



基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制

孙永斌 苏荣茂 段海滨

Association Tracking Control of UAV Swarms Based on Harris Hawks Surrounding Behavior

SUN Yong-Bin, SU Rong-Mao, DUAN Hai-Bin

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250518>

您可能感兴趣的其他文章

性能函数引导的无人机集群深度强化学习控制方法

Performance Function-guided Deep Reinforcement Learning Control for UAV Swarm

自动化学报. 2025, 51(5): 905–916 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240519>

仿鸟群自推进机制的无人机集群相变控制

Phase Transition Control of UAV Swarm Based on Bird-inspired Self-propelled Mechanism

自动化学报. 2025, 51(5): 960–971 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240598>

基于时滞测量的复杂网络分布式状态估计研究

Distributed State Estimation for Complex Networks With Delayed Measurements

自动化学报. 2024, 50(4): 841–850 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210921>

性能约束下的四旋翼无人机协同吊挂系统分布式避碰跟踪控制

Distributed Collision Avoidance Tracking Control for Quadrotor Cooperative Suspension System Under Performance Constraints

自动化学报. 2024, 50(12): 2392–2406 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c240349>

基于社会化协同的无人机集群目标合围控制

Target Enclosing Control of Unmanned Aerial Vehicle Swarm Based on Socialized Collaboration

自动化学报. 2026, 52(2): 284–295 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c250415>

基于自适应多尺度超螺旋算法的无人机集群姿态同步控制

Attitude Consensus Control of UAV Swarm Based on Adaptive Multi-scale Super-twisting Algorithm

自动化学报. 2023, 49(8): 1656–1666 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220759>

基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制

孙永斌¹ 苏荣茂¹ 段海滨¹

摘要 针对无人机集群在纯方位测量下协同跟踪动态目标集群时面临的强非线性、高维度以及估计-控制耦合等关键难题,提出一种基于哈里斯鹰群环伺行为的分布式协同估计-控制闭环系统.基于鹰群在环伺猎物时形成的多视角感知特性,提出一种方位统计融合估计方法,将贝叶斯统计与分布式滤波相融合,引入共视子集的量测结构,通过伪线性的方位统计降低估计问题中的计算维度,并保持系统的可观性.依据鹰群的动态封锁机制,提出一种环伺关联跟踪控制器,使观测无人机能够主动维持最优环伺态势,从而提升估计质量及稳定性.理论分析证明该闭环系统的 Lyapunov 稳定性与估计误差的有界性,数值仿真验证了所提方法的有效性.

关键词 无人机集群; 协同目标跟踪; 环伺关联跟踪控制; 鹰群环伺行为; 分布式状态估计

引用格式 孙永斌, 苏荣茂, 段海滨. 基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制. 自动化学报, 2026, 52(5): 1-12

DOI 10.16383/j.aas.c250518 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250518

Association Tracking Control of UAV Swarms Based on Harris Hawks' Surrounding Behavior

SUN Yong-Bin¹ SU Rong-Mao¹ DUAN Hai-Bin¹

Abstract To address the key challenges of strong nonlinearity, high dimensionality, and estimation-control coupling faced by UAV swarms in bearing-only cooperative tracking of dynamic target swarms, this paper proposes a distributed estimation-control closed-loop system for bearing-only cooperative tracking of a dynamic target swarm, inspired by Harris hawks' surrounding behavior. Based on the multi-view perception characteristic formed when Harris hawks orbit their prey, a bearing-statistics fusion estimator is designed by combining Bayesian statistics with distributed filtering, using co-view subsets and pseudo-linearized bearing statistics to reduce computational dimensionality while preserving observability. Based on the dynamic blockade mechanism of the Harris hawks, a surrounding association tracking controller further enables observer UAVs to maintain an optimal surrounding configuration to enhance estimation quality. Theoretical analysis proves both the Lyapunov stability of the closed-loop system and the boundedness of the estimation error, while numerical simulations validate the effectiveness of the proposed method.

Keywords UAV swarm; cooperative target tracking; surrounding association tracking control; Harris hawks' surrounding behavior; distributed state estimation

Citation Sun Yong-Bin, Su Rong-Mao, Duan Hai-Bin. Association tracking control of UAV swarms based on Harris hawks' surrounding behavior. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(5): 1-12

无人机集群技术的快速发展催生出复杂环境中协同作业的需求^[1-2],多无人机协同已成为提升任务效率、增强系统鲁棒性与提高任务等级的关键范式.自然界中的生物群体通过协同感知与决策应对复杂环境中的挑战,其卓越的效能为人工系统提供丰富

的借鉴^[3-4].在此背景下,多智能体对多目标 (multiple agents multiple targets, MAMT) 的协同感知与交互是高级自主决策的核心能力.尽管单无人机的相关技术与方案已经较为成熟^[5-7],但是多目标场景下动态集群目标的规模化分布式感知、目标分配与协同制导仍然面临着通信约束、目标交织避碰、动态分配^[8]以及多机间的鲁棒性要求等系统性挑战^[9].此外,由于目标状态未知,智能体-目标之间的高动态特性以及多重约束耦合、群体与群体之间的交互与对抗任务,这类在自然界中广泛存在的博弈行为,已经成为目前的重点研究方向之一^[10-11].

准确估计目标状态 (如位置、速度、姿态) 是稳定跟踪控制的先决条件.目前,基于视觉的解决方案因信息丰富、重量轻、功耗低且成本可控等显著

收稿日期 2025-09-30 录用日期 2026-02-13

Manuscript received September 30, 2025; accepted February 13, 2026

国家自然科学基金 (62473025, 62533006, U2541218, T2121003) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62473025, 62533006, U2541218, T2121003)

本文责任编辑 贺威

Recommended by Associate Editor HE Wei

1. 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 北京 100083

1. National Key Laboratory of Aircraft Integrated Flight Control, School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100083

优势, 已经成为开阔环境下目标感知的首选方案之一^[12-13]. 这与哈里斯鹰群 (Harris hawks) 高度依赖视觉进行远程目标追踪与态势研判的策略不谋而合^[14], 其利用视觉获得的方位 (bearing) 信息提供一种轻量级、相对可获取的目标方向线索, 尤其适用于中远距离目标感知与资源受限的无人机平台. 然而, 在现有的研究背景下依旧存在着许多亟待解决的问题.

