

仿欧椋鸟分岔 – 聚集自适应控制在复杂多障碍环境中的无人机集群协同



梅宇, 段海滨*, 魏晨

北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院飞行器一体化控制全国重点实验室仿生自主飞行系统研究组, 北京 100083

* 通信作者. E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

收稿日期: 2025-06-08; 修回日期: 2025-08-24; 接受日期: 2025-10-14; 网络出版日期: 2025-11-25

国家自然科学基金 (批准号: 624B2013, 62350048, U24B20156) 资助项目

摘要 针对复杂动态环境下无人机集群在执行目标聚集、避障等任务中存在协同控制不稳定、收敛性差等关键问题, 提出了一种具有拓扑驱动分岔 – 聚集动态的自适应无人机集群控制方法. 该方法采用基于三角剖分的自适应相邻建模策略, 其能有效利用邻域信息并具有记忆效应; 通过局部密度作为驱动因素, 引入三力权重在线学习方法, 并通过自反馈控制各子系统飞行参数; 最后利用状态分岔和密度 – 距离耦合的权重更新模型, 实现集群多级状态下的目标点切换、自适应绕障及终端聚集一致性, 并提高多机间的协调收敛性. 仿真结果表明, 该控制方法可以在含有多种障碍物环境中完成不同数目、不同大小的任务聚集, 在最终状态下保持多无人机速度高度一致, 调整控制过程中采取的控制策略, 改变自身通信关系结构, 相较于传统固定权重及静态拓扑方案, 具备较好的鲁棒性.

关键词 无人机, 分岔控制, 避障, 自适应群体控制, 欧椋鸟

1 引言

随着现代无人机技术迅猛发展, 由各种类型的小型无人机组成的集群, 已越来越广泛地应用于一些复杂任务. 虽然小型无人机集群可以利用其巨大潜力来满足环境检测和搜救等各种各样的需求, 但是目前其控制方法并不能很好地解决多变环境中各种复杂问题. 对于多个无人机协同飞行, 在不断变化的任务以及复杂动态环境中, 稳定性和收敛性是非常重要的^[1~3]. 随着任务变得越来越复杂, 协调控制方法不能适应多变环境, 并且会导致集群不稳定甚至不能成功聚集和避开障碍物. 所以需要有稳定的集群能灵活应对可能发生的情况, 在完成相关任务的同时也能达到期望结果.

在无人机集群协同控制中, 现有策略正在面临前所未有的挑战. 特别是对于在动态环境中工作的无人机, 常规处理方式无法应对复杂多变的任务, 而大范围集群规模和复杂环境因素导致稳定收敛性问题变得越来越严重. Zhang 等^[4] 采用了领导者 – 跟随者方法, 其中存在多个领导无人机引导集群所有运动. 虽然这种方法确实简化了控制设计, 但缺乏灵活性和适用性. 如果考虑大量无人机, 那么当集

引用格式: 梅宇, 段海滨, 魏晨. 仿欧椋鸟分岔 – 聚集自适应控制在复杂多障碍环境中的无人机集群协同. 中国科学: 信息科学, 2025, 55: 3114–3128, doi: 10.1360/SSI-2025-0275

Mei Y, Duan H B, Wei C. Starling-inspired bifurcation-aggregation adaptive control for UAV swarms in complex multi-obstacle environments. Sci Sin Inform, 2025, 55: 3114–3128, doi: 10.1360/SSI-2025-0275

群数量庞大和环境更复杂时,经常会发现集群失稳并导致任务失败.在此基础上,一种基于拍频控制的方法应运而生,即对每个无人机状态进行严格控制,让目标聚在一起,能灵活且一致地响应外部扰动.这种方法不需要充分考虑周围环境变化,例如存在障碍物或其他无人机,且在具有大量多目标任务情况下,控制器系统容易变得不稳定且收敛性和效率较低^[5].为了解决这些问题,提出了许多新颖的控制方法以更好地解决复杂环境中的协调困难.Zhang等^[6]采用一种解决复杂未知多障碍环境的分布式轨迹规划方法,解决了不确定环境下无人机集群飞行轨迹规划和干扰规避问题;结合传统的虚拟力模型和拍频控制的方法,使在保持群体灵活性的同时也能有效地执行各种不同的多目标任务^[7].借鉴这一思想,并用新拍卖算法和强化学习方法解决多无人机任务优化调度的问题,可以有效提高不同任务环境下集群适应性和优化能力^[8,9].

针对快速变化的环境问题,静态拓扑控制策略显然已经无法胜任,本文提出一种基于拓扑驱动的分岔-聚集动态自适应无人机集群控制方法:不同于传统基于三角剖分的自适应邻接模型和基于局部密度驱动的三力权重在线学习策略,该方法可以灵活地在多种任务之间切换并避开障碍,从而实现保持一致的分岔聚集控制.通过目前的研究结果发现,在多无人机协作中广泛使用了基于领导者-跟随者的策略来控制群体行动,但在大规模集群或复杂环境中通常不能保证足够的稳定性和可靠性.例如,Poorvi等^[10]提出了邻接拓扑算法以改善大型集合中的拓扑和通信功率,可以在一定程度上提高系统的协同工作能力.然而,在环境变化较大的情况下,很难使集群始终稳定且不受影响.此外,当存在复杂的动态目标和障碍物时,简单跟随机制也无法应对.Xiao等^[11]利用一种基于自触发组织的通信拓扑结构获得更好的共识性能,但是同样也缺乏实时处理这些变化情况的有效性和适应能力.然而,通过基于三角剖分的动态拓扑模型,集群可以根据需要自由改变相邻关系,并使用局部密度信息对控制权重进行在线学习,能极大增强集群执行复杂任务的能力.Dong等^[12]考虑了事件触发机制下无人机集群中基于异步积分控制的方法,以解决无人机集群在动态环境中跟踪目标的问题,但没有考虑如何动态处理集群中每个分岔之间的切换问题,因此无法及时更改不同时刻的运动策略.另外,随着越来越多的研究者们将注意力转向越来越困难的多样化飞行任务,学者们开始思考如何用自适应方法使无人机集群协调一致地运动.Ambroziak等^[13]提出的两阶段切换控制的自适应飞行编队方法在静态场景中取得了部分成功,但在复杂且需要更多灵活性的任务环境中并不实用.本文采用分岔-聚集动态和自适应控制策略相结合的方法,提出新的自适应权重学习方法,根据集群的局部密度、距离等在线调整权重调节参数,满足其在环境变化情况下自主实现不同聚集体形态,并完成聚集与避障任务的要求.

针对无人机飞行控制,集群的稳定性和收敛性十分重要,尤其是在复杂动态环境下,常规无人机群体控制通常采用静态邻接关系或领导者-追随者形式,当面对快速变化的环境和多个任务时,常常无法灵活应对.特别是对于存在多障碍物和多目标的情况,往往会出现收敛效果差、行进不稳定等缺点^[14,15].本文引入了分岔力的概念,并且设计了基于三角剖分的自适应邻接建模机制以及基于局部密度驱动的三力权重在线学习策略的新方法.其中,分岔力是测量每个个体与目标点之间相对距离,这种机制可以自我调节,以决定无人机是否应继续执行当前目标点的任务,还是转移到另一个具有更多未完成目标点的新任务,这样就可以更好地避免遇到障碍,从而达到自我切换不同目标任务的目的,保持无人机集群的稳定性和一致性.该机制可在多障碍物环境中防止无人机集群发生不必要的分裂或失控现象^[16],而传统的基于固定邻接关系的控制方式^[17]无法对集群成员之间产生足够的吸引力,这将导致它们聚集在一起并发生碰撞,甚至会导致整个群体失稳,影响了系统协调收敛效率和飞行路径的稳定性.因此,使用分岔力让无人机能自由选择较好的运动方式,在各种任务中克服上述不足.此外,基于密度-距离耦合的权重调节模型还可以让无人机根据环境实时调整自己的控制权重^[18~20].

