机编队层任务规划直接影响该编队内单个无人机任务规划,因此编队层和单机层存在着紧密耦合关系。

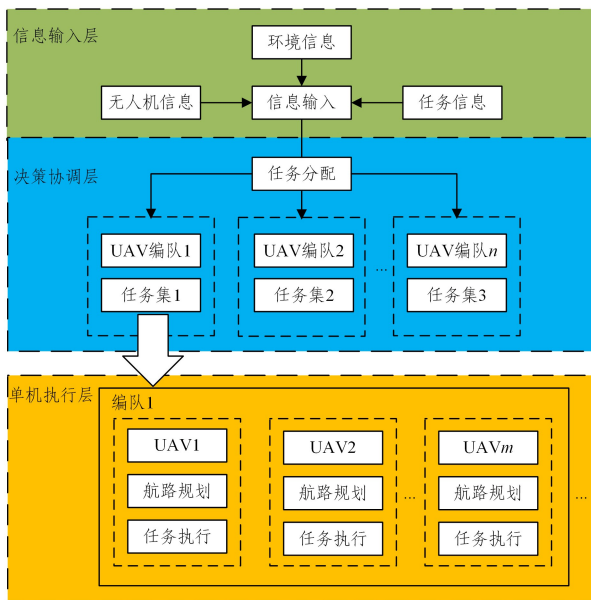


图12 无人机分层规划结构图

Fig. 12 UAV hierarchical planning structure diagram

层次内耦合指无人机编队层内和单机层内的耦合关系。在编队层进行任务规划时,当某个编队所分配的任务集发生改变,很可能会影响其他编队任务集分配,甚至导致所有编队进行任务重分配,因此编队间任务规划存在着紧密的耦合关系。同理可得,当处于某编队的单个无人机任务规划结果改变时,为避免任务重复执行和航迹冲突,编队内其他无人机任务规划结果也会受到影响,因此单机层内任务规划呈现紧密的耦合关系。

5.2 解耦合策略

5.2.1 约束解耦合

耦合约束包括机间碰撞避免约束、任务时间窗口约束、任务时序约束和任务优先级约束。机间碰撞避免约束体现在机间航迹规划的耦合性,而任务时间窗口约束、任务时序约束和任务优先级约束体现在无人机任务分配的耦合性。本节针对这两类耦合约束重点介绍相应的解耦或者求解方法。

针对机间碰撞避免约束,如何妥善处理机间耦合关系是解决协同航迹规划问题的关键。一种常见的解耦策略是对不同无人机赋予高低优先级,按照优先级依次完成航迹规划,从而避免无人机间航迹冲突问题。文献[145]为解决耦合的机间碰撞约束,提出了动态优先级解耦的序列凸规划方法(DPD-SCP),建立了飞行时间驱动的优先级解耦机制,将集群规划问题转化为一组单机凸规划子问题,改善了无人机集群轨迹解耦规划的收敛性。

求解耦合机间碰撞避免约束最简单、常见的思路是在规划航迹时设置无人机最小安全飞行距离参数,从而避免无人机间的碰撞。除此之外,常见的求解方法有人工势场法、模型预测控制方法和数值优化算法^[146]等。人工势场法是解决避障问题的常用方法,Zhou等^[147]针对编队内部避障需求,在编队控制器基础上添加了基于人工势场法的避障控制器。模型预测控制方法指利用被控对象的动态模型预测一段时域内可能出现的碰撞,并通过限制输入输出实现碰撞避免。Wei等^[148]采用线性运动模型预测无人机运动路径,基于预测控制方法在即将发生碰撞的情况下调整无人机航向,同时建立航路回归模型解决无人机避障后回归预定航路的问题。数值优化算法包括SCP(Sequential Convex Programming),PS(Pseudo-Spectral),LS(Level Set),PRONTO(Projection Operator)等,其中SCP算法自2012年首次用于求解避障航迹规划问题后,近年来在协同航迹规划问题上应用广泛。文献[149]将无碰撞航迹生成问题看作一个包含非凸约束的优化问题,提出了一种基于SCP的简单方法来完成三维空间中的轨迹规划。文献[150]提出了一种基于SCP方法的多智能体路径规划算法,实现了解耦碰撞约束寻找到可行解。

针对任务时间窗口约束、任务时序约束、任务优先级约束等任务集约束,通常会在任务分配模型中增加相应约束,并采用合适的任务分配算法求解该问题,常见的有一致性算法、基于图论方法等。文献[151]针对多任务时序优先级约束的异构无人机任务规划问题,分析了时序约束可能造成的死锁情况,并基于图论方法构建了任务时序优先级图及其子图进行解锁处理。文献[152]针对任务时序性约束建立了分布式任务分配模型,拓展了分布式一致性包算法,使其能有效解决

多无人机多任务分配中的时序约束问题。文献[153]针对执行打击和毁伤评估任务之间具有的特定时序耦合约束特点,设计了相应的编解码模式,提出了一种基于遗传算子的离散引力搜索算法(GSA-GA)对问题进行求解。

