

无人集群对抗智能决策与控制

胡江平 电子科技大学自动化工程学院

1、引言

无人集群对抗是指由多个无人系统组成的集群与其他无人系统集群或目标进行战术对抗的过程（如图 1.1 所示）。近年来，无人集群对抗成为了一种新型的分布式作战模式，因其自主性强、成本低、灵活性高等优点受到全球关注。在对抗环境中，大量无人系统通过信息共享和相互合作，在数据链路中承担侦察、攻击或充当诱饵等复杂任务，能在很大程度上替代传统大型昂贵设备——如载人侦察机和战斗机，在对抗中实现极大经济的交换比。目前，许多国家都在致力于蜂群无人系统技术的开发，并进行了大量的研究和实验。



图1.1 异构无人集群作战示意图

无人集群对抗的过程大致可分为三个阶段：态势感知、动态分组和集群运动。

态势感知环节是指在无人集群对抗中，利用机载传感器和通信信息获取当前态势，以便进行后续的决策和控制。对抗开始时，无人系统通过机载传感器获取敌方的信息和在自身通信范围内的友方信息。随后，利用态势感知算法，综合性地对当前态势进行优劣势的计算。态势感知环节是整个对抗过程的基础和起点，通过有效地处理和分析信息，无人系统可以更好地了解环境和敌我双方的态势信息，从而制定出更加精准和高效的运动控制和分组策略。

动态分组是无人集群对抗中的重要环节，其目的是根据实际情况合理组织集群中的无人系统，通过任务分配实现最优任务效能。常见的分组方式包括一对一、多对一、一对多三种情况。一对一分组是指无人系统和对应的任务目标组成一组，适用于任务简单、需要高度专业化的情况，比如针对重要目标采取行动的场景区；一对多分组是指一个无人系统和多个任务目标组成一组，无人系统将依次完成这些任务，适用于无人系统效能十分出众或需要执行一系列相似特殊任务的情况；多对一分组是指多个无人系统组合成一组，共同完成一个任务。这种情况通常适用于任务比较复杂、需要集合多个能力不同的无人系

统共同完成，或无人系统完成自身任务后进行支援友机的情况。三种分组方式如图1.2所示：

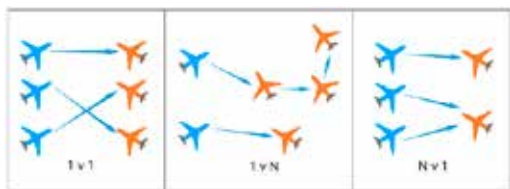


图1.2 分组方式

集群运动主要从聚集、避碰和速度匹配三个方面对无人系统的运动轨迹进行约束。聚集是指每个无人系统的运动方向受到群体中其他无人系统的位置影响，无人系统会尝试向着在自己通信范围 r_d 内其他无人系统的平均位置靠近，这种行为有助于实现群体的凝聚。避碰是指无人系统会尝试避免与其他无人系统发生碰撞，当无人系统之间的距离过于接近、即二者距离小于排斥半径 r_r 时，会在无人系统之间产生一种反作用力，避免成员之间发生碰撞和冲突，确保群体运动的平稳性和安全性。速度匹配是指每个无人系统的运动速度受到通信半径为 r_c 的通信区域内其他无人系统的速度影响，无人系统会尝试与群体中其他无人系统的运动速度保持同步。这种行为有助于实现群体中的协同性，使成员之间保持一定的速度一致性，实现群体运动的协调和平衡。聚集、避碰与速度匹配三种行为的示意如图1.3所示：

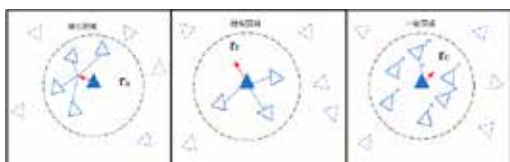


图1.3 聚集、避碰与速度匹配行为示意

基于上述对无人集群对抗过程的阐述，本文将主要聚焦于动态分组策略和集群控制策略，对

无人集群对抗过程中的智能决策与控制方法进行探讨。第二节介绍解决无人集群对抗决策问题的常用方法；第三节从动态分组策略入手，介绍任务分配的类型与常用模型求解方法；第四节聚焦集群控制策略，重点介绍合作搜索、动态围捕与群群对抗三个场景；第五节构建无人系统集群双群交互模型，选取集群追踪、集群围捕、群群对抗三类典型模型，以对上述动态分组策略和集群控制策略进行分析验证。