本文利用拓扑驱动的分岔-聚集动力学和自适应控制策略,提出一种无人机集群控制方法,可在具有复杂动态环境的情况下执行有效的多目标聚集和避障.仿真结果表明,该方法比静态权重方法更适合在多障碍物环境中飞行,并且可以提高无人机群体的有效性、轨迹稳定性以及协同收敛速度.本

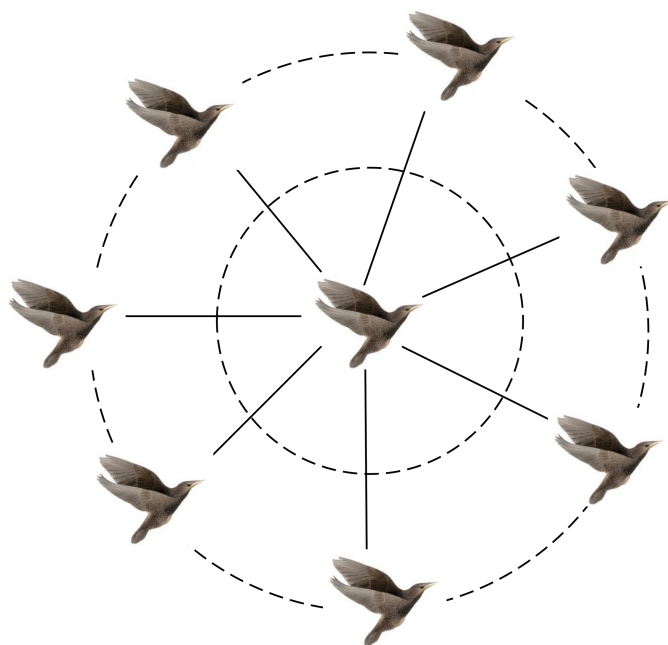


图 1 (网络版彩图) 欧椋鸟邻居选择机制.

Figure 1 (Color online) Starling neighborhood selection mechanism.

文的主要贡献是: (1) 本文引入了分岔力的概念, 并根据每个个体到目标点的距离调整每个成员之间的联系, 在多目标聚集和避开时防止集群的失控和分裂; (2) 本文嵌入了基于三角剖分的动态邻接构建模型, 可以根据时间更新无人机的拓扑图, 解决了固定拓扑控制器灵活性缺失的问题; (3) 本文提出基于密度和距离的权重调节方法, 通过实时计算邻居的密度和距离动态地改变无人机的行为, 可以在具有多个障碍物和目标的任務之间切换.

本文的内容安排如下: 第 2 节是仿欧椋鸟行为的拓扑驱动分岔建模过程, 通过调整个体与目标点之间的相对距离来驱动集群动态切换任务和协同避障的分岔; 第 3 节演示了仿欧椋鸟智能分岔控制机制, 重点介绍了基于三角剖分的自适应邻接建模机制和基于局部密度驱动的三力权重在线学习机制, 提出新的动态拓扑结构控制方案; 第 4 节通过对本文所提控制方法进行仿真, 测试证明了其有效性, 分别从无人机集群聚集和分岔演化过程中的多个阶段目标切换、避障以及聚集一致性等方面进行测试; 第 5 节进行总结与展望.

2 仿欧椋鸟行为的拓扑驱动分岔建模

2.1 欧椋鸟邻居选择机制建模

在基于生物启发的群体系统中, 尤其是对于欧椋鸟的群体行为模型而言, 邻居交互是决定群体行为涌现性的关键所在, 实际结果表明欧椋鸟飞行时不是根据欧氏距离选择邻居 (通常是固定的 6~7 个), 如图 1 所示, 而是基于每个个体周围的一定数量的拓扑邻居而建立自己的感知网络^[21]. 基于这种生物学现象, 本文舍弃了传统的基于距离阈值的邻接模型, 采用了更具有生物真实感的邻接交互建模方法: 基于三角剖分的自适应交互建模方法.

三角剖分提供了一种计算几何拓扑的建模方法, 在三维欧氏空间中实时建立个体之间的拓扑连接. 对于无人机集群中个体的每一时刻的状态点集 $\{\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3\}_{i=1}^N$, 通过三角剖分得到的网格是“空外接球”, 即每个四面体之外的某个外接球内没有其他顶点. 这样产生的边的集合就是该时刻上每个个体的基本

邻域, 记作

$$\mathcal{N}_i = \{j | (\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) \in \mathcal{E}_{\text{DT}}\}, \quad (1)$$

其中, $\mathcal{E}_{\text{DT}}$ 是三角剖分图上的边集, 其拓扑构型随着时间不断改变, 表示无人机集群在群内部署下的即时重构信息. 相比固定半径和最近邻模型, 三角剖分模型的期望适应性和分布性的各种优点使其更符合真实的感知响应的生理约束.

欧椋鸟群以拓扑交互与尺度自由相关为特征, 能在高密度三维空域中对扰动做出快速、低时滞的全局一致响应; 其机理依赖局部感知与有限邻居数的分布式规则, 已被大规模实地三维数据所证实并可在控制律层面工程化. 这一范式与无人机集群在城市低空、动态威胁与多障碍环境中的敏捷协同需求高度契合; 相比之下, 典型 V 阵的节能机制更适配长距离巡航而不利于灵活机动, 鸽群等小群层级模型的规模与环境适配性亦不及欧椋鸟. 基于上述仿生动机, 本文采用三角剖分构造时变邻接图. 使用基于三角剖分的邻居选择机制有多个优势: 首先, 它确保在空间分布不均匀情况下, 图结构对于全球体连通是可能的, 在某种程度上满足了一致性和鲁棒性的全局要求; 其次, 无人机拓扑度有天然的上限, 符合欧椋鸟群中的有限个体感知处理的假定^[22]; 最后, 构造三角剖分可以完美匹配群体的自然运动行为, 在合并、分裂和避开障碍时容易发生局部拓扑重构. 这些特性都提高了集群的一体化控制能力并降低了邻接关系的更改成本, 很适合在大量无人集群上的分布式控制问题.

2.2 欧椋鸟信息传递机制建模

欧椋鸟以高度协同方式执行一系列飞行动作, 彼此之间通过视觉、听觉等多种通道进行高速信息交互. 实验结果表明, 欧椋鸟使用基于拓扑邻居的局部交互规则而不是距离准则评估其他鸟类状态. 因此它们可以在密集的飞行中迅速交换信息并抵消误差^[23]. 这种分布式的局部消息传递方法确保了群体的一致性, 也使得群体具有更强的鲁棒性和适应能力. 本文借鉴其建立仿生无人机群体的信息传递模型, 考虑邻接拓扑和状态反馈自适应动态更新机制.

为了能正确模拟欧椋鸟的邻居选择特性, 本文采用基于三角剖分构造出的拓扑邻接结构, 定义群体内每个个体的交互网络, 采取分布式局部更新方式, 每个个体通过对邻居状态量融合形成对整体运动的感知识别^[24]. 对于个体 i , 按照当前时间间隔内的邻居集 $\mathcal{N}_i(t)$, 对状态向量进行加权平均后得到更新的状态:

$$s_i(t+1) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} w_{ij}(t) s_j(t),$$

其中, 权重 $w_{ij}(t)$ 根据邻接强度及动态环境适时调整, 确保信息传递的稳定性和时效性.

由于信号传输存在时延、丢失以及受到干扰的问题. 借鉴欧椋鸟群体对局部突然性干扰作出快速响应的行为, 提出基于拓扑距离的传播延迟补偿算法能很好地解决网络延迟对控制决策产生的冲击, 并且自适应更新邻居权重来消除噪声和不确定性^[24]. 理论推导和仿真结果都表明了该信息传递模式可以加快同步速度、增强抗干扰特性, 为下一步在复杂环境下完成多级任务奠定基础.

2.3 欧椋鸟分岔机制建模

欧椋鸟群在迁徙或觅食的过程中会产生复杂的分岔行为, 当出现空间障碍物或是环境干扰时会自然分成几个小群体而轻松避开和整齐编队. 针对该情形, 本文主要是根据局部对齐度以及自身所在的空间位置作出动态的反馈从而建立起分岔机制模型, 主要分为以下几步.