首要的挑战是如何解决 MAMT 状态估计中固有的计算维度问题. 基于优化的估计器在批处理方面提供理论上的最优性, 但其计算和通信需求对于 MAMT 任务而言过高. 现有的基于滤波的状态估计框架^[15] 主要聚焦于单目标场景, 将其扩展到 MAMT 会导致状态空间维度呈指数级增长, 在嵌入式平台上的运行效率无法满足高动态的任务需求. 并且目标间的运动耦合会强制引入互协方差项, 使得协方差矩阵的非对角化程度激增. 集中式方法存在指数级的复杂度增长, 而分布式方法则为了可扩展性而牺牲准确性. 关键的是, 现有框架缺乏针对纯方位 MAMT 估计问题的高效分布式统计融合方法, 当目标距离较远或尺寸较小时, 提取足够稳定的特征点变得困难, 因此只能获取其方位信息. 通过局部方位测量, 目标集群状态仅是部分可观测的, 不可观测子空间在智能体间的扩散会降低估计一致性.

在目标状态估计的基础上, 如何实现多智能体对动态目标的稳定、高效与鲁棒跟踪, 是提升集群系统自主性与智能水平的关键^[16]. 集群跟踪控制不仅要求个体具备局部感知与决策的能力, 更强调通过分布式协调机制实现整体跟踪性能的优化. 尤其在对多目标进行协同围捕、拦截或持续监视的任务

中^[17-18], 跟踪控制策略需综合考虑目标运动不确定性、智能体动力学约束、避障与队形保持等多重要求, 其控制性能直接决定任务的成败^[19]. 现有研究主要围绕领航-跟踪结构、基于行为的方法、虚拟结构法和优化控制框架等展开, 虽取得一系列进展^[20], 但在面对强动态、高对抗和资源受限的 MAMT 场景时, 仍存在响应滞后、控制精度下降及系统鲁棒性不足等问题^[21].

哈里斯鹰群高超的环伺 (surrounding) 协同狩猎行为, 为解决上述问题提供极具价值的仿生学模型^[22-23]. 如图 1 所示, 哈里斯鹰群在狩猎时^[24], 通过分散占位形成动态包围圈, 依赖个体局部的视觉方位观测与简单交互^[25], 即可协同优化对逃逸目标的多视角感知覆盖^[26], 并涌现出稳定的全局环伺态势. 这种对通信与感知资源约束的天然适应性, 与多无人机集群在复杂环境下对多目标进行协同感知与围捕的任务需求高度契合^[27-28].

受上述存在问题与现有研究及生物策略的启发, 本文深度借鉴哈里斯鹰群在狩猎时的环伺行为, 提出一个完整的无人机集群分布式协同估计-控制闭环系统, 旨在解决 MAMT 环境中的跟踪问题. 本文主要创新如下:

1) 受鹰群环伺行为中的多视角感知与分布式对峙特征的启发, 提出一种方位统计融合估计方法. 将鹰群通过视觉方位观测共享实现协同狩猎的策略, 抽象为基于贝叶斯统计与分布式滤波的融合, 同时引入共视子集的统计特征, 在保证系统动态可观测性的同时显著降低计算复杂度.

2) 受鹰群环伺行为中的协同包围与动态封锁维持最优观测方位的策略启发, 设计一种环伺关联跟踪控制器. 将鹰群维持包围半径与环绕度的机制

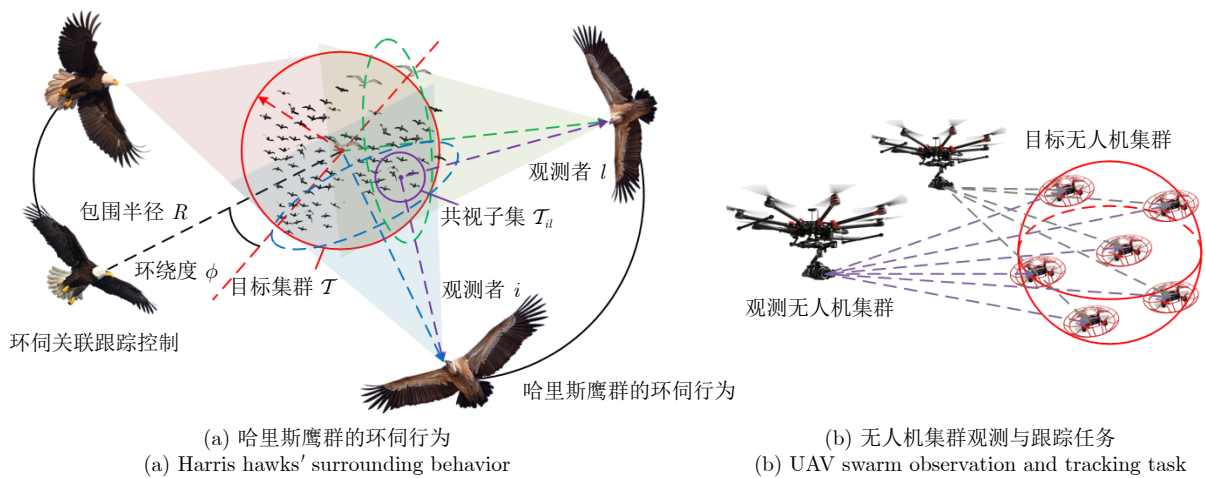


图 1 哈里斯鹰群环伺行为与无人机集群观测系统的映射关系

Fig. 1 Mapping relationship between Harris hawks' surrounding behavior and UAV swarm observation system

抽象为机动过程中自主维持对目标的环伺态势, 从而提升量测数据质量与估计稳定性.

3) 将上述受鹰群环伺行为启发的估计框架与跟踪控制相结合, 构建一个面向 MAMT 问题的完整的无人机集群分布式协同估计-控制闭环系统. 通过推导证明了算法的收敛性, 并通过实验验证了所提系统在提升估计精度和速度方面的显著效能.