2、无人集群对抗决策方法

随着无人系统智能化水平的提高和集群控制技术的飞速发展，无人集群对抗的智能决策方法将成为未来无人协同作战的关键技术。目前主流的无人集群对抗决策方法有基于规则、基于博弈论和基于神经网络三种。

2.1 基于规则的无人集群对抗决策方法

基于规则的无人集群对抗决策算法通过设置规则来指导无人系统在对抗环境中做出决策。首先出现的是基于专家知识的对抗决策算法，这类算法通过大量的先验专家知识来构建规则，无人系统在实际作战中将战场态势与规则进行匹配来做出决策。

基于专家系统的无人集群对抗决策算法将专家知识构建为规则库和综合数据库，在实际作战中将当前输入的战场态势等信息与专家系统中的规则进行匹配，进而做出决策。决策快速的特点使得基于专家系统的方法得到了广泛应用。但同时，专家系统也受限于知识库和推理机制的局限性，针对未知情况可能表现不佳。未来基于专家系统的无人集群决策方法的发展趋势是将其与贝叶斯网络、深度学习等其他方法相结合，通过多

方法协同决策来弥补专家系统的局限性^[2]。一些学者采用了基于深度学习的方法来构建专家系统，利用Transformer网络提出了一种战术状态决策过程的建模方法。这种方法能从历史数据中学习飞行员的经验和知识，从而替代传统专家系统中基于规则的战术状态决策方式，提供更为精确的决策支持。

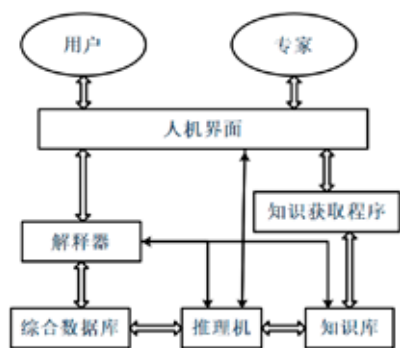


图2.1 专家系统示意图

2.2 基于博弈论的无人集群对抗决策方法

基于博弈论的无人集群对抗决策方法是一种先进的策略制定技术，它利用博弈论的原理来分析和预测无人集群在对抗环境中的互动。

基于纳什均衡的决策模型在无人集群博弈对抗中被广泛研究。该方法首先需要确定对抗双方无人集群的策略集合和态势优势函数。无人系统的态势优势函数主要受对抗双方关系的影响，具体包括集群间的相对角度、速度和距离等参数。通过加权综合多个优势函数，可计算出总体态势优势函数。在确定对抗双方的策略集合和态势优势函数后，进一步结合集群中每个无人系统的态势优势，得到对抗双方各自的总体态势优势函数矩阵，并根据具体场景中的收益函数，得到双方各自的收益矩阵。基于由双方策略集合组成的混合策略以及双方的收益矩阵，可定义博弈对抗策

略模型。混合策略的纳什均衡解即为无人集群的最优策略。为了求得纳什均衡解，常将最优策略的约束转化为优化问题，最优值对应的混合策略就是博弈问题的纳什均衡点。

博弈论为无人集群的博弈对抗研究提供了一种框架，能够用来分析集群间的策略交互和最优决策计划、确定对抗双方的策略集合、构建态势优势函数及求解纳什均衡。同时，群体智能算法在无人集群博弈对抗中可以帮助实现复杂的群体行为和优化目标。通过与这类具有可拓展性和并行性特点的算法结合，无人集群可以在博弈对抗中表现出协同性和适应性。最近，人们提出了一种基于改进麻雀算法的非完备信息攻防博弈策略，通过模拟自然界麻雀的觅食行为，采用种群内职责分工的搜索模式，有效避免陷入局部最优，并提高了求解精度和稳定性。另有研究提出了一种基于冲突分析图模型的决策方法，通过综合考虑纳什稳定性、一般元理性、对称元理性和序贯稳定性等要素，设计了多无人机空战博弈模型，提升了系统的态势预见能力和环境适应性。另外，也有学者提出了一种融合博弈论和Q-Learning算法的改进方法，通过在博弈论基础上建立协同围捕模型，结合阿波罗尼斯圆理论，模拟了无人机集群与目标间的运动学关系和博弈对抗关系。该方法在提高无人机集群围捕效率和降低围捕步数方面具有显著优势。