(1) 自适应拓扑邻居选择机制建模. 使用基于拓扑而不是空间距离的邻居选择策略加权三角剖分, 动态构建无人机群的邻接图. 设时刻 t 的无人机空间位置集合为

$$P(t) = \{p_i(t) \in \mathbb{R}^3 \mid i = 1, 2, \dots, N\}, \quad (2)$$

其中, $p_i(t) = [x_i(t), y_i(t), z_i(t)]^T$ 表示第 i 个无人机的空间坐标. 通过进行三角剖分并获得其边集 $\mathcal{E}_{DT}$. 为提升对动态环境和密度变化的适应能力, 引入基于局部密度 $\rho_i(t)$ 的权重修正函数 $\lambda_{ij}(t)$, 定义为

$$\lambda_{ij}(t) = \exp(-\sigma \bar{d}_i(t) \|p_i(t) - p_j(t)\|) \cdot (1 + \gamma |\rho_i(t) - \rho_j(t)|), \quad (3)$$

其中, 空间平均邻居数 $\bar{d}_i(t) = \frac{1}{|\mathcal{N}_i(t)|} \sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} \|p_i(t) - p_j(t)\|$ 表示点 i 周围邻居的均值距离; $\rho_i(t) = V_i/|N_i(t)|$ 表示第 i 个体的局部空间密度; 可调系数 $\sigma, \gamma > 0$. 使边的权重能结合空间密度信息, 从而保持非均匀和快速运动下的生物合理性.

(2) 基于局部融合与反馈信息传递机制. 针对无人机集群中每个体之间的状态信息, 通过邻居间的模态状态变量的加权平均组合反馈调节, 保证了信息时延抑制和鲁棒同步, 个体 i 在 t 时刻的状态向量为

$$s_i(t) = \begin{bmatrix} p_i(t) \\ v_i(t) \\ \psi_i(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^5, \quad (4)$$

其中, $v_i(t)$ 是速度向量, $\psi_i(t)$ 是偏航角. 邻居状态加权融合更新为

$$s_i(t+1) = s_i(t) + \xi \sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} \omega_{ij}(t) [s_j(t - \tau_{ij}(t)) - s_i(t)], \quad (5)$$

其中, $\xi > 0$ 为融合率; 而 $\tau_{ij}(t) \geq 0$ 则表示消息传递时延, 其根据不同的情况下的通信环境和距离而变化. 为了减小时延影响, 引入了时滞补偿函数 $\Phi(\tau_{ij})$, 并对权重进行更新修正为

$$\tilde{\omega}_{ij}(t) = \omega_{ij}(t) \cdot \Phi(\tau_{ij}(t)), \quad \Phi(\tau) = e^{-\phi\tau}, \quad \phi > 0, \quad (6)$$

确保时延越大邻居权重衰减, 从而提升系统鲁棒性.

假设1 时延通过式 (6) 的衰减权重 $\tilde{\omega}_{ij}(t) = \omega_{ij}(t) \cdot \Phi(\tau_{ij}(t))$ 融合入各通道, $0 \leq \Phi(\cdot) \leq 1$, 且对 t 分段连续. 保证滞后邻居的影响被抑制.

(3) 多维分岔判定与自适应阈值切换模型. 分岔行为产生于局域状态异质性与环境干扰导致的动态翻转, 定义个体 i 的分岔判决函数为

$$\Delta_i(t) = k_1(1 - \alpha_i(t)) + k_2(1 - \gamma_i(t)) + k_3 d_{\text{obs},i}(t) + \epsilon_1, \quad (7)$$

其中, $\alpha_i(t) \in [0, 1]$ 是局部速度对齐度指标, 衡量方向一致性, 定义为

$$\alpha_i(t) = \frac{1}{|\mathcal{N}_i(t)|} \sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} \frac{\|v_i(t)\| \|v_j(t)\|}{v_i(t) \cdot v_j(t)}, \quad (8)$$

其中, $\gamma_i(t) \in [0, 1]$ 是基于位置的局部聚集度量, 被解释为相对于邻居和自己的位置来标准化的距离逆

$$\gamma_i(t) = \exp\left(-\frac{1}{|\mathcal{N}_i(t)|} \sum_{j \in \mathcal{N}_i(t)} d_0 \|p_i(t) - p_j(t)\|\right), \quad (9)$$

其中, $d_{\text{obs},i}(t)$ 是观测到的个体与最近障碍物之间的距离; ϵ_1 被称为数值稳定值; k_1, k_2 和 k_3 为正常数且满足约束条件 $k_1 + k_2 + k_3 = 1$. 分岔阈值 $\theta_i(t)$ 定义为自适应函数, 基于自身密度和环境扰动指数的 $\theta_i(t) = \theta_0 + \mu_1 \tanh(\lambda_1 \rho_i(t)) + \mu_2 \sigma E_i(t)$ 进行最终判断

$$S_i(t) = \begin{cases} 1, & \Delta_i(t) > \theta_i(t) \quad (\text{进入分岔状态}), \\ 0, & \text{否则 (保持聚合)}, \end{cases} \quad (10)$$

即当每个个体进入了分岔后, 就将呈现包含定向力输入方向驱动的状态, 从而分裂成多个分支并保持后续可重聚性.

注释1 本文将障碍诱发的左右分流视为欧椋鸟式的“拓扑驱动分岔”:在三角剖分邻接下,分岔由少量个体的局部几何变化触发,仅通过极少数边的局部换边即可完成必要的邻接重构,既保持有限邻居数、避免拥挤区邻居爆炸,又在不依赖全局通信的前提下迅速传播为方向一致的群体机动;其过程可逆且代价低,扰动解除时仅需少量反向换边即可快速回并.整个分岔阶段在斥力与联合连通约束下保持安全间距,轨迹平滑、无剧烈抖动,适应城市低空等高密度三维环境;同时对密度起伏、感知噪声与链路丢包具有鲁棒性.与固定半径或固定最近邻模型相比,这种拓扑分岔以稀疏、可控的结构调整实现合并、分裂与绕障等形态可塑性,并与本文的分离/对齐/吸引控制律匹配:分岔期间群体协同与稳定性得以维持,分岔退出后速度一致性快速恢复,体现出“局部触发到全局一致、可逆且低成本”的仿生优势.

3 仿欧椋鸟智能分岔的无人机协同交互控制

3.1 无人机模型

考虑每个无人机的三维简化动力学模型,仅使用单个实体的状态变量,即位置、速度、高度和偏航角等.各无人机构成的位置矢量是 (x_i, y_i, z_i) ; 速度为 v_i ; 偏航角为 ψ_i ; 爬升率为 η_i . 其状态微分方程表示如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_i = v_i \cos \psi_i, \\ \dot{y}_i = v_i \sin \psi_i, \\ \dot{z}_i = \eta_i, \\ \dot{v}_i = \frac{1}{\beta_v} (v_i^c - v_i), \\ \dot{\psi}_i = \frac{1}{\beta_\psi} (\psi_i^c - \psi_i), \\ \dot{\eta}_i = \frac{1}{\beta_z} (z_i^c - z_i) - \frac{1}{\beta_\eta} \eta_i, \end{cases} \quad (11)$$

其中, v_i^c , ψ_i^c 和 z_i^c 代表无人机驾驶水平速度的期望输入量,无人驾驶航向角的期望输入量和期望高度,而 β_v , β_ψ , β_h 与 β_η 代表速度响应时间常数,航向角度、高度以及高度变化率的响应时间,则一阶低通动态控制器被用来产生相应的跟踪值.在此基础上进一步结合局部邻接感知、障碍规避和目标驱动作为主要策略的拓扑驱动的协同控制设计.

3.2 无人机协同交互作用力模型

建立基于三维社会力的交互模型对多机系统的协同控制问题进行模拟.为适应更为复杂多变的应用环境,在吸引和排斥力的基础上增加了一种新的可以推进群体动力发生分岔的力.

(1) 吸引力模型^[21, 25, 26].指引个体朝着群体质心或目标地点聚集,保持机群的整体集聚,则任意 i 无人机的吸引模型为

$$\mathbf{F}_i^{\text{att}} = c^{\text{att}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} w_{ij}^{\text{att}} \frac{\|p_j - p_i\|^q}{\|p_j - p_i\|} (p_j - p_i), \quad (12)$$

其中, $\mathbf{p}_j \in \mathbb{R}^3, \forall j = 1, \dots, N$, 分别代表个体 i 和与之相连的邻居的三维位置坐标; $c^{\text{att}} > 0$ 为无人机个体吸引力系数, $q \geq 1$ 表示不同衰减函数,突出远近距离的差别感.此吸引模型保证了集群合理化在各任务目标指点上的聚集.