1 问题描述和预备知识

1.1 问题描述

1.1.1 系统模型与估计目标

考虑一个由 N 架观测无人机 (仿鹰群) 协同跟踪 M 个动态目标 (仿猎物群) 的场景. 第 i 架观测无人机在时刻 k 的状态定义为 $\mathbf{x}_{i,k}^a = \left[(\mathbf{p}_{i,k}^a)^\top, (\mathbf{v}_{i,k}^a)^\top \right]^\top$, 其中 $\mathbf{p}_{i,k}^a \in \mathbf{R}^3$, $\mathbf{v}_{i,k}^a \in \mathbf{R}^3$ 分别表示三维位置和速度矢量. 所有观测无人机的状态构成了观测无人机集群的整体状态 $\mathbf{X}_k^a = \{\mathbf{x}_{1,k}^a, \dots, \mathbf{x}_{N,k}^a\}$. 该状态由自身搭载传感器 (如 GPS (global positioning system)、IMU (inertial measurement unit) 或视觉等) 测量得到, 已知且准确.

目标集群中的个体行为受其微观运动规则及其与邻居交互的影响, 其宏观上可涌现出复杂的集群行为, 如聚集、逃逸、围困等. 第 j 个目标在时刻 k 的状态定义为 $\mathbf{x}_{j,k}^t = \left[(\mathbf{p}_{j,k}^t)^\top, (\mathbf{v}_{j,k}^t)^\top \right]^\top$, 所有目标的状态构成了目标集群的整体状态 $\mathbf{X}_k^t = \{\mathbf{x}_{1,k}^t, \dots, \mathbf{x}_{M,k}^t\}$.

观测无人机集群仅依赖机载视觉传感器获取对目标的方位观测, 观测无人机 i 对目标 j 的方位观测 $z_{ij,k}$ 可以表示为:

$$z_{ij,k} = \frac{\mathbf{p}_{j,k}^t - \mathbf{p}_{i,k}^a}{\|\mathbf{p}_{j,k}^t - \mathbf{p}_{i,k}^a\|} + \mathbf{v}_{ij,k} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{v}_{ij,k} \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ 为高斯观测噪声, \mathbf{R} 为量测噪声协方差矩阵.

假设 1. 每个观测无人机可以获取传感器视野内清晰可辨的目标个体的带噪声方位测量, 且观测具有时序连续性.

设 $\mathcal{T}_{i,k}$ 与 $\mathcal{T}_{i,k+1}$ 为观测无人机 i 在相邻时刻 k 与 $k+1$ 观测到的目标标识集合, 存在一个常数 $\delta_T \in (0, 1]$, 使得相邻帧间目标集合的 Jaccard 相似度恒不低于阈值 δ_T , 可以表示为:

$$J_s(\mathcal{T}_{i,k}, \mathcal{T}_{i,k+1}) = \frac{|\mathcal{T}_{i,k} \cap \mathcal{T}_{i,k+1}|}{|\mathcal{T}_{i,k} \cup \mathcal{T}_{i,k+1}|} \geq \delta_T, \quad \forall k \quad (2)$$

注 1. 假设 1 保证了跟踪目标标识的连续性, 为

基于数据关联的序列估计提供了可能. 一般而言, 较高的采样频率、相对平缓的目标运动以及充足的传感器视场重叠是满足该假设的物理基础.

观测无人机之间通过有限的通信网络共享信息, 假设无人机 i 的通信邻居集合为 \mathcal{N}_i , 则其只与集合内的个体交换数据. 将无人机之间通信拓扑结构建立为一个有向图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{A})$, 其中 $\mathcal{V} = \{1, 2, \dots, N\}$ 是节点的有限集合, 每个节点代表一个观测无人机个体; $\mathcal{E} \subset \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ 是边的集合, 有向边 $e_{ij} = (i, j) \in \mathcal{E}$ 表示个体 i 能从个体 j 处接收信息; $\mathcal{A} = [a_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 是图的邻接矩阵, 其中元素 a_{ij} 表示连接权重. 则 \mathcal{N}_i 可以被定义为:

$$\mathcal{N}_i = \{j \in \mathcal{V} | (i, j) \in \mathcal{E}\} \quad (3)$$

定义图 \mathcal{G} 的入度矩阵 $\mathcal{D} = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_N\} \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 其中 $d_i = \sum_{j=1}^N a_{ij}$ 为节点 i 的入度. 图 \mathcal{G} 的拉普拉斯矩阵 $\mathcal{L} = [l_{ij}] \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 定义为:

$$\mathcal{L} = \mathcal{D} - \mathcal{A} \quad (4)$$

假设 2. 通信拓扑图 \mathcal{G} 是时变的, 但是在任意时刻包含一颗有向生成树.

注 2. 假设 2 保证信息能够在整个网络中有效传播, 是保证基于邻域共识的分布式算法能够实现系统全局一致性的必要条件.

在上述定义模型和条件下, 本文的核心估计目标可表述为: 基于所有观测无人机获取的局部方位观测序列 $\{z_{ij,k}\}$ 和通过有限通信获取的邻域信息, 协同、实时地生成全局目标集群状态 \mathbf{X}_k^t 的一致渐进无偏估计 $\hat{\mathbf{X}}_k^t$, 并确保估计的准确性和鲁棒性, 即:

$$\begin{cases} \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E} [\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^t - \mathbf{X}_k^t] = \mathbf{0}, & \forall i \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E} [\|\hat{\mathbf{X}}_{i,k}^t - \hat{\mathbf{X}}_{j,k}^t\|] = \mathbf{0}, & \forall i, j \end{cases} \quad (5)$$

1.1.2 跨尺度推理与关联跟踪控制

本文考虑的另一个核心问题是从对目标个体的微观观测中, 推断目标集群的宏观行为态势, 并驱使无人机集群形成并维持一个对目标集群的动态环伺估计. 建立一个推理框架 F , 使得:

$$\mathcal{B}_k := \left[(\mathbf{p}_{c,k}^t)^\top, (\mathbf{v}_{c,k}^t)^\top, (\text{vech}(\mathbf{P}_k^t))^\top \right]^\top = F \left(\{\hat{\mathbf{x}}_{j,k}^t\}_{j=1}^M \right) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_k^t = \begin{bmatrix} \sigma_{xx}^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{yx} & \sigma_{yy}^2 & \sigma_{yz} \\ \sigma_{zx} & \sigma_{zy} & \sigma_{zz}^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, \mathcal{B}_k 表示目标集群的宏观行为态势; $\mathbf{p}_{c,k}^t$, $\mathbf{v}_{c,k}^t$, $\text{vech}(\mathbf{P}_k^t)$ 分别表示目标集群质心、质心速度与空间散布信息; $\text{vech}(\cdot)$ 是半向量化操作. 该框架旨在模仿鹰群从局部观测中快速判断猎物群整体意图的能力, 调整控制逻辑.