2.3 基于神经网络的无人集群对抗决策方法

基于神经网络的无人集群对抗决策算法通过神经网络来实现对对抗态势的感知并做出决策，能动态适应战场态势的变化。由于训练神经网络需要大量数据，而实战数据较难获取，所以目前训练神经网络的数据大多来自仿真平台。根据训

练方式的不同,可以分为基于强化学习和基于深度学习的算法;前者通过与仿真环境的交互来不断地直接优化策略网络,而后者往往关注如何通过神经网络提取战场态势信息,从而做出决策。

深度强化学习将深度学习的强大表征能力与强化学习的决策机制相结合,是近年来强化学习的一个发展迅速的新兴方向。它通过深度神经网络有效拟合复杂环境中的价值函数或策略,从而应对更复杂的决策场景。有学者构建了一种非完全信息下的多智能体柔性行动器-评判器深度强化学习方法。该方法利用集中式训练和分布式执行的框架,以及最大化策略熵的探索机制,有效解决了无人机集群在复杂对抗环境中的智能决策问题,并展现了良好的收敛性和稳定性。还有学者提出了一种多智能体近端策略优化(MAPPO)算法,该算法在Ray框架下引入全局信息的Critic网络和局部信息的Actor网络,实现了异构无人机飞行系统之间的协同合作,实验表明算法展现出了更高的累积奖励值和更少的任务完成步骤。

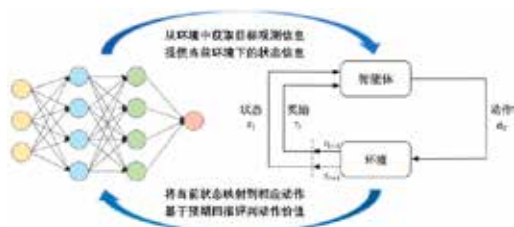


图2.2 深度强化学习框架

3、动态分组

动态分组策略的核心是无人系统集群的任务分配,这是其能否高效协同完成查找、打击、集群对抗等复杂任务的关键^[9]。集群中的无人系统在大多数情况下都是异构的,需要联合执行不同的任务目标。就无人系统个体而言,其动力学特

性、武器载荷配置、机动性能、攻防策略偏好程度等指标都会与集群内其他无人系统存在一定差异。从任务特性角度分析,不同的无人系统具备不同的性能会匹配不同的任务目标。在完成自身任务后,还需要对同组中其他无人系统进行战术支援等操作。因此,在无人系统群群对抗中,任务分配的重点是将集群中的无人系统进行统筹管理,尽可能地花费最小的代价而取得最优的系统效能。集群任务分配的研究主要集中在两方面:任务分配模型的建立和在一定约束条件下对模型的优化求解。

3.1 任务分配类型

无人系统集群的任务分配方法可根据不同维度进行分类。按照任务特性,分为动态和静态任务分配。动态任务分配适用于任务需求在时间和空间上具有变化性的情况,无人系统集群根据任务需求的动态变化进行任务规划和分配。静态任务分配则适用于任务需求相对固定和静态的情况,无人系统集群在任务开始之前进行任务规划和分配,并在任务执行期间基本保持分配方案不变。

根据目标数量,可以将任务分配分为单目标和多目标任务分配。单目标任务分配适用于只有一个任务目标需要被无人集群执行的情况,集群中的无人系统通过协作和竞争来实现对单一目标的任务分配。多目标任务分配适用于需要无人集群同时处理多个任务目标的场景,其核心在于通过考虑任务执行效率和动态平衡优先级,实现多目标协同分配与高效执行。

根据任务规划架构,任务分配主要分为集中式和分布式。集中式任务分配包含一个中央决策者或任务协调器——例如地面控制中心——负责



对整个无人集群进行任务规划和分配。在分布式任务分配中，无人集群中的每个无人系统都具有一定的决策能力，能够根据局部信息进行任务选择和分配。

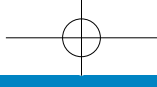
3.2 模型求解方法

目前，常用的任务分配模型包括旅行商问题 (Travelling Salesman Problem, TSP) 模型、多旅行商问题 (Multiple Travelling Salesman Problem, MTSP) 模型、定向问题 (Orientation Problem, OP) 模型、混合整数线性规划 (Mixed-Integer Linear Programming, MILP) 模型、车辆路由问题 (Vehicle Routing Problem, VRP) 模型等等。在这些任务分配模型中，MTSP 模型是 TSP 模型的一个变体，研究 m 个旅行商遍历 n 个城市的最短行程，并允许多次经过同一个城市。MTSP模型在处理无人系统双群交互行为问题时取得了良好的应用效果。