(2) 排斥力模型^[21, 25, 26].排斥力用于防止与其他无人机以及障碍物相撞.具体公式如下:

$$\mathbf{F}_i^{\text{rep}} = c^{\text{rep}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} w_{ij}^{\text{rep}} \frac{\|p_i - p_j\|^r}{\|p_i - p_j\|} (p_i - p_j) + c^{\text{obs}} \sum_{k=1}^M \frac{\|p_i - o_k\|^s}{\|p_i - o_k\|}, \quad (13)$$

其中, $c^{\text{rep}}, c^{\text{obs}} > 0$ 表示控制其他个体、环境的抗拒系数; $\omega_k = O(k)$ 为空间位置中的环境小标量表示第 k 个障碍物的位置, $r, s > 2$ 实现相互之间的吸引和回避距离, 越近影响越大, 更强烈地考虑了相对较近距离间的回避问题. 通过相邻约束权重 w_{ij}^{rep} 的大小考虑邻居距离和级别. 从而让无人机在安全航行过程中尽量避开群内他机及环境上的阻碍.

(3) 对齐力模型 [21,25,26]. 对齐力促进邻居间飞行方向和速度的一致性, 实现协调运动, 定义为

$$\mathbf{F}_i^{\text{ali}} = c^{\text{ali}} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} w_{ij}^{\text{ali}} \|v_j - v_i\| + \epsilon(v_j - v_i), \quad (14)$$

其中, $c^{\text{ali}} > 0$ 表示对齐强度, $\epsilon > 0$ 用于微调速度差异对对齐力的影响; 权重 w_{ij}^{ali} 仍根据邻接结构自适应调整. 这样可以使群体保持动态的一致性和鲁棒性而不分散飞行.

(4) 分岔力模型. 考虑加入基于多因素耦合的非线性分岔力模型来刻画无人机群体因局部状态不一致和环境扰动等诱发的动态分裂行为, 并结合不同维的速度一致性和局部密度以及前一刻分岔记录, 来完成对分岔行为的动态控制. 分岔力的方向 $d_i^{\text{bif}}(t)$ 由局部运动状态和空间结构决定, 通过正交投影获得

$$v_i^{\text{avg}}(t) = \frac{1}{|\mathcal{N}_i|} \sum_{j \in \mathcal{N}_i} v_j(t), \quad (15)$$

$$d_i^{\text{bif}}(t) = \|n_i(t)\| + \epsilon n_i(t), \quad (16)$$

$$n_i(t) = g_i(t) - (g_i(t) \cdot \hat{v}_i^{\text{avg}}(t)) \hat{v}_i^{\text{avg}}(t), \quad (17)$$

其中, $\hat{v}_i^{\text{avg}}(t) = \frac{v_i^{\text{avg}}(t)}{\|v_i^{\text{avg}}(t)\|}$ 为邻居平均速度单位向量; $g_i(t)$ 表示从个体质心到邻居质心的空间梯度向量, 或相反方向 (遇到障碍物时) 指向障碍物的排斥力, 使得分岔方向始终垂直于飞行主方向, 最终分岔力为

$$\mathbf{F}_i^{\text{bif}}(t) = \kappa_i(t) \cdot d_i^{\text{bif}}(t), \quad (18)$$

当个体周围对齐度低、局域密度梯度强烈以及扰动强烈时, 这样形成的历史分岔条件将有利于较大的分岔强度 κ_i 产生的垂直于群飞行方向的分岔力; $d_i^{\text{bif}}(t)$ 确保分岔力不对飞行方向平行从而造成诱导多向结构的变化.

注释2 本节采用三角剖分构造随时间演化的邻接拓扑, 以复现欧椋鸟的拓扑交互; 在检测到环境威胁时, 个体依据局部密度、扰动与对齐度计算响应度指标, 并与自适应阈值比较以触发“复制到跟随”的分岔切换, 同时开启分岔力; 控制输入由吸引、排斥、对齐与分岔力按权重融合获得, 权重随邻接强度与环境自适应更新以抑制时延; 当威胁解除或达到收敛目标后去掉分岔偏置, 通过少量拓扑换边自然回并同时完成收敛.

本文对齐力、分岔力以及时延做如下的设定.

假设2 交互图为无向稀疏拓扑, 在控制过程中保持连通且平均度有界. 记其以对齐权重 $w_{ij}^{\text{ali}}(t) \geq w_{\min} > 0$ 加权的拉普拉斯矩阵为 $L_w(t)$, 存在代数连通度下界 $\lambda_2(L_w(t)) \geq \lambda_2 > 0$.

假设3 记对齐系数 $c^{\text{ali}} > 0$, $\epsilon > 0$, 并取对齐权重 $w_{ij}^{\text{ali}} = w_{ji}^{\text{ali}} \geq 0$, 分岔力强度与权重有界 $0 \leq w_i^{\text{bif}}(t) \leq \bar{w}_{\text{bif}}$, $0 \leq \kappa_i(t) \leq \bar{\kappa}$, 且分岔几何项有界 $0 \leq d_i^{\text{bif}}(t) \leq \bar{d}_{\text{bif}}$.

假设4 吸引力、排斥力通道的合力幅值单体有界 $\|w_i^{\text{att}} \mathbf{F}_i^{\text{att}} + w_i^{\text{rep}} \mathbf{F}_i^{\text{rep}}\| \leq \bar{\mathbf{F}}_{\text{ar}}$, 由增益实现约束.

注释3 本文对三维社会力的邻居项作如下统一规定: 对任意 $j \in \mathcal{N}_i$, 采用式 (4)~(6) 得到的融合-延迟补偿状态 $\tilde{\mathbf{p}}_j(t) = \mathbf{p}_j(t - \tau_{ij})$, $\tilde{\mathbf{v}}_j(t) = \mathbf{v}_j(t - \tau_{ij})$, 以及时延修正权重 $\tilde{\omega}_{ij}(t)$. 在各力的计算中, 邻居量一律替换为 $\tilde{\mathbf{p}}_j, \tilde{\mathbf{v}}_j$, 并定义统一的邻接权重 $w_{ij}^*(t) = \bar{w}_i^*(t) \tilde{\omega}_{ij}(t) \iota_{i,j}(t) / (\sum_{k \in \mathcal{N}_i} \tilde{\omega}_{ik}(t) \iota_{i,k}(t))$ 其中 $\bar{w}_i^*(t)$ 为在线学习得到的力级别增益, $\iota_{i,j}(t)$ 为密度/距离/视域的耦合修正因子. 分岔力按式 (15)~(18) 定义, 其中 $n_i(t)$ 与群平均方向正交, 分岔强度 $\kappa_i(t)$ 与各力权重在实现上有统一上界.

注释4 为保证在受限通信与时延条件下仍能稳定协同, 本文在第 2.2 小节获得延迟补偿的邻居状态 $\tilde{\mathbf{p}}_j, \tilde{\mathbf{v}}_j$ 及其拓扑权重 $\tilde{\omega}_{ij}$. 随后在三维社会力模型中, 吸引/排斥/对齐三力的邻居量统一替换为 $\tilde{\mathbf{p}}_j, \tilde{\mathbf{v}}_j$, 并将 $\tilde{\omega}_{ij}$ 注入各力的邻接权重, 形成“通信层 → 行为层 → 控制层”的数据流. 在此基础上, 进一步引入分岔力 $\mathbf{F}^{\text{bif}}$, 用于在高密度、视域拥挤或任务冲突场景下有控制地触发群体动力分离/并群; 该力与三力共享同一组 $\tilde{\mathbf{p}}_j, \tilde{\mathbf{v}}_j, \tilde{\omega}_{ij}$ 输入.

3.3 自适应权重学习与综合力控制

无人机集群协同控制过程中两两个体之间的相互作用力包括引力、斥力、对齐力和分岔力等. 为了使得整个群体能够在不同的动态环境中根据自身的条件对各种力的作用程度做出及时调整, 采用基于状态反馈的权重在线学习机制对每个体的所处局部环境与状态作出相应调整来改变每种力的权重大小.