5.2.2 子问题解耦合

任务分配和航迹规划子问题耦合问题是多无人机协同任务规划耦合问题的研究重点,现有研究的解耦框架主要分为两种,如图13所示。1)任务分配-航迹规划-航迹重规划。首先独立地完成无人机任务分配,然后基于任务分配结果进行航迹规划问题求解,最后基于规划结果和规划需求对航迹进行重规划,重规划通常是为了消除机间航迹冲突与动态避障。2)航迹预测-任务分配-航迹规划-航迹重规划。首先进行航迹预测,将航迹预测的结果作为参考进行任务分配,并基于任务分配结果完成航迹规划。航迹重规划用于消除机间航迹冲突与动态避障,或者当发现预期航迹结果与实际航迹结果相差很大时,重新计算任务分配结果和实现航迹重规划。

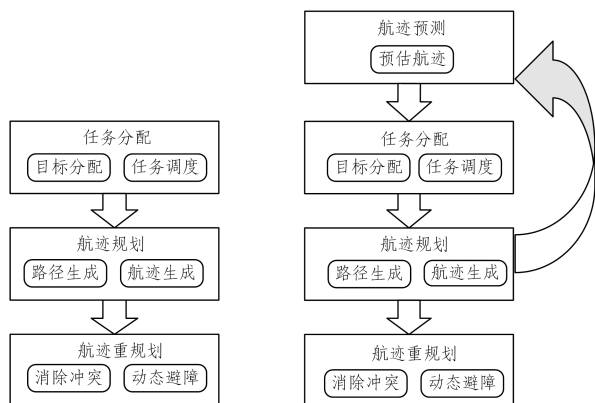


图13 子问题解耦框架示意图

Fig. 13 Schematic diagram of sub-problem decoupling framework

任务分配-航迹规划-航迹重规划框架因为是独立完成任务分配过程,缺乏无人机在实际航迹规划阶段中才考虑的动力学、运动学等信息,所以任务分配的精准性会有所降低,从而影响后续航迹规划的结果的合理性,但实现过程相比航迹预测-任务分配-航迹规划-航迹重规划框架更简单。Bellingham等[42]列举了所有可行分配方案并基于路径点之间的直线距离预计各方案任务完成时间,找出其中耗时最短的方案

作为最优任务分配方案,之后依据最优分配方案和运动学约束完成各无人机航迹规划。Moon等[154]提出了一种基于任务分配、路径规划和实时碰撞避免的分层框架,采用了基于协商的任务分配算法,并将最短路径原理与A*搜索算法相结合实现路径规划,最后利用基于势场的碰撞避免算法动态生成航迹。

航迹预测-任务分配-航迹规划-航迹重规划框架首先完成了潜在航迹规划结果的预测,也可称为航迹预规划。其以预测的航迹信息作为参考完成任务分配,一方面实现了分层解耦效果,降低了任务规划问题的求解难度;另一方面保证了先验环境信息的充足,减少了航迹规划层的信息缺失对任务分配效果准确性的影响。Yang等[155]采用分层优化法解决多协作式无人机任务规划问题,首先融合Dubins和B样条曲线方法预测航迹消耗,之后将其建模为多旅行商问题求解完成任务分配,并采用高斯伪谱法对飞行航迹进行精确规划。Yao等[156]提出了一种用于交会轨迹生成的多阶段路径预测算法,其中包括路径预测、路径规划、轨迹生成和轨迹修正4个阶段。Sun等[157]使用改进的A*算法预测无人机到任务点避障后的最短路径,基于最短路径航程使用改进的PSO算法完成任务分配,最后利用B-spline算法完成航迹平滑。Babel[158]分3个阶段对协同任务规划问题进行求解,其中第一阶段基于环境信息建模生成复杂网络并使用图搜索方法寻找最短飞行路径,从而实现了航迹预规划。

5.2.3 分层结构解耦合

随着场景和任务复杂度增加,通常会采用无人机编队或者集群协同合作的形式,在环境更复杂、作业强度更高、覆盖范围更广的情况下执行任务。当无人机数量较多时,通常会采用分层的控制结构执行复杂多任务,其中编队规划层和单机规划层间存在着紧密耦合,如图14所示。上层形成编队并为每个编队分配任务,之后编队将任务分配给编队内每个成员,各成员接收任务后规划出相应的飞行航迹。为弱化编队规划层与单机规划层之间的耦合性,不同规划层可分别考虑对应的评价指标进行优化。针对优化指标,编队规划层可重点考虑 $f_1 - f_3$,单机规划层重点考虑 f_4 和 f_5 。此外,不同层关注的约束条件也有所不同,为简化问题模型,可将约束条件分解到编队层和单机层。基于分层规划框架,可将多无人机协同任务规划问题解耦为编队层任务规划问题和单机层任务规划问题。

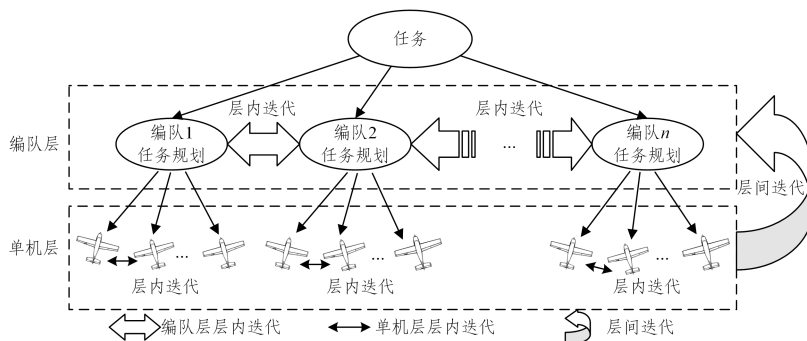


图14 分层框架迭代示意图

Fig. 14 Schematic diagram of layered framework iteration

文献[159]指出,在问题分层解耦基础上,可采用层间迭代的方式消除编队层与单机层间固有的耦合性对规划结果的影响。通常在以下情形下产生层间迭代:1)由于编队层预先获得的规划信息缺乏完整性和准确性,而单机层完成规划后可获取精确的航迹信息,此时可更精确地评估编队层规划结果,当发现编队层规划结果并非最优规划结果或严重偏离理想结果时,则需重新进行编队层任务规划;2)当完成多次层内迭代依旧无法得到合理的规划结果时,需进行层间迭代以调整或重新规划编队层规划结果。