对目标集群形成并维持一个动态环伺态势的控制部分可以表述为一个优化问题, 即寻找一个最优的控制输入 \mathbf{U}_k^{a*} , 以最小化一个覆盖了跟踪精度、包围圈形态、可观测性及目标集群态势等多重约束的性能指标 C :

$$\mathbf{U}_k^{a*} = \arg \min_{\mathbf{U}_k^a} C(\mathbf{X}_k^a, \hat{\mathbf{X}}_k^t, \mathcal{B}_k) \quad (8)$$

1.2 预备知识

1.2.1 群体运动模型

Boids 模型是 Reynolds 提出的用于模拟鸟类、鱼群等生物群体运动的经典计算模型, 其核心在于三个基于局部交互的简单规则: 分离 \mathbf{f}_i^{seq} 、对齐 \mathbf{v}_i^{align} 和聚集 \mathbf{p}_i^{coh} :

$$\Delta \mathbf{v}_i = \omega_{seq} \mathbf{f}_i^{seq} + \omega_{align} \mathbf{v}_i^{align} + \omega_{coh} \mathbf{p}_i^{coh} \quad (9)$$

其中, $\omega_{seq}, \omega_{align}, \omega_{coh} \in \mathbf{R}^+$ 表示对应规则的权重系数, 用于调节各个作用的强度.

假设 3. 目标集群的运动由 Boids 规则主导, 其宏观状态 \mathbf{X}_k^t 及 \mathcal{B}_k 变化连续并有界, 且在足够短的时间间隔内, 一个协调运动的生物群体可以近似看作一个形状不变的准刚体.

注 3. Boids 模型是一种基于规则的启发式模型, 而非源自物理定律, 其有效性依赖于大量智能体模拟的涌现结果验证, 由于本文方法设计与目标的动力学模型无关, 故选择该模型作为目标的运动模型.

1.2.2 分布式信息形式滤波框架

为解决多智能体协同估计问题, 常采用基于信息形式的分布式滤波框架. 考虑一个离散时间非线性系统, 对于每个节点 i , 典型状态模型和量测模型如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{i,k} = f(\mathbf{x}_{i,k-1}, \mathbf{u}_{i,k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_{i,k} = h(\mathbf{x}_{i,k}) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{x}_{i,k} \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{z}_{i,k} \in \mathbf{R}^m$ 分别是 k 时刻系统的状态向量和量测向量; $f(\cdot), h(\cdot)$ 分别是系统的状态转移函数和量测函数; $\mathbf{w}_{k-1} \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$, $\mathbf{v}_k \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R})$ 分别是过程噪声和量测噪声, \mathbf{Q} 表示过程噪声方差值. 核心迭代过程如下:

1) 预测步:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^- = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{i,k-1} \\ \mathbf{P}_{i,k}^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{i,k-1} (\mathbf{F}_k)^\top + \mathbf{Q} \end{cases} \quad (11)$$

2) 构建信息矩阵 \mathbf{Y} 及信息向量 \mathbf{y} :

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{i,k}^- = (\mathbf{P}_{i,k}^-)^{-1} \\ \mathbf{y}_{i,k}^- = \mathbf{Y}_{i,k}^- \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^- \end{cases} \quad (12)$$

3) 更新步:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_{i,k} = \mathbf{Y}_{i,k}^- + \mathbf{H}_{i,k}^\top \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{H}_{i,k} \\ \mathbf{y}_{i,k} = \mathbf{y}_{i,k}^- + \mathbf{H}_{i,k}^\top \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{z}_{i,k} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{P}_{i,k}$ 为误差协方差矩阵; 上标“-”表示先验量; \mathbf{F}_k 和 \mathbf{H}_k 分别为非线性函数 $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 的雅可比矩阵. 为融合邻域信息并处理未知的互协方差, 采用协方差交集算法. 节点 i 与所有邻居 j 交换其信息对, 并进行凸组合计算, 然后通过式 (13) 得到后验状态估计与协方差.

1.2.3 仿生行为的数学表征

为将哈里斯鹰的环伺行为转化为可计算的控制设计目标, 定义以下数学概念.

定义 1. 环绕度 $\phi_{i,k}$ 定义为 k 时刻观测无人机位置 $\mathbf{p}_{i,k}^a$ 到 $\mathbf{p}_{c,k}^t$ 的矢量与 $\mathbf{v}_{c,k}^t$ 方向之间的夹角, 具体表示为:

$$\phi_{i,k} := \arccos \left(\frac{(\mathbf{p}_{i,k}^a - \mathbf{p}_{c,k}^t) \cdot \mathbf{v}_{c,k}^t}{\|\mathbf{p}_{i,k}^a - \mathbf{p}_{c,k}^t\| \cdot \|\mathbf{v}_{c,k}^t\|} \right) \quad (14)$$

定义 2. 包围半径 $R_{i,k}$ 定义为 k 时刻观测无人机位置与目标集群质心之间的欧氏距离, 即:

$$R_{i,k} := \|\mathbf{p}_{i,k}^a - \mathbf{p}_{c,k}^t\| \quad (15)$$

定义 3. 若存在一个围绕目标集群中心 $\mathbf{p}_{c,k}^t$ 的凸包络 \mathcal{C}_k , 使得所有观测无人机均位于 \mathcal{C}_k 上或其外部邻域内, 且对于所有目标 j , 其方位向量至少与一个观测无人机方位向量的夹角不超过阈值 δ_C , 即:

$$\angle(\mathbf{p}_{j,k}^t - \mathbf{p}_{c,k}^t, \mathbf{p}_{i,k}^a - \mathbf{p}_{c,k}^t) \leq \delta_C, \quad \forall j, \exists i \quad (16)$$

则称观测无人机集群在 k 时刻对目标集群形成了环伺态势.