(1) 在线学习机制. 首先列出三类力即吸引、排斥以及对齐的权重更新公式, 使各权重更适合于局部场域的情况. 每架无人机 i 的吸引力权重 w_i^{att} , 排斥力权重 w_i^{rep} 和对齐力权重 w_i^{ali} 更新如式 (19) 所示:

$$\begin{aligned} w_i^{\text{att}}(t+1) &= w_i^{\text{att}}(t) + \zeta_1 (\Delta w_i^{\text{att}}(t)), \\ w_i^{\text{rep}}(t+1) &= w_i^{\text{rep}}(t) + \zeta_2 (\Delta w_i^{\text{rep}}(t)), \\ w_i^{\text{ali}}(t+1) &= w_i^{\text{ali}}(t) + \zeta_3 (\Delta w_i^{\text{ali}}(t)), \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\zeta_1, \zeta_2, \zeta_3$ 为学习速率, 表示了每一轮权重更新的比例; $\Delta w_i^{\text{att}}(t), \Delta w_i^{\text{rep}}(t), \Delta w_i^{\text{ali}}(t)$ 是权重调整反馈量, 由各个局部力反馈得到. 具体而言有

$$\begin{aligned} \Delta w_i^{\text{att}}(t) &= \alpha_1 (\|p_i(t) - p_{\text{goal}}\| - \delta_{\text{att}}), \\ \Delta w_i^{\text{rep}}(t) &= \alpha_2 \left(\frac{1}{\|p_i(t) - p_j(t)\|} - \delta_{\text{rep}} \right), \\ \Delta w_i^{\text{ali}}(t) &= \alpha_3 (v_i(t) \cdot v_i^{\text{avg}}(t) - \delta_{\text{ali}}), \end{aligned} \quad (20)$$

这样保证每个个体根据自身同其他成员和目标间的关系在线调整相应的权重值, 使无人机群体在改变局部环境的同时仍然发挥作用.

(2) 密度 – 距离耦合的权重调节. 为了提高对局部密度和空间距离变化的响应度, 提出了基于密度 – 距离耦合的权重调节机制. 通过上述多机合作方式, 当个体之间的局部密度和实际距离发生变化时, 都将直接影响各自的集群动态运动状态. 因此, 首先列出邻域中的局部密度 $\rho_i(t)$ 和个体间相对距离 $d_{ij}(t)$, 修正因子定义为

$$\iota_{i,j}(t) = \frac{1}{1 + k_4 \rho_i(t) \cdot d_{ij}(t)}, \quad (21)$$

其中, $d_{ij}(t) = |p_i(t) - p_j(t)|$ 是第 i 个个体与第 j 个个体间的距离; $k_4 > 0$ 是调节系数、控制密度及距离的权重影响因子. 修正因子 $\iota_{i,j}(t)$ 用于更新邻居之间的作用力, 让吸引力、排斥力以及对齐力的重量在每次计算过程中都乘以 $\iota_{i,j}(t)$:

$$\begin{aligned} w_i^{\text{att}}(t) &= w_i^{\text{att}}(t) \cdot \iota_{i,j}(t), \\ w_i^{\text{rep}}(t) &= w_i^{\text{rep}}(t) \cdot \iota_{i,j}(t), \\ w_i^{\text{ali}}(t) &= w_i^{\text{ali}}(t) \cdot \iota_{i,j}(t), \end{aligned} \quad (22)$$

各个体之间的重量将根据各自的所有邻居的距离和密度自适应地调整自己, 而不是相互过度聚拢或分离.

(3) 综合力控制输入. 无人机 i 的运动规律可以简化表示为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{v}_i, \\ \dot{\mathbf{v}}_i = \mathbf{u}_i, \\ \mathbf{u}_i = \mathbf{F}_i^{\text{total}}(t). \end{cases} \quad (23)$$

综合考虑吸引力、排斥力、对齐力、分岔力以及权重学习, 单个无人机的总控制输入模型为

$$\mathbf{F}_i^{\text{total}}(t) = w_i^{\text{att}}(t)\mathbf{F}_i^{\text{att}}(t) + w_i^{\text{rep}}(t)\mathbf{F}_i^{\text{rep}}(t) + w_i^{\text{ali}}(t)\mathbf{F}_i^{\text{ali}}(t) + w_i^{\text{bif}}(t)\mathbf{F}_i^{\text{bif}}(t), \quad (24)$$

其中 $\mathbf{F}_i^{\text{att}}(t)$ 为吸引力, 表征其向目标位置驱进; $\mathbf{F}_i^{\text{rep}}(t)$ 为排斥力, 表征彼此间的避碰或避障; $\mathbf{F}_i^{\text{ali}}(t)$ 为对齐力, 使其与邻居的运动方向相同; $\mathbf{F}_i^{\text{bif}}(t)$ 为分岔力, 驱使群体内部产生结构上的变化.

3.4 稳定性说明与讨论

定理1 (速度一致性的有界收敛) 设定群平均速度 $\bar{\mathbf{v}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{v}_i$, 选取如下的 Lyapunov 函数:

$$V_v(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{v}_i(t) - \bar{\mathbf{v}}(t)\|^2, \quad (25)$$

在假设 1~3 下, 沿闭环系统式 (23) 轨迹存在常数 $c_1 = \varepsilon \lambda_2 > 0$, $c_2 = \sqrt{N} \bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}} \geq 0$, 以及 $C_0 = \frac{\bar{F}_{\text{ar}}^2}{2c_1}$, 使得

$$\dot{V}_v \leq -\frac{c_1}{2} V_v + c_2 \sum_{i=1}^N S_i(t) + C_0, \quad (26)$$

若存在 $T < \infty$ 使 $S_i(t) \equiv 0, \forall t \geq T$ (退出分岔), 则 V_v 对 $t \geq T$ 指数收敛到 0; 一般情形下, V_v 指数收敛到由 $\sup_t \sum_i S_i(t)$ 与常数 C_0 决定的紧有界集, 从而群速度一致误差有界.

证明 由 $\dot{\mathbf{p}}_i = \mathbf{v}_i$, $\dot{\mathbf{v}}_i = \mathbf{u}_i$ 及 $\dot{\bar{\mathbf{v}}} = \frac{1}{N} \sum_{\ell=1}^N \mathbf{u}_\ell$, 可得

$$\dot{V}_v = \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})^\top \left(\mathbf{u}_i - \frac{1}{N} \sum_{\ell=1}^N \mathbf{u}_\ell \right). \quad (27)$$

将总的控制输入式 (24) 代入式 (27), 得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_v &= \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}) \cdot w_i^{\text{ali}} \mathbf{F}_i^{\text{ali}} \\ &\quad + \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}) \cdot (w_i^{\text{att}} \mathbf{F}_i^{\text{att}} + w_i^{\text{rep}} \mathbf{F}_i^{\text{rep}} + w_i^{\text{bif}} \mathbf{F}_i^{\text{bif}}) \\ &\quad - \frac{1}{N} \sum_{\ell=1}^N \mathbf{u}_\ell \cdot \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}). \end{aligned} \quad (28)$$

记 $\mathcal{D}_{\text{ali}} = \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}) \cdot w_i^{\text{ali}} \mathbf{F}_i^{\text{ali}}$ 为对齐贡献、 $\mathcal{R}$ 为剩余部分之和 (均值项与 $\sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})$ 正交为零):

$$\dot{V}_v = \mathcal{D}_{\text{ali}} + \mathcal{R}, \quad (29)$$

由式 (14) 对齐力的拉普拉斯结构, 存在对称边权 $\tilde{a}_{ij}(t) = \epsilon w_{ij}^{\text{ali}} + c_{\text{ali}} w_{ij}^{\text{ali}} \|\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i\| \geq \epsilon w_{ij}^{\text{ali}}$, 使 $\mathbf{F}_i^{\text{ali}} = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} \tilde{a}_{ij}(t)(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i)$. 应用标准恒等式得

$$\mathcal{D}_{\text{ali}} = \sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})^\top \sum_{j=1}^N \tilde{a}_{ij}(\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} \tilde{a}_{ij} \|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j\|^2 \leq -\varepsilon \lambda_2 V_v = -c_1 V_v, \quad (30)$$

其他通道为有界扰动, 由假设 4 与柯西不等式可得

$$\sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})^\top (w_i^{\text{att}} \mathbf{F}_i^{\text{att}} + w_i^{\text{rep}} \mathbf{F}_i^{\text{rep}}) \leq \sqrt{2V_v} \sqrt{\sum_{i=1}^N \bar{F}_{\text{ar}}^2} = \sqrt{2N} \bar{F}_{\text{ar}} \sqrt{V_v}, \quad (31)$$