针对编队层内任务规划耦合问题和单机层内任务规划耦合问题,通常会采用层内多次迭代方法以求得最优解。其中,编队层层内迭代重点是协调无人机编队间任务分配;单机层层内迭代一方面是协调单机间任务分配,另一方面是协调单机间航迹规划结果,以免发生航迹冲突。

6 总结与展望

多无人机协同任务规划问题是一个复杂的研究问题,本文主要针对协同任务规划问题进行深入分析,介绍任务分配、航迹规划问题等问题求解方法,并总结问题中存在的耦合因素,探讨相应的解耦策略。基于当前研究现状,今后可从以下几个方面开展相关研究。

(1)采用分层式或混合式控制结构。由于任务需求和环境的复杂多样性,所需无人机数量日益增多,而分层式控制结构在无人机集群规模较大场景下具有显著优势,有助于多无人机的协同控制。分层式控制结构可将无人机分为多个层次,层次之间进行任务粗规划,同层内再进行任务精细规划。鉴于单种控制结构具有局限性,复杂环境下可整合多种控制结构以满足无人机集群控制决策要求。

(2)不确定环境下的协同任务规划问题研究。当前很多文献研究结构化环境下的协同任务规划问题,未考虑环境信息的局部可探测性和动态多变性。现实环境中存在许多不确定因素,尤其复杂战场环境态势瞬息万变,这要求无人机具备一定实时任务重规划能力以响应场景变化。因此,不确定环境下的协同任务规划问题是未来研究的关键。

(3)异构多平台协同规划问题研究。如今的任务规划正朝着多元化、智能化方向发展,逐步由单一平台任务规划问题研究拓展到异构多平台任务规划问题研究。但当前针对无人机平台与其他天基、陆基、海基等多平台之间的协同问题研究较少,如何解决异构多平台协同问题还需深入研究。

结束语 多无人机协同任务规划问题是一个多约束强耦合的多目标优化问题,如何在多约束和多指标条件下降低任务规划问题求解复杂度和减少规划要素间的耦合性是获取最优解的关键。本文对协同任务规划问题进行深入分析,总结归纳了任务分配与航迹规划子问题的求解策略,并探讨了协同任务规划问题中存在的耦合因素和解耦策略。目前无人机协同任务规划领域已有不少研究成果,但由于平台的异构性、任务的复杂性、环境的不确定性、规划结果的实时性以及规模的增长性等因素,求解任务规划问题的难度进一步加大,如何科学合理地求解日益复杂的任务规划问题,还需研究者们进一步探索。

参考文献

- [1] REN H,ZHAO Y,XIAO W,et al. A review of UAV monitoring in mining areas; Current status and future perspectives[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2019, 6(3): 320-333.
- [2] MAYER M. The new killer drones: Understanding the strategic implications of next-generation unmanned combat aerial vehicles [J]. International Affairs, 2015, 91(4): 765-780.
- [3] ZHOU Y, RAO B, WANG W. UAV swarm intelligence: Recent advances and future trends[J]. IEEE Access, 2020, 8: 183856-183878.
- [4] ZHANG T, LI Q, ZHANG C, et al. Current trends in the development of intelligent unmanned autonomous systems[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(1): 68-85.
- [5] QI X G, LI B, FAN Y S, et al. A review of research on task planning with multiple constraints and multiple fields [J]. Journal of Intelligent Systems, 2020, 15(2): 204-217.
- [6] SHIMA T, RASMUSSEN S, GROSS D. Assigning micro UAVs to task tours in an urban terrain[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2007, 15(4): 601-612.
- [7] SHEN L C, CHEN J, WANG N. Review of Aircraft Mission Planning Technology [J]. Journal of Aeronautics and Astronautics, 2014, 35(3): 593-606.
- [8] HUANG G Q. Multi-aircraft collaborative trajectory optimization design [J]. Modern Defense Technology, 2015, 43(1): 160-167.
- [9] FENG Y, SHI W, CHENG G, et al. Benchmarking framework for command and control mission planning under uncertain environment[J]. Soft Computing, 2020, 24(4): 2463-2478.
- [10] EVERS L, DOLLEVOET T, BARROS A I, et al. Robust UAV mission planning [J]. Annals of Operations Research, 2014, 222(1): 293-315.
- [11] ANÍBAL O, IVÁN M. Multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles[M]. Cham: Springer, 2007: 68-72.
- [12] CHANDLER P, PACTHER M, RASMUSSEN S, et al. Distributed control for multiple UAVs with strongly coupled tasks [C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2003.
- [13] 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.
- [14] KOPEIKIN A, PONDA S S, JOHNSON L B, et al. Multi-uav network control through dynamic task allocation; Ensuring data-rate and bit-error-rate support [C] // 2012 IEEE Globecom Workshops. IEEE, 2012: 1579-1584.
- [15] YU J, YONG E, CHEN H Y, et al. Research on two-layer mission planning method for multi-UAV coordinated ground attack [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(9): 2849-2857.
- [16] YAO W, QI N, WAN N, et al. An iterative strategy for task as-