2 基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制

哈里斯鹰群的环伺行为在功能上实现了对猎物的分布式物理封控与多视角感知覆盖的优化. 个体鹰隼通过相对位置的调整, 始终保持对目标的方位观测, 并借助个体的机动来补偿其他成员可能存在的视觉遮挡问题, 从而在群体层面涌现出稳定的全

局态势感知. 个体仅依赖其局部的视觉方位观测与邻近个体的简单交流, 通过协同运动使目标始终处于包围圈的可控视域内, 极大地增强了群体对动态目标状态估计的鲁棒性与收敛性, 并为最终的协同攻击创造了最优条件, 以此设计基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制系统, 如图 2 所示.

2.1 方位测量与统计融合

在后续的论述中, 为使公式更简洁, 在不引起歧义的前提下, 省略了符号当前时刻 k . 根据式 (1) 所提出的方位信息测量模型, 对于观测无人机 i 与 l , 将对目标的量测信息分为对目标集群的全局量测 \mathcal{Z}_i 与对共视子群的共视量测 \mathcal{Z}_{il} 两个部分, 如图 1 所示, 可以定义为:

$$\begin{cases} \mathcal{Z}_i := \{z_{ij} | j \in \mathcal{T}_i\} \\ \mathcal{Z}_{il} := \{z_{ij} | j \in \mathcal{T}_{il} = \mathcal{T}_i \cap \mathcal{T}_l, l \in \mathcal{N}_i\} \end{cases} \quad (17)$$

其中, 共视量测表示对于任意两个观测无人机, 其视野的交集定义了一个共视子集 \mathcal{T}_{il} , 该子集是全集的一个截断样本, 其观测统计量与全局状态存在强烈的几何关联. 对于观测无人机 i 来说, 对其一次量测视野内所有得到的方向向量进行统计, 得到一阶矩和二阶矩:

$$\begin{cases} \tilde{\mu}_i = \frac{1}{|\mathcal{T}_i|} \left(\sum_{j \in \mathcal{T}_i} z_{ij} \right) \\ \tilde{\mathcal{S}}_i = \frac{1}{|\mathcal{T}_i| - 1} \left(\sum_{j \in \mathcal{T}_i} (z_{ij} - \mu_i)(z_{ij} - \mu_i)^T \right) \end{cases} \quad (18)$$

同理, 对共视子集的量测值可以计算得到统计量 $\tilde{\mu}_{il}^{\text{cov}}$ 与 $\tilde{\mathcal{S}}_{il}^{\text{cov}}$, 而目标集群状态与共视子集状态 $[(\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}})^T, (\mathbf{v}_{il}^{\text{cov}})^T, (\text{vech}(\mathbf{P}_{il}^{\text{cov}}))^T]^T$ (质心位置、速度及空间散布) 的关系为:

$$\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}} = \mathbb{E}[\mathbf{p}_j^t | j \in \mathcal{T}_{il}] = \mathbf{p}_c^t + \Delta \mathbf{p}(\mathbf{P}^t, \mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_l^a) = \mathbf{p}_c^t + \frac{\mathbf{P}^t \mathbf{u}_{il}^{\text{cov}}}{\sqrt{(\mathbf{u}_{il}^{\text{cov}})^T \mathbf{P}^t \mathbf{u}_{il}^{\text{cov}}}} + \mathbf{w}_p \quad (19)$$

$$\begin{cases} \mathbf{v}_{il}^{\text{cov}} = \dot{\mathbf{p}}_{il}^{\text{cov}} = \mathbf{v}_c^t + \Delta \mathbf{v}(\mathbf{P}^t, \mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_l^a) \\ \mathbf{P}_{il}^{\text{cov}} = \mathbf{P}^t \odot \mathbf{M}(\mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_l^a) \end{cases} \quad (20)$$

其中, $\Delta \mathbf{p}$, $\Delta \mathbf{v}$, \mathbf{M} 分别为共视子集与全集的质心位置偏差、速度偏差与散布关系; 将个体平衡点附近的微小移动建模为零均值的高斯噪声 $\mathbf{w}_p \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q})$, \mathbf{Q} 表示过程噪声方差值. 其余变量具体表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_{il}^{\text{cov}} = \frac{\mathbf{e}_{il}^{\text{cov}}}{\|\mathbf{e}_{il}^{\text{cov}}\|} \\ \mathbf{e}_{il}^{\text{cov}} = [\mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_l^a, \mathbf{p}_c^t]^T \left[\frac{D_l}{D_i + D_l}, \frac{D_i}{D_i + D_l}, -1 \right]^T \\ D_i = \|\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a\|, D_l = \|\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_l^a\| \end{cases} \quad (21)$$

注 4. 相比于 $\Delta \mathbf{p}$, $\Delta \mathbf{v}$ 与 \mathbf{M} 虽然包含了群体的高阶信息, 但是共视子集本质是全局分布在子集 \mathcal{T}_{il} 上的截断分布, 其解析形式难以获得. 而对于 $\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}}$ 的量测, 如式 (19) 所示, 包含了修正全局估计的充足共视子集信息, 故后续只用其构建高效的量测模型.

状态转移方程与量测方程如式 (10), 具体状态向量与伪量测向量构建为:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_c^t \\ \mathbf{v}_c^t \\ \text{vech}(\mathbf{P}^t) \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{z}_i = \begin{bmatrix} z_i^1 \\ z_i^2 \\ z_i^3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{\mu}_i \\ \text{vech}(\tilde{\mathcal{S}}_i) \\ \tilde{\mu}_i^{\text{cov}} \end{bmatrix} \quad (23)$$