任务分配模型的求解方法主要分为集中式和分布式两大类。集中式方法通过最优化技术如动态规划、深度和广度优先遍历等来寻找最优解，但这些方法在大规模动态环境中会因集群规模的增加而面临效率急剧下降的问题。启发式方法，包括遗传算法、进化算法和禁忌搜索算法等，提供了在计算时间和策略最优性之间折衷的可行方案。相比之下，分布式求解方法在大规模群群对抗中更具扩展性，适合多无人系统的场景。自顶向下的分布式方法利用分层递阶结构将复杂问题拆解为多个子问题，并通过各平台间的交流合作进行求解。自下而上的方法则侧重于个体对环境的响应，无人系统根据各自的感知判断进行任务分配，并通过通信协作实现协调，从而减轻中央节点的负担，展现出更强的适应性和鲁棒性。

关于任务分配的研究比较丰富，目前最具挑战性的问题是如何在非完全信息条件下实时动态地为异构无人集群分配作战目标。当前研究表明，异构无人集群分配多目标问题的一个难点需要处理异构信息。为了让无人集群做出一致性决策，各无人系统对目标的评估最终应该在集群中形成共识。例如，一些学者基于合同网协议提出了一种实时任务分配和航迹规划算法，通过考虑目标的资源需求、无人系统的资源约束关系以及执行目标的收益和代价，来获得最大化系统效能的任务分配方案^[4]；针对异构无人系统和目标的分配模型，有学者提出了一个考虑时间序列和载荷率的改进合同网协议异构协同目标分配方案，有效预防了无人系统的过载分配和无目标分配问题，解决了不同情境下的顺序攻击目标和同时攻击问题^[5]；还有学者提出了一种基于拐点的协同多目标粒子群优化算法 (KnCMPSO)，通过引入基于拐点的学习策略更新外部档案集，以增加种群多样性并保证收敛性，同时采用基于二进制交叉的粒子更新策略和基于区间扰动的局部搜索策略，提升了算法的收敛性和多样性^[6]。

针对人集群对抗中非完全信息处理这一研究难点，有人提出了一种基于强化学习的快速任务分配 (FTA) 算法，该算法通过神经网络近似和优先级经验回放机制，有效地将在线计算转移至离线学习过程；一些研究考虑到战斗中很难对敌方威胁形成确定性评估，使用模糊数来表示敌方目标的威胁度，建立了一种模糊多目标动态任务分配规划模型，利用必要性理论对模糊目标函数进行清晰化处理，构建了非合作双矩阵博弈模型，成功将模糊规划理论与博弈论相结合，并通过改进的粒子群优化算法有效地求解纳什均衡；另有研究基于模糊可信性理论，构建了以最小化



总成本为目标的模糊机会约束规划模型，并提出一种多策略融合的灰狼优化算法，能够有效求解不确定环境下的异构多无人机任务分配问题，具有较好的鲁棒性和适应性。

4、集群控制

无人集群具有数量庞大、模型复杂、任务多样等特点。有效的集群控制策略能够保证整个集群有序、高效地完成各类复杂任务。在集群对抗智能决策中，集群控制的研究主要集中在合作搜索、动态围捕、饱和打击和群群对抗等方面的实际应用上。

4.1 合作搜索

合作搜索问题主要分为两个大类，一类是目标位置确切时的目标追踪问题，另一类是目标不明确时的侦察、探测问题。

第一类问题的求解往往与任务分配算法相结合，先根据态势感知得到的数据在敌我无人集群中进行任务分配，随后，无人系统会利用轨迹规划算法来优化前进路线，逐步接近任务目标。一些学者提出了一种基于集成概率数据关联的平滑线性多目标跟踪算法。该算法采用新颖的平滑数据关联技术，能够在多目标跟踪情况下像单一目标跟踪器那样工作，降低了计算复杂性，提高了实时性；还有人提出一种分布式模型预测控制框架下的纳什组合自适应差分进化方法，可用于高效解决全局优化问题，以提高搜索跟踪精度并降低计算复杂性。

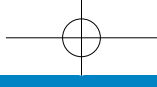
第二类问题中，无人系统处在不确定的任务区域，只能探测到自身侦察范围内的目标信息，无法提前进行任务规划。目前比较常用的是一些搜索图算法，随着无人系统集群的运动，开拓更