- signment and path planning of distributed multiple unmanned aerial vehicles[J]. *Aerospace Science and Technology*,2019,86:455-464.
- [17] WANG J J,ZHANG Y F,GENG L,et al. Mission planning for heterogeneous tasks with heterogeneous UAVs[C]//2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision(ICARCV). IEEE,2014:1484-1489.
- [18] WU W N. Research on distributed mission planning technology for multi-unmanned aerial vehicles [D]. Harbin:Harbin Institute of Technology,2018.
- [19] NGATCHOU P,ZAREI A,EL-SHARKAWI A. Pareto multi objective optimization[C]// Proceedings of the 13th International Conference on, Intelligent Systems Application to Power Systems. IEEE,2005:84-91.
- [20] YE Y Y. Research on multi-UCAV collaborative mission planning method [D]. Changsha: National University of Defense Technology,2005.
- [21] YIN G Y,ZHOU S L,HE P C,et al. Research status and development trend of foreign multi-UAV cooperative task assignment [J]. *Airborne Missiles*,2016(5):54-58,82.
- [22] CAO Y U,KAHNG A B,FUKUNAGA A S. Cooperative mobile robotics: Antecedents and directions[M]// *Robot colonies*. Boston:Springer,1997:7-27.
- [23] HU Z W,LIANG J H,CHEN L,et al. A hierarchical architecture for formation control of multi-UAV[J]. *Procedia Engineering*,2012,29:3846-3851.
- [24] MADRIDANO Á,AL-KAFF A,MARTÍN D,et al. Trajectory planning for multi-robot systems:Methods and applications[J]. *Expert Systems with Applications*,2021,173:114660.
- [25] LIU S G,LIU R H,WANG H,et al. New progress of cooperative control technology of UAV swarms abroad[J]. *Aviation Missile*,2021(8):24-31.
- [26] HAO C, XIANGKE W, LINCHEG S, et al. Formation flight of fixed-wing UAV swarms: A group-based hierarchical approach [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*,2021,34(2):504-515.
- [27] YAVUZ H,BRADSHAW A. A new conceptual approach to the design of hybrid control architecture for autonomous mobile robots[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*,2002,34(1):1-26.
- [28] WU W L,WANG X G,CUI N G. Fast and coupled solution for cooperative mission planning of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles[J]. *Aerospace Science and Technology*,2018,79:131-144.
- [29] CUI N G,WU W N,GUO J F. Modeling and integrated solution method for distributed collaborative dynamic task planning[J]. *Chinese Journal of Inertial Technology*,2017,25(4):523-529.
- [30] WANG R R,WEI W L,YANG M C,et al. Multi-UAV task assignment considering collaborative route planning [J]. *Journal of Aeronautics and Astronautics*,2020,41(S2):24-35.
- [31] YAN F,ZHU X,ZHOU Z,et al. A hierarchical mission planning method for simultaneous arrival of multi-UAV coalition[J]. *Applied Sciences*,2019,9(10):1986.
- [32] ZHAO Z,YANG J,NIU Y,et al. A hierarchical cooperative mission planning mechanism for multiple unmanned aerial vehicles[J]. *Electronics*,2019,8(4):443.
- [33] RICHARDS A,BELLINGHAM J,TILLERSON M,et al. Coordination and control of multiple UAVs[C]// *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*. 2002.
- [34] JIA G W,WANG J F. Review of research on UAV swarm mission planning method[J]. *Systems Engineering and Electronic Technology*,2021,43(1):99-111.
- [35] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem [J]. *Management science*,1959,6(1):80-91.
- [36] TOTH P,VIGO D. The vehicle routing problem[M]. Philadelphia:Society for Industrial and Applied Mathematics,2002.
- [37] SCHUMACHER C,CHANDLER P,PACHTER M,et al. Constrained optimization for UAV task assignment[C]// *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*. 2004.
- [38] NYGARD K E,CHANDLER P R,PACHTER M. Dynamic network flow optimization models for air vehicle resource allocation [C]// *Proceedings of the 2001 American Control Conference*. IEEE,2001:1853-1858.
- [39] SCHUMACHER C,CHANDLER P,RASMUSSEN S. Task allocation for wide area search munitions via iterative network flow[C]// *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*. 2002.
- [40] SCHUMACHER C,CHANDLER P,RASMUSSEN S. Task allocation for wide area search munitions[C]// *Proceedings of the 2002 American Control Conference*. IEEE,2002:1917-1922.
- [41] LECHLITER M C. Decentralized control for uav path planning and task allocation[M]. Morgantown:West Virginia University,2004.
- [42] BELLINGHAM J,TILLERSON M,RICHARDS A,et al. Multi-task allocation and path planning for cooperating UAVs [M]// *Cooperative control:models,applications and algorithms*. Boston:Springer,2003:23-41.
- [43] OH H,SHIN H S,KIM S,et al. Cooperative Mission and Path Planning for a Team of UAVs [M]. Netherlands:Springer,2015.
- [44] SHIMA T,RASMUSSEN S J,SPARKS A G,et al. Multiple Task Assignments for Cooperating Uninhabited Aerial Vehicles using Genetic Algorithms [J]. *Computers & Operations Research*,2006,33(11):3252-3269.
- [45] SHIMA T,RASMUSSEN S J. UAV Cooperative Decision and Control:Challenges and Practical Approaches[M]. Piscataway: Society for Industrial and Applied Mathematics,2008.
- [46] EDISON E,SHIMA T. Integrated Task Assignment and Path Optimization for Cooperating Uninhabited Aerial Vehicles using Genetic Algorithms [J]. *Computers & Operations Research*,2011,38(1):340-356.
- [47] ZHEN Z,WEN L,WANG B,et al. Improved contract network protocol algorithm based cooperative target allocation of heterogeneous UAV swarm[J]. *Aerospace Science and Technology*,2021,119:107054.
- [48] WANG G S,LI Q,YANG Z. Multi-early warning aircraft intelli-