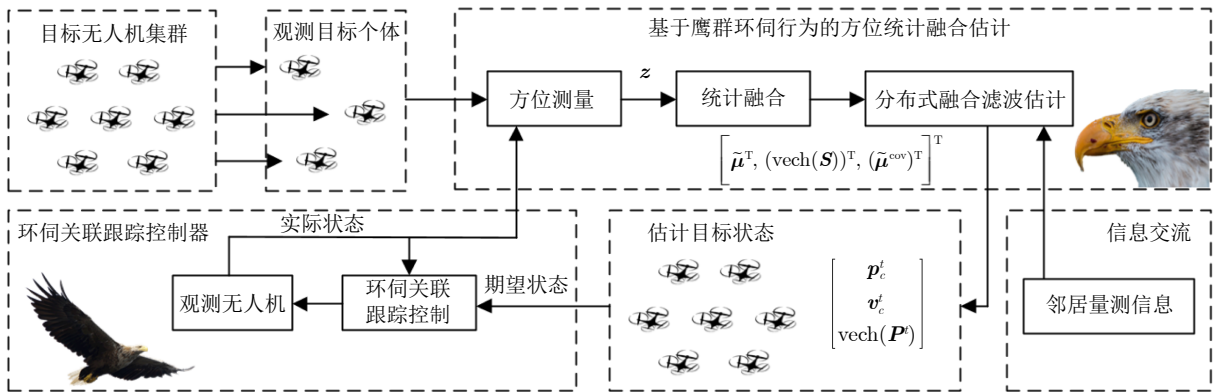


图 2 基于鹰群环伺行为的无人机集群关联跟踪控制系统结构图

Fig. 2 Structural diagram of UAV swarm association tracking control system based on Harris hawks' surrounding behavior

状态转移矩阵与过程噪声方差具体为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \Delta t \cdot \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_6 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\mathbf{Q} = \text{diag}\{\mathbf{Q}_p, \mathbf{Q}_v, \mathbf{Q}_P\} \quad (25)$$

其中, $\mathbf{Q}_p, \mathbf{Q}_v, \mathbf{Q}_P$ 分别为 $\mathbf{p}_c^t, \mathbf{v}_c^t, \text{vech}(\mathbf{P}^t)$ 对应的过程噪声方差值.

相比于状态方程, 量测方程的形式要更为复杂. 由式 (1) 可知, 对于任一给定的观测者 i , 方向向量 \mathbf{g} 是随机变量 \mathbf{p} 的非线性函数, 即 $\mathbf{g} = \mathbf{g}(\mathbf{p})$. 在 $\|\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a\| \gg \sqrt{\|\mathbf{P}\|}$ 的线性近似条件下, 在 \mathbf{p}_c^t 处进行一阶泰勒展开:

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}) = \frac{\mathbf{p} - \mathbf{p}_i^a}{\|\mathbf{p} - \mathbf{p}_i^a\|} \approx \mathbf{g}(\mathbf{p}_c^t) + \mathbf{J}_i(\mathbf{p}_c^t)(\mathbf{p} - \mathbf{p}_c^t) \quad (26)$$

$$\mathbf{J}_i(\mathbf{p}) = \frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{p}} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}} \left(\frac{\mathbf{r}_i}{r_i} \right) = \frac{1}{r_i} (\mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^T) \quad (27)$$

其中, $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_i(\mathbf{p}) = \mathbf{p} - \mathbf{p}_i^a, r_i = \|\mathbf{r}_i\|$. 由二阶矩统计量的定义可得:

$$\mathbf{S}_i(\mathbf{p}) = \mathbf{J}_i(\mathbf{p}) \mathbf{P}^t \mathbf{J}_i^T(\mathbf{p}) \quad (28)$$

结合式 (18) ~ (19)、(22) ~ (23)、(26) ~ (28) 可以得到量测方程具体为:

$$\mathbf{z}_i^1 = h_1(\mathbf{x}) = \mathbf{g}(\mathbf{p})|_{\mathbf{p}=\mathbf{p}_c^t} = \frac{\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a}{\|\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a\|} \quad (29)$$

$$\mathbf{z}_i^2 = h_2(\mathbf{x}) = \text{vech}(\mathbf{S}_i(\mathbf{p}))|_{\mathbf{p}=\mathbf{p}_c^t} = \text{vech} \left(\frac{1}{r_i^2} (\mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^T) \mathbf{P}^t (\mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^T)^T \right) \quad (30)$$

$$\mathbf{z}_i^3 = h_3(\mathbf{x}) = \mathbf{g}(\mathbf{p})|_{\mathbf{p}=\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}}} = \frac{\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}} - \mathbf{p}_i^a}{\|\mathbf{p}_{il}^{\text{cov}} - \mathbf{p}_i^a\|} = \frac{\mathbf{p}_c^t + \Delta \mathbf{p}(\mathbf{P}^t, \mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_i^a) - \mathbf{p}_i^a}{\|\mathbf{p}_c^t + \Delta \mathbf{p}(\mathbf{P}^t, \mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_i^a) - \mathbf{p}_i^a\|} \quad (31)$$

其中, 由前文定义, $\mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_{il}^{\text{cov}}$ 分别是目标集群 \mathcal{T} 和共视子集 \mathcal{T}_{il} 的质心位置. 量测噪声协方差矩阵具体为:

$$\mathbf{R} = \text{diag}\{\mathbf{R}_\mu, \mathbf{R}_S, \mathbf{R}_{\text{cov}}\} \quad (32)$$

其中, $\mathbf{R}_\mu, \mathbf{R}_S, \mathbf{R}_{\text{cov}}$ 分别为量测量 $\tilde{\boldsymbol{\mu}}_i, \text{vech}(\tilde{\mathbf{S}}_i), \tilde{\boldsymbol{\mu}}_i^{\text{cov}}$ 对应的量测噪声协方差矩阵.