大的地图视野，并对搜索图进行实时更新。在这个过程中，可以引入最大互惠奖励机制，使用点互信息神经网络直接捕获无人系统之间的即时依赖关系，建立基于经验共享的互惠奖励多智能体演员-评论家方法，从而比传统算法更有效地提高了无人集群的协同效果也可以采用一种分散的、面向集群的马尔可夫决策过程模型，将可变维度的信息集整合到固定形状中输入变量中，采用具有对偶架构的双重深度Q学习网络，并通过经验共享训练机制来学习无人系统集群的共享协作策略。还有学者提出了一种基于策略梯度和注意力机制的轻量级无人机目标实时搜索跟踪算法，适合计算资源受限的无人系统，提高了在复杂环境中跟踪目标的能力。

4.2 动态围捕

在无人集群的对抗作战环境中，对逃逸目标实施合围的控制策略能够为作战过程获取显著优势。动态围捕问题是指设定无人系统集群的编队控制技术使集群可以在查找到所分配的目标后向其靠近，并保持一个角速度不变的环绕航作为一种常见的战术形式，动态围捕旨在将目标限制在特定的区域内进行干扰或攻击。

段海滨教授团队建立了基于狩猎空间分布与分层交互势场的狼群交互动力学模型，提出了层次化目标状态观测器，用于异构集群中探测失效节点的目标跟踪与合围，通过狼群机制映射，增强了异构节点的交互作用，提升了系统鲁棒性^[7]。在同构集群合围策略的研究中，有学将多无人集群的协同占据位置决策问题描述为零和矩阵博弈，并开发出一种结合了Double-Oracle (DO) 算法和邻域搜索 (Neighborhood Search, NS) 算法的DONS方法，以有效处理大规模的零和博弈矩



阵。一些学者通过构建四种典型作战意图的优化模型、改进深度确定性策略梯度算法的重放缓冲区机制，使无人机集群实现更快速、稳定的决策学习过程，并通过自学习不断提升决策智能度，能够有效合围并限制逃逸目标在特定区域内。北航研究团队通过引入数字信息素的概念，建立一种能够吸引或排斥无人机的信息素地图，有效指导无人机集群进行快速定位和二次搜索，并设计了一种多无人机协同跟踪与围捕协议，实现了对动态目标的实时信息获取和有效围捕。

4.3 群群对抗

群群对抗问题涉及到的的是一个极其复杂的系统，由于参与个体众多、环境复杂，而态势指标又在实时更新变化，导致了极为巨大的计算量，使得集中式的控制方法难以解决大规模群群对抗问题。分布式人工智能技术提供了有效的解决方案，通过设计无人系统的行为和控制策略，可以使数量众多、能力有限的无人系统聚集在一起相互协作，从而完成复杂的群群对抗任务。

通过不断地改进，一些基于传统研究思路的方法在无人集群协同对抗研究中取得了不错的效果。例如，有学者结合了分布式集群对抗运动和集中式攻击目标分配，提出了一种基于竞争学习的鸽类启发式优化算法，通过阈值触发策略在两个子任务之间进行切换；同时，设计一种结合了鹰群分组机制和小组间态势评估的动态博弈方法，以指导最优攻击方案的解决。而针对非完全信息环境，有学者提出了一种分布式协同任务分配方法，采用时间协调机制和威慑机动策略来减少任务执行过程中的风险。

随着人工智能技术的飞速发展，深度强化学习已成为无人集群协同对抗环境中高效决策与策

略优化的主要计算框架。西北工业大学研究团队采用基于多智能体深度确定性策略梯度的强化学习框架来求解空战博弈模型的完美贝叶斯-纳什均衡解，引入不完全信息动态博弈模型来模拟空战的动态过程，利用动态贝叶斯网络推断对手的战术意图。也有学者将独立的单机Actor-Critic空战机动决策模型连接成一个编队决策网络，实现了个体行为学习和编队作战目标的统一。一些学者设计了一个包含集中式评论家和多个分布式行动者的多无人机协同决策方法，采用注意力机制来设计集中式评论家机制，以在复杂环境中实现更好的学习效果。也有研究团队提出了独立的平行基准批评者网络和平行解耦批评者网络，以实现无人系统群体和个体成员的最大化回报，提高了无人系统连续动态环境中的协同作战行为自主性。