- gence collaboration model based on contract network and petri network [J]. *Journal of System Simulation*, 2012, 24(12): 2550-2555, 2561.
- [49] FANG H, WANG L L. Dynamic task assignment model of contract network based on Petri net[J]. *Journal of Hefei University of Technology(Natural Science Edition)*, 2009, 32(6): 791-795.
- [50] NII H P. *Blackboard Systems*[R]. Stanford Univ Ca Knowledge Systems Lab, 1986.
- [51] MANDAL S, HAN X U, PATTIPATI K R, et al. Agent-based distributed framework for collaborative planning [C] // 2010 IEEE Aerospace Conference. IEEE, 2010: 1-11.
- [52] LIU J, ZHANG Y Z. Research on distributed collaborative task decision-making method based on blackboard model[J]. *Firepower and Command and Control*, 2017, 42(11): 43-48.
- [53] WHITBROOK A, MENG Q, CHUNG P W H. A robust, distributed task allocation algorithm for time-critical, multi agent systems operating in uncertain environments[C] // International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Cham: Springer, 2017: 55-64.
- [54] ISMAIL S, SUN L. Decentralized hungarian-based approach for fast and scalable task allocation[C] // 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). IEEE, 2017: 23-28.
- [55] RASMUSSEN S J, SHIMA T. Branch and bound tree search for assigning cooperating UAVs to multiple tasks[C] // 2006 American Control Conference. IEEE, 2006.
- [56] BELLMAN R. Dynamic programming [J]. *Science*, 1966, 153(3731): 34-37.
- [57] ALIGHANBARI M, HOW J P. Cooperative task assignment of unmanned aerial vehicles in adversarial environments[C] // Proceedings of the 2005 American Control Conference. IEEE, 2005: 4661-4666.
- [58] CHEN Y, DU C, CHEN J, et al. Cooperative Task Allocation of Multiple VA Vs Based on Greedy Algorithm[C] // 2021 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Engineering Technology(CCET). IEEE, 2021: 408-413.
- [59] HU X, MA H, YE Q, et al. Hierarchical method of task assignment for multiple cooperating UAV teams[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2015, 26(5): 1000-1009.
- [60] GAO S, WU J, AI J. Multi-UAV reconnaissance task allocation for heterogeneous targets using grouping ant colony optimization algorithm[J]. *Soft Computing*, 2021, 25(10): 7155-7167.
- [61] ZHANG Y Z, LI J W, HU B, et al. An improved PSO algorithm for solving multi-UAV cooperative reconnaissance task decision-making problem[C] // 2016 IEEE International Conference on Aircraft Utility Systems(AUS). IEEE, 2016: 434-437.
- [62] XING H, WU H, CHEN Y, et al. A cooperative interference resource allocation method based on improved firefly algorithm [J]. *Defence Technology*, 2021, 17(4): 1352-1360.
- [63] GHARRAD H, JABEUR N, YASAR A U H, et al. A five-step drone collaborative planning approach for the management of distributed spatial events and vehicle notification using multi-agent systems and firefly algorithms[J]. *Computer Networks*, 2021, 198: 108282.
- [64] ZHANG Y, LI H, MA Y, et al. Cooperative reconnaissance mission planning for heterogeneous UAVs with DCSA[C] // 2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation (ICCA). IEEE, 2019: 417-422.
- [65] YUNZHI Z, GANG W, SUN W. Research on the Task Allocation Based on Contract Immune Cuckoo Algorithm[C] // 2017 International Conference on Computer Systems, Electronics and Control(ICCSEC). IEEE, 2017: 1022-1025.
- [66] SONG Y, XI Q, XING X, et al. Multi-uav cooperative multi-target allocation method based on differential evolutionary algorithm [C] // 2020 39th Chinese Control Conference(CCC). IEEE, 2020: 1655-1660.
- [67] RAJENDRAN V, MAHALINGAM S. Optimal allocation and sizing of FACTS controllers using differential evolution algorithm[J]. *Control and Intelligent Systems*, 2013, 41(3): 136-142.
- [68] KURDI H, ALDAOOD M F, AL-MEGREN S, et al. Adaptive task allocation for multi-UAV systems based on bacteria foraging behaviour[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 83: 105643.
- [69] YANG B, DING Y, HAO K. Target searching and trapping for swarm robots with modified bacterial foraging optimization algorithm[C] // Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation. IEEE, 2014: 1348-1353.
- [70] GU X P, TANG D Q. Multi-heterogeneous UAV mission planning based on bacterial foraging algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronic Technology*, 2021, 43(11): 3312-3320.
- [71] SHI J, TAN L, LIAN X, et al. Multi-UAV Task Allocation Method Based on Improved Bat Algorithm[C] // International Conference on Artificial Intelligence and Security. Cham: Springer, 2021: 205-213.
- [72] SHI J, TAN L, LIAN X, et al. UAV Task Allocation Method Using Swarm Intelligence Optimization Algorithm[C] // China Conference on Wireless Sensor Networks. Singapore: Springer, 2021: 30-40.
- [73] LIN S J, DONG C, CHEN M Z, et al. Overview of New Swarm Intelligence Optimization Algorithms [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(12): 1-9.
- [74] BURKE E, KENDALL G, NEWALL J, et al. Hyper-heuristics: An emerging direction in modern search technology [M] // Handbook of metaheuristics. Boston: Springer, 2003: 457-474.
- [75] BURKE E K, GENDREAU M, HYDE M, et al. Hyper-heuristics: A survey of the state of the art[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2013, 64(12): 1695-1724.
- [76] LI X M, YAN J, LIU B, et al. A Review of Research on Multi-Agent Collaborative Task Assignment [J]. *Computer and Digital Engineering*, 2014, 42(12): 2443-2450.
- [77] SMITH R G. The contract net protocol: High-level communication and control in a distributed problem solver[J]. *IEEE Transactions on computers*, 1980, 29(12): 1104-1113.
- [78] SMITH R G, DAVIS R. Frameworks for cooperation in distributed problem solving[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1981, 11(1): 61-70.