2.2 方位统计融合估计方法

令 $\mathbf{q}^t = \text{vech}(\mathbf{P}^t)$, 由于 $h_1(\mathbf{x})$ 不依赖于 \mathbf{v}_c^t 和 \mathbf{q}^t , 由式 (27)、(29) 可知:

$$\frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \left[\frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{p}_c^t}, \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{v}_c^t}, \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{q}^t} \right] = \left[\frac{1}{r_i} (\mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^T), \mathbf{0}, \mathbf{0} \right] \quad (33)$$

而对于 $h_3(\mathbf{x})$, 由式 (19)、(31) 可知:

$$\frac{\partial h_3(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial h_3(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}} \frac{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{x}} \quad (34)$$

由式 (31) 有:

$$\frac{\partial h_3(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}} = \frac{1}{\|\mathbf{d}^{\text{cov}}\|} \left(\mathbf{I} - \mathbf{g}^{\text{cov}} (\mathbf{g}^{\text{cov}})^T \right) \quad (35)$$

其中, $\mathbf{d}^{\text{cov}} = \mathbf{p}^{\text{cov}} - \mathbf{p}_i^a; \mathbf{g}^{\text{cov}} = \mathbf{d}^{\text{cov}} / \|\mathbf{d}^{\text{cov}}\|$. 由式 (19) 得 $\Delta \mathbf{p}(\mathbf{P}^t, \mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_i^a)$ 等价于 $\Delta \mathbf{p}(\mathbf{P}^t, \mathbf{u}^{\text{cov}})$, 则:

$$\frac{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{x}} = \left[\frac{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{p}_c^t}, \frac{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{v}_c^t}, \frac{\partial \mathbf{p}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{q}^t} \right] = \left[\mathbf{I} + \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{u}^{\text{cov}}} \frac{\partial \mathbf{u}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{p}_c^t}, \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{u}^{\text{cov}}} \frac{\partial \mathbf{u}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{v}_c^t}, \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{q}^t} \right] \quad (36)$$

定义如下中间变量:

$$\begin{cases} s = \sqrt{(\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \mathbf{P}^t \mathbf{u}^{\text{cov}}} \\ \mathbf{v} = \mathbf{P}^t \mathbf{u}^{\text{cov}} \end{cases} \quad (37)$$

定义复制矩阵 \mathbf{D} , 其是一个线性变换矩阵, 满足:

$$\text{vec}(\mathbf{P}^t)_{9 \times 1} = \mathbf{D}_{9 \times 6} \text{vech}(\mathbf{P}^t)_{6 \times 1} = \mathbf{D} \mathbf{q}^t \quad (38)$$

将式 (37) 和 (38) 代入式 (36) 中可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{q}^t} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{q}^t} \left(\frac{\mathbf{v}}{s} \right) = \frac{1}{s} \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \mathbf{q}^t} - \frac{1}{s^2} \mathbf{v} \frac{\partial s}{\partial \mathbf{q}^t} = \\ &= \frac{1}{s} \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial \text{vec}(\mathbf{P}^t)} \frac{\partial \text{vec}(\mathbf{P}^t)}{\partial \mathbf{q}^t} - \frac{1}{s^2} \mathbf{v} \frac{1}{2s} \times \\ &= \frac{\partial \left((\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \mathbf{P}^t \mathbf{u}^{\text{cov}} \right)}{\partial \mathbf{q}^t} = \frac{1}{s} \left((\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \otimes \mathbf{I} \right) \mathbf{D} - \\ &= \frac{1}{2s^3} \mathbf{v} \left((\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \otimes (\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \right) \mathbf{D} \end{aligned} \quad (39)$$

其中, \otimes 表示克罗内克积. 与 $\frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{q}^t}$ 不同的是, $\mathbf{u}^{\text{cov}} = \mathbf{u}^{\text{cov}}(\mathbf{p}_c^t, \mathbf{p}_i^a, \mathbf{p}_i^a)$, 故共视子集质心的方向会受到观测无人机状态的影响, 即 \mathbf{u}^{cov} 是可控的. 本文通过设计观测者的关联跟踪控制器 (将在第 2.3 节详细阐述) 限制 $\mathbf{u}^{\text{cov}} = \mathbf{u}^{\text{cov}}(\mathbf{v}_c^t)$ 来减少雅可比矩阵的复杂性, 在此条件下有:

$$\frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{p}_c^t} = \mathbf{0} \quad (40)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{v}_c^t} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{v}_c^t} \left(\frac{\mathbf{v}}{s} \right) = \mathbf{P}^t \frac{\partial}{\partial \mathbf{v}_c^t} \left(\frac{\mathbf{u}^{\text{cov}}}{s} \right) = \\ &= \frac{1}{s} \mathbf{P}^t \frac{\partial \mathbf{u}^{\text{cov}}}{\partial \mathbf{v}_c^t} - \frac{1}{s^3} \mathbf{P}^t \mathbf{u}^{\text{cov}} (\mathbf{u}^{\text{cov}})^T \mathbf{P}^t \frac{\partial s}{\partial \mathbf{v}_c^t} \end{aligned} \quad (41)$$

将式 (35) ~ (36)、(39) ~ (41) 代入式 (34) 得:

$$\frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \frac{1}{\|\mathbf{d}^{\text{cov}}\|} \left(\mathbf{I} - \mathbf{g}^{\text{cov}} (\mathbf{g}^{\text{cov}})^{\text{T}} \right) \left[\mathbf{I}, \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{v}_c^t}, \frac{\partial \Delta \mathbf{p}}{\partial \mathbf{q}^t} \right] \quad (42)$$

最后, 在设计关联跟踪控制器的基础上进行 $h_2(\mathbf{x})$ 雅可比矩阵的推导. 定义相对位置矢量 $\mathbf{d}_i^c = \mathbf{r}_i(\mathbf{p}_c^t) = \mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a$ 和投影矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^{\text{T}}$, 则有:

$$\mathbf{S} = \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} \mathbf{A} \mathbf{P}^t \mathbf{A}^{\text{T}} \quad (43)$$

由向量化恒等式有:

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{S}) &= \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} \text{vec}(\mathbf{A} \mathbf{P}^t \mathbf{A}^{\text{T}}) = \\ &= \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{D} \mathbf{q}^t = \mathbf{D} \text{vech}(\mathbf{S}) \end{aligned} \quad (44)$$

左乘复制矩阵的伪逆 \mathbf{D}^+ 得:

$$\frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{q}^t} = \mathbf{D}^+ \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{D} \quad (45)$$

由于 \mathbf{g} 与 $\|\mathbf{d}_i^c\|$ 均依赖于 \mathbf{p}_c^t , 则有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{p}_c^t} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}_c^t} \left[\frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} \right] (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{D} \mathbf{q}^t + \\ &= \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}_c^t} [(\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{D} \mathbf{q}^t] \end{aligned} \quad (46)$$