5、无人集群双群交互模型

上节中我们讨论了无人系统的集群控制，并重点介绍了合作搜索、动态围捕和群群对抗等控制场景，对其控制目的和相关研究现状进行了简要说明。本节我们将把任务分配算法与集群控制算法相结合，以双群交互模型为例，进一步探讨无人集群对抗智能决策的具体实现。我们选取了三类典型任务模型：集群追踪模型、集群围捕模型、群群对抗模型。这三类模型分别对应了无人系统在不同任务场景下的行为表现和策略，逐层递进，为实现无人系统集群的高效协作提供了思路与方法。

集群追踪模型是对任务分配算法的动态验证，其主要任务是无人系统集群在得到被分配目标的位置信息后，实现对目标的追踪和监视。集群围捕模型则是在追踪目标基础上，针对目标的逃避行为进行应对，通过无人系统之间的协作实

现对目标的有效围捕,实现了 1v1 模型到 Nv1 模型的迭代。群群对抗模型是在集群追踪模型和集群围捕模型的基础上递进而来,是一种 NvN 的场景模型。该模型主要是针对群体对抗场景,通过一定的算法实现了无人系统集群之间的协作和对抗。在该模型中,不同类别的无人系统集群根据对方的位置和状态实现一定的策略协作和攻防转换,从而达到理想的对抗效果。

5.1 集群追踪

集群追踪这一群体行为,在应用中主要体现出的三个场景分别是:在双方态势已知时追踪静态目标、在双方态势已知时追踪动态目标、在模糊环境下追踪目标。

当态势已知时追踪静态目标,无人系统的机载传感器可以精确测量目标的位置信息,执行任务的无人系统根据任务分配算法匹配任务目标,

然后施加控制律接近目标,实现对目标的追踪查找。而在追踪动态目标时,任务目标的位置随着时变化,无人系统需要实时调整运动方向以追踪目标。此时,需要使用预测算法来估计目标的运动轨迹,进而计算无人系统的集群控制律。

当态势未知时情况就变得复杂起来,在迷雾战场中无人系统集群需要先对整个战场进行探测,以获取敌方无人系统的位置信息。此时,可用机载雷达探测通信范围内出现的敌方无人系统,并将其位置信息同步给友军无人系统进行后续操作。无人系统集群可以根据这些位置信息,使用动态分组算法进行目标的分配和冲突解决,随后无人系统施加控制律向所分配的目标靠近。在运动的过程中,如果有新的目标出现,无人系统集群会重新进行任务分配,以最大化集群的追踪效率。这样,无人系统集群便可以在模糊环境下追踪目标并实现任务。