- [79] SMITH R G. The contract net: A formalism for the control of distributed problem solving[C]// Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence. 1977: 472-472.
- [80] ZHANG Z, LIU H, WU G. A Dynamic Task Scheduling Method for Multiple UAVs Based on Contract Net Protocol[J]. *Sensors*, 2022, 22(12): 4486.
- [81] CHOI H L, BRUNET L, HOW J P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(4): 912-926.
- [82] YE F, CHEN J, SUN Q, et al. Decentralized task allocation for heterogeneous multi-UAV system with task coupling constraints[J]. *The Journal of supercomputing*, 2021, 77(1): 111-132.
- [83] TANG J, LIU G, PAN Q. A review on representative swarm intelligence algorithms for solving optimization problems: Applications and trends[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(10): 1627-1643.
- [84] FIORETTO F, PONTELLI E, YEOH W. Distributed constraint optimization problems and applications: A survey[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2018, 61: 623-698.
- [85] MATIGNON L, JEANPIERRE L, MOUADDIB A I. Coordinated multi-robot exploration under communication constraints using decentralized markov decision processes[C]// Twenty-sixth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2012.
- [86] CORNEJO A, DORNHAUS A, LYNCH N, et al. Task allocation in ant colonies[C]// International Symposium on Distributed Computing. Berlin: Springer, 2014: 46-60.
- [87] WU L, ZHANG Z F, WU W. Multi-UCAV Collaborative Task Assignment Based on Distributed Constraint Optimization [J]. *Journal of Naval Engineering University*, 2018, 30(6): 64-68.
- [88] HO E, RAJAGOPALAN A, SKVORTSOV A, et al. Game theory in defence applications: a review[J]. *Sensors*, 2022, 22(3): 1032.
- [89] GARAPATI K, ROLDÁN J J, GARZÓN M, et al. A game of drones: Game theoretic approaches for multi-robot task allocation in security missions[C]// Iberian Robotics Conference. Cham: Springer, 2017: 855-866.
- [90] LIN Z. Consensus based on learning game theory with a UAV rendezvous application [J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, 28(1): 191-199.
- [91] GOERZEN C, KONG Z, METTLER B. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2010, 57(1): 65-100.
- [92] QUAN L, HAN L, ZHOU B, et al. Survey of UAV motion planning[J]. *IET Cyber-systems and Robotics*, 2020, 2(1): 14-21.
- [93] DUCHOČ F, BABINEC A, KAJAN M, et al. Path planning with modified a star algorithm for a mobile robot[J]. *Procedia Engineering*, 2014, 96: 59-69.
- [94] KADRY S, ALFEROV G, FEDOROV V. D-Star Algorithm Modification[J]. *International Journal of Online & Biomedical Engineering*, 2020, 16(8): 108-113.
- [95] NOTO M, SATO H. A method for the shortest path search by extended Dijkstra algorithm[C]// SMC 2000 Conference Proceedings. 2000 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2000: 2316-2320.
- [96] BOHLIN R, KAVRAKI L E. Path planning using lazy PRM [C]// Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). IEEE, 2000: 521-528.
- [97] KARAMAN S, WALTER M R, PEREZ A, et al. Anytime motion planning using the RRT [C]// 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2011: 1478-1483.
- [98] BHATTACHARYA P, GAVRILOVA M L. Voronoi diagram in optimal path planning [C]// 4th International Symposium on Voronoi Diagrams in Science and Engineering (ISVD 2007). IEEE, 2007: 38-47.
- [99] WARREN C W. Global path planning using artificial potential fields[C]// 1989 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE Computer Society, 1989: 316-321.
- [100] ABDALLAOUI S, AGLZIM E H, CHAIBET A, et al. Thorough Review Analysis of Safe Control of Autonomous Vehicles: Path Planning and Navigation Techniques[J]. *Energies*, 2022, 15(4): 1358.
- [101] MA C S, MILLER R H. MILP optimal path planning for real-time applications [C]// 2006 American Control Conference. IEEE, 2006.
- [102] BURGER C, LAUER M. Cooperative multiple vehicle trajectory planning using miqp[C]// 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2018: 602-607.
- [103] MARTIN C F, SUN S, EGERSTEDT M. Optimal control, statistics and path planning[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2001, 33(1/2/3): 237-253.
- [104] JI J, KHAJEPOUR A, MELEK W W, et al. Path planning and tracking for vehicle collision avoidance based on model predictive control with multiconstraints[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 66(2): 952-964.
- [105] LIU C, LEE S, VARNHAGEN S, et al. Path planning for autonomous vehicles using model predictive control[C]// 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2017: 174-179.
- [106] MAILLOT T, BOSCAIN U, GAUTHIER J P, et al. Lyapunov and minimum-time path planning for drones[J]. *Journal of Dynamical and Control Systems*, 2015, 21(1): 47-80.
- [107] RAGI S, CHONG E K P. UAV path planning in a dynamic environment via partially observable Markov decision process[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4): 2397-2412.
- [108] AL-SABBAN W H, GONZALEZ L F, SMITH R N. Wind-energy based path planning for unmanned aerial vehicles using Markov decision processes [C]// 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2013: 784-789.
- [109] GEMEINDER M, GERKE M. GA-based path planning for mo-