对该项用杨氏不等式:

$$\sqrt{2N} \bar{F}_{\text{ar}} \sqrt{V_v} \leq \frac{c_1}{2} V_v + \frac{N \bar{F}_{\text{ar}}^2}{c_1} \leq \frac{c_1}{2} V_v + C_0, \quad (32)$$

其中 $C_0 = \frac{\bar{F}_{\text{ar}}^2}{2c_1}$. 由假设 3 与 $S_i(t) \in \{0, 1\}$ 可得

$$\sum_{i=1}^N (\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}})^\top w_i^{\text{bif}} \mathbf{F}_i^{\text{bif}} \leq \sum_{i=1}^N \|\mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{v}}\| \bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}} S_i(t) \leq \sqrt{2V_v} \sqrt{N} \bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}} \sum_{i=1}^N S_i(t), \quad (33)$$

同样用杨氏不等式, 得到

$$\sqrt{2V_v} b \leq \frac{c_1}{2} V_v + \frac{b^2}{2c_1} = \frac{c_1}{2} V_v + \frac{N (\bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}})^2}{2c_1} \left(\sum_{i=1}^N S_i \right)^2, \quad (34)$$

其中 $b = \sqrt{N} \bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}} \sum_{i=1}^N S_i(t)$, 注意 $(\sum_{i=1}^N S_i)^2 \leq N \sum_{i=1}^N S_i$ (因 $S_i \in \{0, 1\}$), 从而存在 $c_2 = \sqrt{N} \bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}}$ 使

$$\frac{N (\bar{w}_{\text{bif}} \bar{\kappa} \bar{d}_{\text{bif}})^2}{2c_1} \left(\sum_{i=1}^N S_i \right)^2 \leq c_2 \sum_{i=1}^N S_i, \quad (35)$$

将式 (30)~(35) 合并并整理项, 即得

$$\dot{V}_v \leq -\frac{c_1}{2} V_v + c_2 \sum_{i=1}^N S_i(t) + C_0, \quad (36)$$

证明完毕.

注释5 (无分岔情形的指数一致) 当 $S_i(t) \equiv 0$ (未触发或在有限时间后退出分岔), 且吸引/排斥通道的常数项 C_0 可忽略, 则 $\dot{V}_v \leq -\frac{c_1}{2} V_v$, 从而 $V_v(t) \leq e^{-c_1(t-t_0)/2} V_v(t_0)$, 速度一致误差指数衰减到 0.

最终的控制量为各力作用的加权结果, 可以使其根据自适应学习在不同环境中完成不同任务, 在各种复杂环境下均能顺利完成避免碰撞和聚集, 适时做出反应进行规避和躲避. 仿欧椋鸟综合力控制流程图如图 2 所示.

Step1. 初始化群体中所有无人机的位置和速度, 以随机分布设置状态变量并初始化社会力权重.

Step2. 使用每个无人机在三维欧氏空间中的位置执行三角剖分以创建局部网格, 使用每个无人机的传感器确定其在网格上的相对位置, 选择与它具有三角剖分性质边的所有其他无人机作为邻居, 建立拓扑.

Step3. 每架无人机检查自己的传感器是否检测到任何威胁 (如障碍物、入侵者或其他外界刺激), 如果存在危险则立即进入聚集/分岔模式.

Step4. 计算对邻居状态改变的响应度指标, 用响应度引入分岔判断, 当响应指标大于自适应切换阈值则产生行为分岔事件, 使个体由复制模式自适应性切换至跟随模式并打开分岔力项, 否则维持复制模式.

Step5. 先执行复制模式, 求解三维社会力, 若不发生分岔则分岔力为零合成控制输入, 用运动状态更新速度、航向和高度. 再执行跟随模式, 在标准三力的基础上加入分岔项, 促进群体出现分群行为; 其中, 分岔力的方向一般指向邻居质心偏离方向或者外部威胁的反方向, 并将该约束纳入控制指令, 实现个体轨迹突变或偏移.

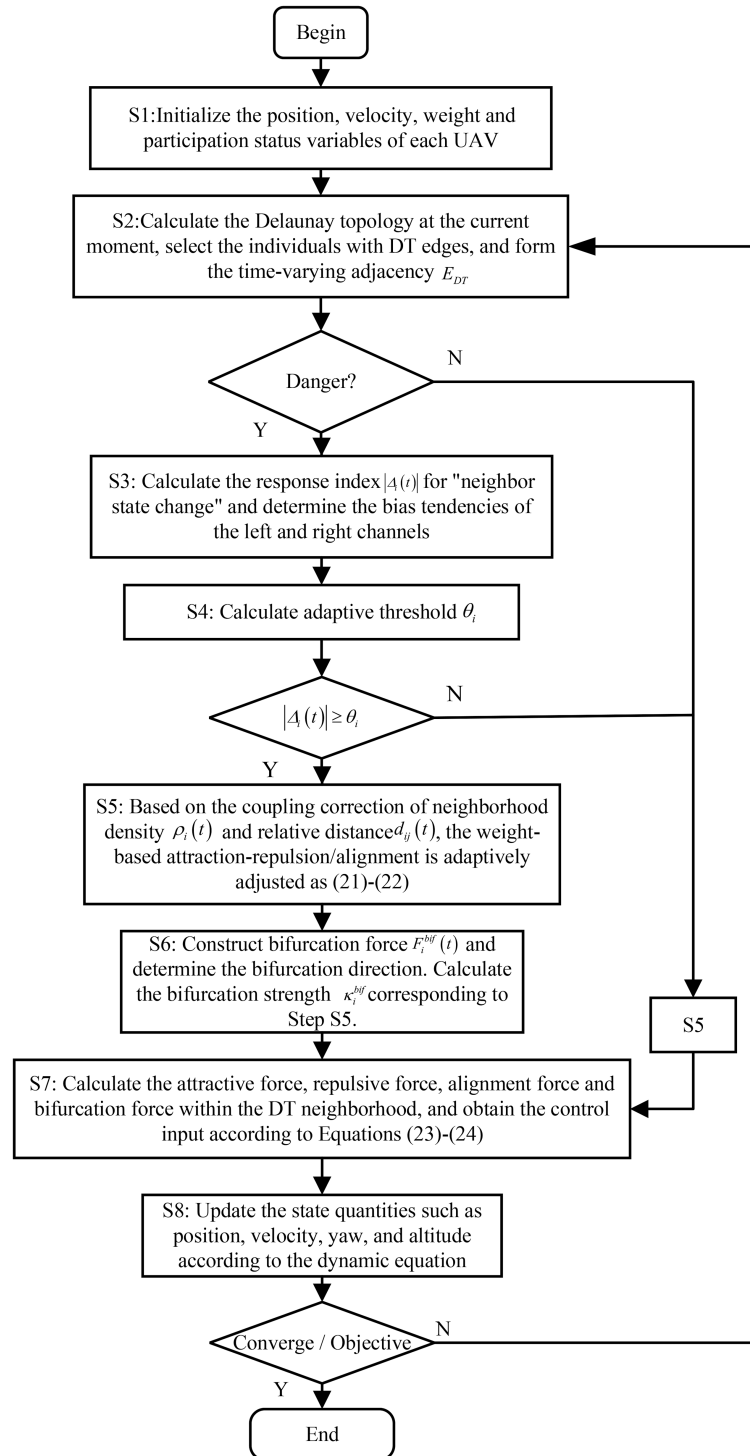


图 2 仿欧椋鸟智能分岔无人机控制流程图.

Figure 2 Flow chart of the UAV swarm starling-inspired bifurcation-based control.

Step6. 判定集群是否成功避障或绕过危险区: 如果判定成功, 则结束控制逻辑使集群返航或到达目标点; 如果不能规避危险, 则返回第 2 步重复重新评估邻居结构与行为的状态, 继续执行控制循环, 否则执行下一步智能模式识别.

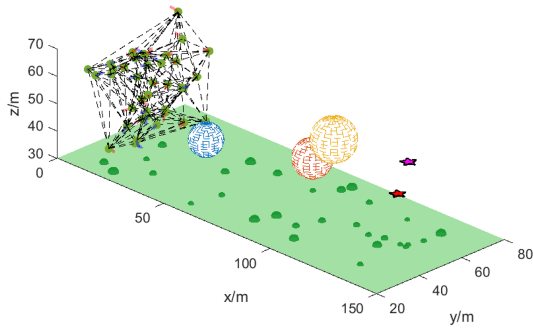


图3 (网络版彩图) 初始聚集演化.