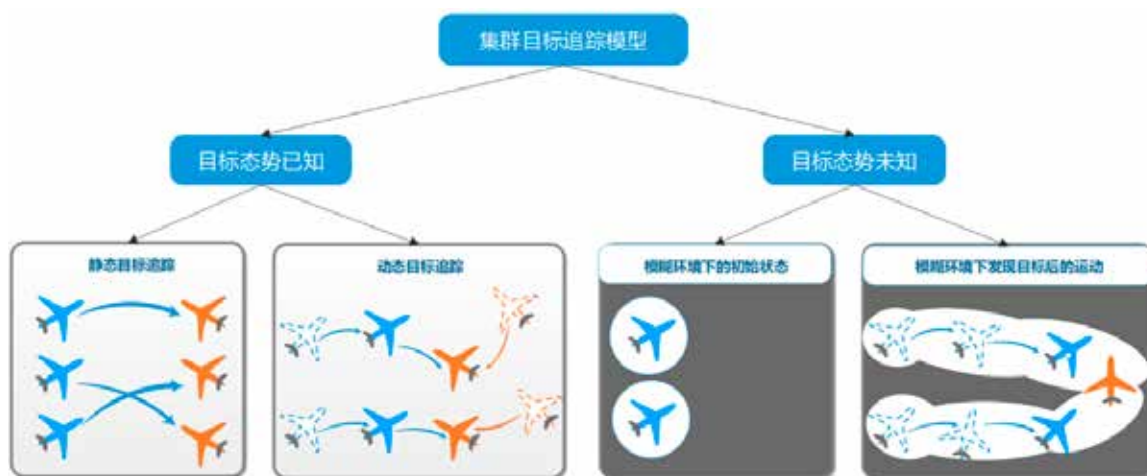


图5.1 集群追踪示意图

5.2 集群围捕

集群围捕模型是指多个无人系统组成的集群对目标进行围捕的模型,其中又分为对动态和对

静态目标的围捕。无人系统集群在执行围捕任务时需要先进行任务分配,即将任务目标分配给集群中的各个无人系统,然后各无人系统根据所分

配的任务信息飞向任务目标。

该过程有三个关键点第一，任务分配后，无人系统集群应按照任务分配信息进行飞行，这需要设计控制算法确保无人系统的飞行轨迹符合任务分配的要求，同时需要考虑实现集群飞行的一致性——对此要设计环形聚集控制项。第二，在无人系统集群到达目标附近时，需要进行圆形围捕行为。此时的控制律设计需要考虑到无人系统之间的协同作用以及与目标之间的相对位置关系，即无人系统集群需要按照一定规律绕着目标旋转，以保持目标在集群中心，并限制其运动范围。这个过程中，需要考虑围捕半径、转速、飞行高度等因素，对此我们需要设计间距控制项。第三，为避免圆形围捕过程中发生碰撞，队形方位角设定也是关键点之一。集群中的每个无人系统需要根据自身以及其他无人系统的位置和速度，计算出自己的方位角和速度，以避免与其他无人系统发生碰撞，对此要设定避免碰撞控制项。在对静态目标的围捕任务中，目标位置固定，无人系统集群可以提前进行规划并实现对目标的包围。在对动态目标的围捕任务中，目标位置会发生变化，需要及时更新目标位置信息，调整无人系统集群的飞行轨迹和围捕策略。

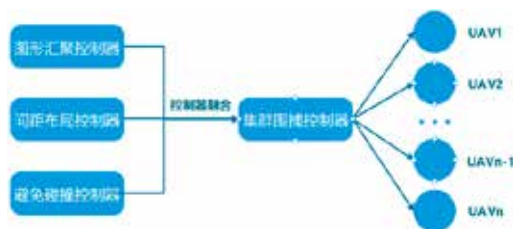


图5.2 集群围捕控制器设计图

在集群围捕的过程中，最理想的情况就是参与围捕行为的各无人系统个体拥有相同的角速度，以进行匀速环形运动。而每个无人系统之间

的角度保持一致，能够带来更强的鲁棒性，即更强的防撞能力。对动态目标的集群围捕时要更注意实时更新目标位置和路径规划，而在控制律和模型方面和围捕静态单位时没有很大的差别，上文提到的控制方法和模型也均适用。笔者团队设计了分布式降阶观测器来估计领航者状态，开发了自适应算法来应对模型参数的不确定性，并针对速度信息缺失的情况，提出依赖位置信息的观测器来估计无人系统的全状态信息，通过群划分和设计通信下的分布式观测器设计，实现了编队和绕航切换控制，通过实验证明了系统在无人集群围捕动态和静态目标时的有效性和鲁棒性^[8]。

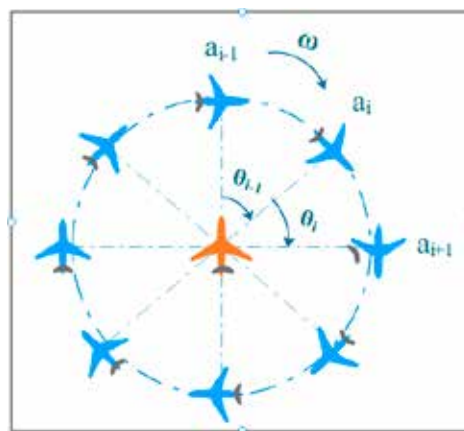


图5.3 集群围捕示意图

5.3 群群对抗

无人系统群群对抗问题是分析的重点，也是无人系统集群控制的最终问题，其主要包括两个方面：一是控制无人系统集群进行作战任务，二是应对敌方无人系统集群的威胁和攻击。这个问题需要考虑到群体行为和个体行为之间的协调，涉及态势感知、任务分配、目标查找、群体运动等多个方面。

为了更加真实地展现现实中的对抗场景，在

建模时就要考虑含有异质的无人系统能够完成不同特性的任务，而无人系统的自身属性不仅是简单的坐标、速度、方向角这些位置向量信息，还可以添加如生命值、机动系数、武器载荷、毁伤概率、攻击半径等特殊信息。通过协调合作，异质无人系统可以更好地完成复杂任务。整个对抗过程可以描述为：首先，无人系统通过自身传感器获取敌方目标态势信息。然后利用任务分配算法展开动态分组，保证我方态势优势最大。紧接着双方的无人集群会在对向保持集群运动，同时各无人系统向被分配的目标移动。当无人系统检测到敌方目标进入自己攻击范围后就展开进攻行为，当对抗过程中无人系统的生命值降为 0 则说明其被击败。