- mobile robot systems employing an active search algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2003, 3(2):149-158.
- [110] ZHU Z, WANG F, HE S, et al. Global path planning of mobile robots using a memetic algorithm[J]. *International Journal of Systems Science*, 2015, 46(11):1982-1993.
- [111] MASEHIAN E, SEDIGHIZADEH D. A multi-objective PSO-based algorithm for robot path planning[C]// 2010 IEEE International Conference on Industrial Technology. IEEE, 2010:465-470.
- [112] BRAND M, MASUDA M, WEHNER N, et al. Ant colony optimization algorithm for robot path planning[C]// 2010 International Conference on Computer Design and Applications. IEEE, 2010:436-440.
- [113] CHAKRABORTY J, KONAR A, JAIN L C, et al. Cooperative multi-robot path planning using differential evolution[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2009, 20(1/2):13-27.
- [114] HIDALGO-PANIAGUA A, VEGA-RODRÍGUEZ M A, FER-RUZ J, et al. MOSFLA-MRPP: multi-objective shuffled frog-leaping algorithm applied to mobile robot path planning[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 44:123-136.
- [115] AGGARWAL S, KUMAR N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges[J]. *Computer Communications*, 2020, 149:270-299.
- [116] WANG Q, LIU M W, REN W J, et al. A review of common algorithms for UAV trajectory planning[J]. *Journal of Jilin University(Information Science Edition)*, 2019, 37(1):58-67.
- [117] TIAN L, COLLINS C. An effective robot trajectory planning method using a genetic algorithm [J]. *Mechatronics*, 2004, 14(5):455-470.
- [118] LEKKAS A M, FOSSEN T I. Integral LOS path following for curved paths based on a monotone cubic Hermite spline parametrization[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, 22(6):2287-2301.
- [119] EPPERSON J F. On the Runge example [J]. *The American Mathematical Monthly*, 1987, 94(4):329-341.
- [120] ELHOSENY M, THARWAT A, HASSANIEN A E. Bezier curve based path planning in a dynamic field using modified genetic algorithm[J]. *Journal of Computational Science*, 2018, 25:339-350.
- [121] THARWAT A, ELHOSENY M, HASSANIEN A E, et al. Intelligent Bézier curve-based path planning model using Chaotic Particle Swarm Optimization algorithm[J]. *Cluster Computing*, 2019, 22(2):4745-4766.
- [122] JUDD K, MCLAIN T. Spline based path planning for unmanned air vehicles[C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2001.
- [123] CONNORS J, ELKAIM G. Analysis of a spline based, obstacle avoiding path planning algorithm[C]// 2007 IEEE 65th Vehicular Technology Conference-VTC2007-Spring. IEEE, 2007:2565-2569.
- [124] STOICAN F, PRODAN I, POPESCU D, et al. Constrained trajectory generation for UAV systems using a b-spline parametrization[C]// 2017 25th Mediterranean Conference on Control and Automation(MED). IEEE, 2017:613-618.
- [125] KAN E M, LIM M H, YEO S P, et al. Contour based path planning with B-spline trajectory generation for unmanned aerial vehicles(UAVs) over hostile terrain[J]. *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 2011, 3(3):122.
- [126] CHOI Y J, CHEN M, CHOI Y H, et al. Multi-UAV trajectory optimization utilizing a NURBS-based terrain model for an aerial imaging mission[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 97(1):141-154.
- [127] FLORES M E, MILAM M B. Trajectory generation for differentially flat systems via NURBS basis functions with obstacle avoidance[C]// 2006 American Control Conference. IEEE, 2006.
- [128] HOLUB J S. Improving particle swarm optimization path planning through inclusion of flight mechanics[D]. Ames: Iowa State University, 2010.
- [129] LIN Y, SARIPALLI S. Path planning using 3D dubins curve for unmanned aerial vehicles[C]// 2014 International Conference on Unmanned Aircraft Systems(ICUAS). IEEE, 2014:296-304.
- [130] SHANMUGAVEL M, TSOUDOS A, WHITE B, et al. Co-operative path planning of multiple UAVs using Dubins paths with clothoid arcs [J]. *Control engineering practice*, 2010, 18(9):1084-1092.
- [131] GIRBÉS V, VANEGAS G, ARMESTO L. Clothoid-based three-dimensional curve for attitude planning[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2019, 42(8):1886-1898.
- [132] RAVANKAR A, RAVANKAR A A, KOBAYASHI Y, et al. Sbp: smooth hypocycloidal paths with collision-free and decoupled multi-robot path planning[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2016, 13(3):133.
- [133] RATLIFF N, ZUCKER M, BAGNELL J A, et al. CHOMP: Gradient optimization techniques for efficient motion planning [C]// 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2009:489-494.
- [134] BROCK O, KHATIB O. ELASTIC STRIPS: Real-time path modification for mobile manipulation[M]// *Robotics Research*. London: Springer, 1998:5-13.
- [135] BROCK O, KHATIB O. ELASTIC STRIPS: A framework for integrated planning and execution[M]// *Experimental Robotics VI*. London: Springer, 2000:329-338.
- [136] BROCK O, KHATIB O. ELASTIC STRIPS: A framework for motion generation in human environments[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2002, 21(12):1031-1052.
- [137] BIGGS J, HOLDERBAUM W. Planning rigid body motions using elastic curves[J]. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2008, 20(4):351-367.
- [138] ZHU Z, SCHMERLING E, PAVONE M. A convex optimization approach to smooth trajectories for motion planning with car-like robots[C]// 2015 54th IEEE Conference on Decision and Control(CDC). IEEE, 2015:835-842.
- [139] MCLAIN T W, BEARD R W. Coordination variables, coordination functions, and cooperative timing missions[J]. *Journal of*