Figure 3 (Color online) Initial aggregation evolution.

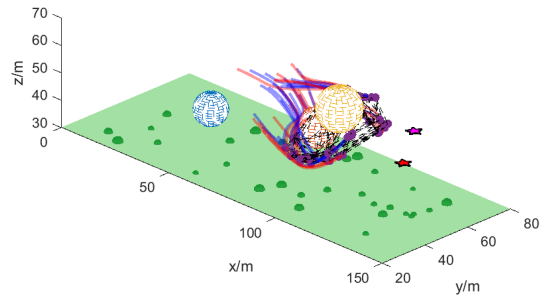


图4 (网络版彩图) 基于状态分岔机制的自主避障演化.

Figure 4 (Color online) Autonomous obstacle avoidance evolution based on state bifurcation mechanism.

4 仿真结果

4.1 无人机集群聚集 – 分岔演化

(1) 场景与平台. 采用 $N = 40$ 架无人机, 分为 A 和 B 两组各 20 架; 所有无人机的初始位置在 $x \in [0, 30]$, $y \in [30, 70]$, $z \in [30, 70]$ 空间内随机分布; 初始速度 $v \in [0.5, 1]$ 随机设定, 初始航向角 $\psi \in [0, 2\pi]$, 爬升率 η 初始为 0. 无人机的目标速率为 $v_0 = 5.0 \text{ m/s}$, 仿真总步数为 700 步, 步长为 $\Delta t = 0.1 \text{ s}$ 对应仿真时间为 70 s. 系统调节时间参数分别为 $\beta_v = 2$, $\beta_\psi = 1.5$, $\beta_z = 1.5$, $\beta_\eta = 1.0$. 无人机间交互拓扑由三角剖分构建, 平均邻接距离约为 6 m, 相当于默认对齐半径为 6 m.

(2) 障碍物与类型. 设定 3 个球形障碍, 中心坐标和半径分别为 $[55, 35, 50, 6]$, $[75, 65, 40, 7]$, $[100, 50, 60, 8]$. 除基本社会力机制外, 还引入分岔机制模拟群体聚集的双稳态决策行为, 分岔强度系数 $\kappa = 1.0$.

运用欧拉鸟邻居选择机制和局部交互机制, 在改进综合控制力作用下, 对无人机集群聚集、分岔、避障行为控制进行仿真验证.

阶段一: 初始聚集阶段. 在仿真初始时刻, 所有无人机采用随机位置和随机朝向的布局, 相互吸引、对齐和自适应导致了速度相同性和凝聚性. 所有无人机都根据三角剖分构造各自的拓扑结构并保持成员之间的群体关系, 通过调整各种三维社会力的各项权重进行协同聚集运动. 由图 3 所示, 随着集群不断靠近目标而紧密排列的过程, 集群从松散变得非常紧密并且具有很强的协调性; 集群成员通过调整自身相对于其他成员的位置来获得良好的聚集, 并且这种聚集是平滑的. 仿真实验结果显示, 通过集群间的相互作用可以使所有飞机从各自最初分散状态向着各自的目标点聚集.

阶段二: 分岔避障响应阶段. 通过状态分岔, 当无人机遇到障碍物时会灵活地运动. 如图 4 所示, 展示了基于状态分岔的自主避障的演化过程: 当使用集群移动并在碰到障碍物时开始执行时, 开始出现分岔行为, 当无人机到达目的地并且靠近障碍物时, 大部分无人机都开始动态地更改他们的路线以避开障碍物. 然后每架无人机都进入分岔模式并产生分支轨迹, 并且它们越贴近障碍物就能绕过障碍物.

阶段三: 多目标聚合阶段. 从图 5 中可以看到, 集群在多个阶段的目标引导下有非常强的自适应能力, 面对不断变化的目标能够及时作出反应, 协同控制保证自己的定位和运动. 图 6 是具有多个阶段目标引导下无人机集群的表现, 展示了整个执行过程中的任务高效性和良好的目标引导特性. 在多个目标之间完成任务跟随的过程中, 不仅需要不同的目标快速做出响应, 在不同的时期也需要变换阵型, 路径不同代表着在这个期间的群控行为表现.

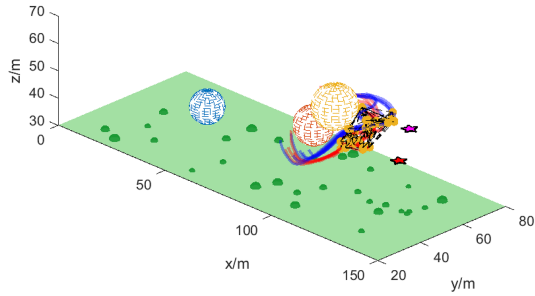


图 5 (网络版彩图) 多阶段目标引导下分群.

Figure 5 (Color online) Multi-stage target guidance-based clustering.

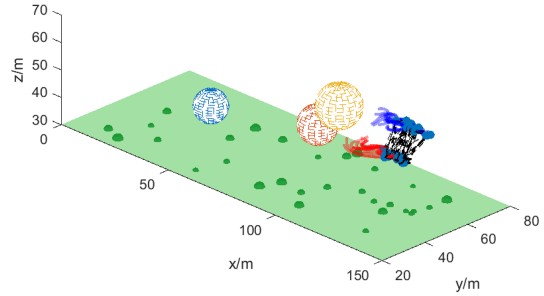


图 6 (网络版彩图) 多阶段目标引导下汇聚.

Figure 6 (Color online) Multi-stage target guidance-based convergence.

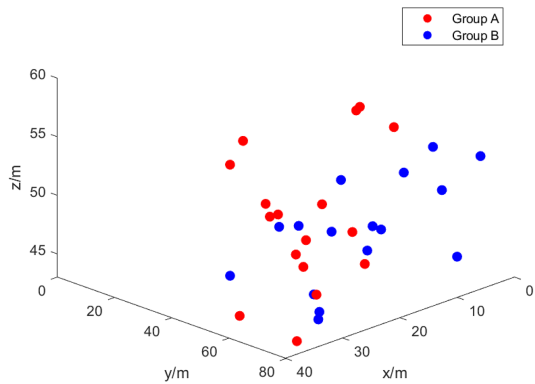


图 7 (网络版彩图) 无人机集群稳态位置分布.

Figure 7 (Color online) Steady-state position distribution of UAV swarms.

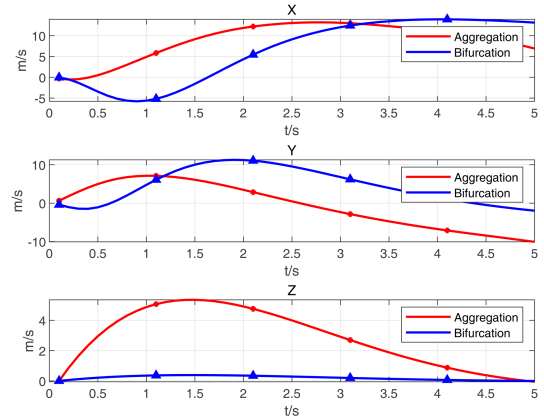


图 8 (网络版彩图) 无人机集群过程中速度变化.

Figure 8 (Color online) Velocity variation in UAV swarming process.

4.2 无人机集群三位速度稳态位置分布仿真

如图 7 所示, 这是整个 3 维空间中的群组的稳态位置图, 红色点为群体 A, 蓝色点为群体 B. 可以看出在整个 3 维空间中, 群体 A 和群体 B 的分配有很大的不同. 群体 A 在较高位置的点处, 并且分散得比群体 B 多. 观察这些无人机的位置, 似乎有交集但还是分开的. 两个群体之间的区别在于目标和策略的选择. 从图 7 中可以看出, 如果使用相同策略, 无论高度或任何其他方面, 每个群体将被放在相同的地方; 如果分别用不同策略控制每一个群体, 则出现这样的情形: 上面的空域有两个群体, 并且只有一架无人机低于其他无人机, 因为通过考虑相互之间的吸引和避让而做出自己本身的运动.