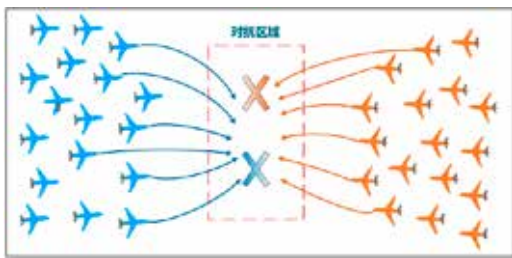


图5.4 群群对抗模型图

为使对战过程更加符合实际情况，还可以根据战术行为集的设置考虑使用一些战略战术，例如：在贪心控制策略中，无人系统会优先攻击任务分配算法指定的目标；在保守控制策略中，无人系统会在向目标运动的途中攻击遇到的最近敌方目标。当无人系统击败分配给自身的目标后，任务分配算法会使该无人系统进行对附近友机的支援行为，这可能使Nv1包围歼灭模式在对抗中出现意想不到的效果。

6、小结

本文针对动态环境下的无人系统集群对抗智能决策问题，结合敌我目标1v1、Nv1、NvN的三种双群交互模式，分别阐述了集群追踪、集群围捕、群群对抗三种典型对抗场景下的集群运动自主控制策略。动态分组策略的设计和优化以及集群对抗的运动控制方法研究是本文介绍的重点。针对不同的对抗场景，需要考虑集群内部的协同能力，同时兼顾与对手集群的交互和对抗，以取得有利结果。

由于篇幅所限，本文不能进一步具体展开，难免存在一些疏漏。未来可以进一步探索启发式算法以及深度强化学习等先进方法在解决集群对抗智能决策问题中的应用，通过结合先验知识和大模型的优势，有望提供更高效、更智能的无人集群对抗决策策略。

参考文献

- [1] 杨慧君, 无人机集群来袭, 防空系统如何应对? 中国航天报, 2022年05月16日.
- [2] 陈根, 人工智能——专家系统从诞生到发展, 澎湃新闻, 2021年8月5日.
- [3] Yanpeng Shi, Jiangping Hu, Yanzhi Wu, Bijoy Kumar Ghosh, Intermittent output tracking control of heterogeneous multi-agent systems over wide-area clustered communication networks, *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, 2023, 50: 101387.
- [4] 严飞, 祝小平, 周洲等. 考虑同时攻击约束的多异构无人机实时任务分配, *中国科学:信息科学*, 2019, 49(05): 555 – 569.
- [5] Ziyang Zhen, Liangdong Wen, Bolan Wang, Zhou Hu, Danmeng Zhang, Improved contract network protocol algorithm based cooperative target allocation of heterogeneous UAV swarm, *Aerospace Science and Technology*, 2021, 119: 107054.
- [6] 王峰, 黄子路, 韩孟臣, 邢立宁, 王凌. 基于KnCMPSO算法的异构无人机协同多任务分配. *自动化学报*, 2023, 49(2): 399–414.
- [7] 张岱峰, 段海滨, 范彦铭. 仿狼群狩猎空间交互机制的无人机集群合围控制. *中国科学:技术科学*, 2022, 52(10): 1555 – 1570.
- [8] Jiangping Hu, Bo Chen, Bijoy Ghosh, Formation-circumnavigation switching control of multiple ODIN systems via finite-time intermittent control strategies, *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2024, 11(4): 1986–1997.



【作者简介】胡江平, 于2000年、2004年在兰州大学分别获得应用数学专业学士、计算数学专业硕士学位; 于2007年在中国科学院数学与系统科学研究院获得复杂系统与控制专业博士学位。2007年至2008年在瑞典皇家工学院数学系从事博士后研究。2008年起, 就职于电子科技大学自动化工程学院, 现为该学院教授、博士生导师。研究方向为多智能体系统协调控制、机器人智能控制、复杂系统优化与决策等, 代表性工作包括: 通信受限多智能体系统的动态反馈控制、合作-竞争系统群体行为分析与控制、不确定异构系统的最优控制。