- Guidance, Control, and Dynamics, 2005, 28(1):150-161.
- [140] MCLAIN T W, CHANDLER P R, PACHTER M. A decomposition strategy for optimal coordination of unmanned air vehicles [C] // Proceedings of the 2000 American Control Conference. IEEE, 2000:369-373.
- [141] BAO Y, FU X W, GAO X G. Multi-UAV cooperative path planning method based on potential field theory [J]. Firepower and Command and Control, 2012, 37(3):10-12.
- [142] WANG Z. Research on key technologies of multi-UAV collaborative planning and control [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2017.
- [143] MCLAIN T, BEARD R. Trajectory planning for coordinated rendezvous of unmanned air vehicles [C] // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2000.
- [144] SUN X L, MENG Y L, QI N M, et al. Collaborative trajectory planning method for multi-UAV rendezvous process [J]. Robotics, 2015, 37(5):621-627.
- [145] XU G T, WANG Z, CAO Y, et al. Distributed Sequential Convex Planning of UAV Swarm Trajectory with Dynamic Priority Decoupling [J]. Acta Aeronautica Sinica, 2022, 43(2):420-431.
- [146] ROBINSON D R, MAR R T, ESTABRIDIS K, et al. An efficient algorithm for optimal trajectory generation for heterogeneous multi-agent systems in non-convex environments [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(2):1215-1222.
- [147] ZHOU S L, QI Y H, ZHANG W G, et al. Research on UAV formation control considering internal collision avoidance [J]. Tactical Missile Technology, 2016(6):94-98, 104.
- [148] WEI J, LI X M, DAI J J. Internal collision avoidance of UAV formation based on predictive control [J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2015, 30(4):387-391.
- [149] AUGUGLIARO F, SCHOELLIG A P, D'ANDREA R. Generation of collision-free trajectories for a quadcopter fleet: A sequential convex programming approach [C] // 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2012:1917-1922.
- [150] CHEN Y, CUTLER M, HOW J P. Decoupled multiagent path planning via incremental sequential convex programming [C] // 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2015:5954-5961.
- [151] DENG Q, YU J, MEI Y. Deadlock-free consecutive task assignment of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Aircraft, 2014, 51(2):596-605.
- [152] YAN J, LI X M, LIU B. Multi-agent cooperative task assignment considering timing constraints [J]. Control and Decision, 2015, 30(11):1999-2003.
- [153] ZHANG Y Z, CHEN L, SHI G Q, et al. Research on Multi-UAV Collaborative Task Decision-Making Under Sequence Coupling Constraints [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(5):890-896.
- [154] MOON S, OH E, SHIM D H. An integral framework of task assignment and path planning for multiple unmanned aerial vehicles in dynamic environments [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2013, 70(1):303-313.
- [155] YANG J, DONG L Y, WANG H, et al. Multi-cooperative UAV mission planning method using hierarchical optimization method [J]. Journal of Command and Control, 2019, 5(1):41-46.
- [156] YAO W, QI N, LIU Y. Online Trajectory Generation with Rendezvous for UAVs Using Multistage Path Prediction [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2016, 30(3):04016092.
- [157] SUN X L, QI N M, DONG C, et al. Collaborative control method for UAV task allocation and trajectory planning [J]. Systems Engineering and Electronic Technology, 2015, 37(12):2772-2776.
- [158] BABEL L. Coordinated Target Assignment and UAV Path Planning with Timing Constraints [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 94(3):857-869.
- [159] YE Y Y, MIN C P. A Hierarchical Decomposition Method for Multi-UCAV Collaborative Mission Planning [J]. Firepower and Command and Control, 2007(7):11-14.



HU Jiawei, born in 1999, postgraduate. Her main research interests include UAV task allocation and trajectory planning.



LIU Qiang, born in 1980, associate professor, Ph.D supervisor. His main research interests include mobile communication networks, mobile ad hoc networks, and network simulation.

(责任编辑:何杨)