图 8 中显示了无人机群随多个阶段的目标引导的速度, 红色为聚集, 蓝色为分岔. 如图 8 所示, X 轴方向速度: 速度随着聚集进行而增加, 直到它稳定下来; 随着分岔的进行而减少. 聚集成群需要迅速移动, 但准备执行分岔任务时更有抵抗, 因为成员之间合作存在波动. Y 轴速度: 速度随着开始聚集而出现较大的变化, 在执行分岔期间是相对平滑和减慢的趋势, 因为成员认识到彼此之间的协调造成的. Z 轴速度: 速度随着无人机进入集群状态, 在 Z 轴上有很高的上升, 并且随着群集进行分岔而逐渐变慢, 表明无人机要对高度做出更大的改变聚在一起.

5 结论

针对无人机集群在复杂动态环境下执行聚集、避障等任务时出现的协同控制不稳定、收敛性差等问题,采用三角剖分邻域信息记忆效应、自适应相邻建模方法和局部密度驱动三力权重在线学习方法,结合自反馈控制对子系统飞行参数进行优化,以提高集群的协调性和稳定性;同时结合状态分岔和密度-距离耦合的权重更新模型,实现多级状态下多个目标点的切换绕过障碍和终端聚集一致性,提高了多机之间的协调收敛性。通过仿真,验证了此方法可以有效完成多种障碍环境下的聚集与分岔任务,在未来工作中将考虑设计大规模无人机低延时、低功耗的分布式控制系统并在树林或楼宇间予以验证。

参考文献

- 1 Huang C, Ma H J, Zhou X B, et al. Cooperative path planning of multiple unmanned aerial vehicles using cylinder vector particle swarm optimization with gene targeting. *IEEE Sens J*, 2025, 25: 8470–8480
- 2 Yang B, Zhang J C, Xu L D, et al. Cooperative warning and risk-averse safety control for multiple UAVs. *IEEE Trans Ind Inf*, 2025, 21: 4262–4272
- 3 Miao S R, Ye N, Li J G, et al. Optimal load allocation of on-board detection for multi-UAV cooperative NOMA under payload constraints. *IEEE Trans Veh Technol*, 2025, 74: 14805–14810
- 4 Zhang Z C, Fu Z W. Prescribed-time leader-follower consensus of multi-agent systems by event-triggered linear time-varying control. *Int J Control Autom Syst*, 2025, 23: 78–88
- 5 Jia R R, Zong X F, Ni Y H. Distributed event-triggered time-varying formation control under multiplicative noises. *Intl J Robust NOnlinear*, 2025, 35: 5782–5796
- 6 Zhang X W, Tian B L, Lu H C, et al. Multi-UAV decentralized online trajectory planning in complex unknown obstacle-rich environments. *Sci Sin Inform*, 2022, 52: 1627–1641 [张学伟, 田栢苓, 鲁瀚辰, 等. 面向复杂未知多障碍环境的多无人机分布式在线轨迹规划. *中国科学: 信息科学*, 2022, 52: 1627–1641]
- 7 Liu X L, Wang S H, Yin C C. Virtual force-based swarm trajectory design for unmanned aerial vehicle-assisted data collection internet of things networks. *Drones*, 2025, 9: 28
- 8 Eser M, Yilmaz A E. A gossip-based auction algorithm for decentralized task rescheduling in heterogeneous drone swarms. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2025, 61: 6673–6696
- 9 Hazarika B, Singh P, Singh K, et al. Generative AI-augmented graph reinforcement learning for adaptive UAV swarm optimization. *IEEE Int Things J*, 2025, 12: 9508–9524
- 10 Poorvi J, Kalita A, Gurusamy M. Reliable and efficient data collection in UAV based IoT networks. *IEEE Commun Surv Tut*, 2025. doi: 10.1109/COMST.2025.3550274
- 11 Xiao H Z, Yang Y, Yu D X, et al. 3D self-triggered-organized communication topology based UAV swarm consensus system with distributed extended state observer. *IEEE Trans Netw Sci Eng*, 2025, 12: 3985–4000
- 12 Dong Z, Shi S, Zhen Z. Asynchronously integral event-triggered formation tracking in UAV swarm systems featuring switching directed topologies. *IEEE Trans Control Netw Syst*, 2025, 12: 1251–1263
- 13 Ambroziak L, Żukowski M, Sharma S, et al. Enabling autonomous formation flight of unmanned aerial vehicles using two-stage switching control. *J Aerosp Eng*, 2025, 38: 04025033
- 14 Han H R, Cheng J, Lv M, et al. Enhancing collision-free formation control in multiagent systems: an approach based on time-derivative of artificial potential functions. *IEEE Trans Cybern*, 2025, 55: 3445–3456
- 15 Stankevich N. Stabilization and complex dynamics initiated by pulsed force in the Rössler system near saddle-node bifurcation. *Nonlinear Dyn*, 2024, 112: 2949–2967
- 16 Qiu B, Cheng W C, He H X, et al. Joint topology and power optimization for multi-UAV collaborative secure communication. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2025, 24: 8057–8071
- 17 Bui D N, Phung M D, Duy H P. Event-based reconfiguration control for time-varying formation of robot swarms in narrow spaces. *Intel Serv Robotics*, 2025, 18: 647–659
- 18 Alam M M, Moh S. Q-learning-based routing inspired by adaptive flocking control for collaborative unmanned aerial vehicle swarms. *Vehicular Commun*, 2023, 40: 100572
- 19 Do T, Kiselev A, Ryzhik L, et al. Global regularity for the fractional euler alignment system. *Arch Rational Mech Anal*, 2018, 228: 1–37
- 20 Hoang D N M, Tran D M, Tran T S, et al. An adaptive weighting mechanism for Reynolds rules-based flocking <https://www.sciengine.com/doi/10.1360/SSI-2025-0275>

- control scheme. *PeerJ Comput Sci*, 2021, 7: e388
- 21 Yu Y P, Duan H B, Fan Y M, et al. Turning control of multiple UAVs imitating the super-maneuver behavior in massive starlings. *Robotics*, 2020, 42: 385–393 [于月平, 段海滨, 范彦铭, 等. 仿欧椋鸟大规模超机动行为的无人机集群转弯控制. *机器人*, 2020, 42: 385–393]
 - 22 Roshanian J, Yazdani S, Barzamini F. Application of PIV and delaunay triangulation method for satellite angular velocity estimation using star tracker. *IEEE Sens J*, 2018, 18: 10105–10114
 - 23 Zhang M, Hu Y, Liu X C, et al. UAV swarm path planning algorithm based on starling flocking. In: *Proceedings of the 27th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, 2024. 1–7
 - 24 Chen F Y, Tang Y, Hu Y W, et al. An optimized flocking starling algorithm for autonomous drones. In: *Proceedings of International Conference on Autonomous Unmanned Systems (ICAUS)*, 2022. 3548–3555
 - 25 Reynolds C W. Flocks, herds and schools: a distributed behavioral model. *SIGGRAPH Comput Graph*, 1987, 21: 25–34
 - 26 Makiguchi M, Inoue J. Numerical study on the emergence of anisotropy in artificial flocks: a BOIDS modeling and simulations of empirical findings. 2010. *ArXiv:1004.3837*

Starling-inspired bifurcation-aggregation adaptive control for UAV swarms in complex multi-obstacle environments

Yu MEI, Haibin DUAN* & Chen WEI

Bio-inspired Autonomous Flight Systems Research Group, National Key Laboratory of Aircraft Integrated Flight Control, School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China

* Corresponding author. E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

Abstract To address key issues such as unstable collaborative control and poor convergence in UAV swarm tasks like target aggregation and obstacle avoidance in complex dynamic environments, an adaptive UAV swarm control method with topology-driven bifurcation-aggregation dynamics is proposed. This method employs an adaptive neighboring modeling strategy based on triangulation, effectively utilizing neighborhood information with memory effects. Local density is used as the driving factor, and a three-force weighted online learning method is introduced, with self-feedback control of the flight parameters for each subsystem. Finally, a state bifurcation and density-distance coupling weight update model is utilized to achieve target point switching, adaptive obstacle avoidance, and terminal aggregation consistency in a multi-level swarm state, enhancing coordination and convergence among multiple UAVs. Simulation results demonstrate that this control method can perform task aggregation with varying numbers and sizes of tasks in environments containing various obstacles. In the final state, the UAVs maintain consistent velocity and altitude, adjusting control strategies during the process and modifying their communication relationship structure. Compared to traditional fixed-weight and static topology schemes, this method exhibits better robustness.

Keywords UAV, bifurcation control, obstacle avoidance, adaptive group control, starling