在 $\|\mathbf{d}_i^c\|$ 较大时, 该式包含因子 $\|\mathbf{d}_i^c\|^{-3}$ 与 $\|\mathbf{d}_i^c\|^{-4}$, 故有 $\frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{p}_c^t} \approx \mathbf{0}$. 由于 \mathbf{S} 不依赖于 \mathbf{v}_c^t , 故有 $\frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{v}_c^t} = \mathbf{0}$, 从而得到雅可比矩阵:

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_3(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} &= \left[\frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{p}_c^t}, \frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{v}_c^t}, \frac{\partial h_3}{\partial \mathbf{q}^t} \right] = \\ &= \left[\mathbf{0}, \mathbf{0}, \mathbf{D}^+ \frac{1}{\|\mathbf{d}_i^c\|^2} (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{D} \right] \end{aligned} \quad (47)$$

单一节点的观测视角有限, 且其估计易受局部观测噪声和模型不确定性的影响, 为提升估计精度、鲁棒性及系统可扩展性, 采用基于扩散策略的分布式协同信息滤波框架, 如式 (11) ~ (13) 所示. 每个节点的通信与计算负载仅取决于其邻居数量, 从而保障了算法在大规模网络中的可扩展性.

2.3 环伺关联跟踪控制

根据第 2.1 节与第 2.2 节所述, 分布式估计器的性能高度依赖于共视子群观测的质量与稳定性. 为优化估计过程, 需对观测者自身的运动进行主动控制, 本节通过借鉴哈里斯鹰群的环伺行为中协同包围与动态封锁维持最优观测方位的策略, 设计了一种环伺关联跟踪控制策略.

哈里斯鹰群在追捕敏捷机动的猎物时, 并非从所有方向进行围堵, 而是采用一种典型地在侧后方环伺的策略. 个体在机动过程中通常呈固定夹角, 处于猎物侧后方的视野盲区中, 自主维持对猎物的环伺态势, 如图 1 所示.

由式 (42)、(47) 所推导的雅可比矩阵及定义 1 可知, 观测者与目标之间的环绕度 ϕ_i 需要主动维持不变. 将哈里斯鹰群的环伺行为抽象化, 由前文所定义的仿生行为的数学表征, 设计系统的仿生价值函数 C :

$$\begin{aligned} C &= \int_t^{t+\Delta t} \left[Q_\phi (\phi(\tau) - \phi_{des})^2 + Q_R (R(\tau) - R_{des}) + \right. \\ &\quad \left. \gamma (\mathbf{v}^a(\tau) - \mathbf{v}_c^t(\tau))^{\text{T}} \mathbf{u}_{des}(\tau) + \mathbf{a}^{\text{T}}(\tau) \mathbf{R}_a \mathbf{a}(\tau) \right] d\tau \end{aligned} \quad (48)$$

其中, $e_\phi = \phi(\tau) - \phi_{des}$, $e_R = R(\tau) - R_{des}$ 分别为环绕度及包围半径跟踪误差; $\mathbf{e}_v = \mathbf{v}^a(\tau) - \mathbf{v}_c^t(\tau)$ 为速度跟踪误差; $\mathbf{u}_{des} \cdot \mathbf{v}_c^t = \cos(\phi_{des})$; Q_ϕ , Q_R , γ , \mathbf{R}_a 分别为对应项系数; \mathbf{a} 为加速度; 下标 des 表示对应变量的期望值. 第三项为能量优化项, 第四项为控制代价优化项, 用于驱动观测无人机收敛至更优的滑翔轨迹.

为了得到可用于实时控制的解析反馈律, 在当前状态 $\mathbf{x} = [\phi, R, (\mathbf{v}^a)^{\text{T}}]^{\text{T}}$ 处对系统进行线性化, 并根据线性二次调节器的思想, 假设协态 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_\phi, \lambda_R, \boldsymbol{\lambda}_v^{\text{T}}]^{\text{T}}$ 与状态误差成正比, 则最优控制律可近似为:

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_i^{a*} &= -K_\phi (\phi - \phi_{des}) \frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{p}_i^a} - K_R (R - \\ &= R_{des}) \frac{\partial (\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a)}{\partial \|\mathbf{p}_c^t - \mathbf{p}_i^a\|} - K_v (\mathbf{v}_i^a - \mathbf{v}_c^t) - \\ &= K_e (\mathbf{I} - \mathbf{u}_{des} \mathbf{u}_{des}^{\text{T}}) \mathbf{v}_i^a \end{aligned} \quad (49)$$

其中各项依次为: 环绕度误差修正项、包围半径误差修正项、阻尼项、能量优化项, K_ϕ 、 K_R 、 K_v 、 K_e 分别为对应项控制增益; $\frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{p}_i^a} = (1/(R \sin \phi)) (\mathbf{I} - \mathbf{g}\mathbf{g}^{\text{T}}) \hat{\mathbf{v}}_c^t$.

3 稳定性分析

首先分析环伺关联跟踪控制系统的稳定性, 选取一个包含所有需要稳定的误差状态的正定标量函数:

$$V = \frac{1}{2} e_\phi^2 + \frac{1}{2} e_R^2 + \frac{1}{2} \mathbf{e}_v^{\text{T}} \mathbf{e}_v \quad (50)$$

求导得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= (\phi - \phi_{des}) \dot{\phi} + (R - R_{des}) \dot{R} + \\ & (\mathbf{v}_i^a - \mathbf{v}_c^t)^\top (\dot{\mathbf{v}}_i^a - \dot{\mathbf{v}}_c^t) \end{aligned} \quad (51)$$

在短时间内, 认为目标速度变化缓慢, 即 $\mathbf{e}_v = \mathbf{a}_i^a$. 在系统动力学中有:

$$\begin{cases} \dot{R} = \mathbf{g}^\top (\mathbf{v}_c^t - \mathbf{v}_i^a) = -\mathbf{g}^\top \mathbf{e}_v \\ \dot{\phi} = -\frac{1}{R \sin \phi} \mathbf{e}_v^\top (\dot{\mathbf{v}}_c^t - \mathbf{g} \cos \phi) \end{cases} \quad (52)$$

将控制律 (49) 代入式 (51) 得:

$$\dot{V} = -K_\phi e_\phi^2 \left\| \frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{p}_i^a} \right\|^2 - K_R e_R^2 - K_v \|\mathbf{e}_v\|^2 + \Delta_V \quad (53)$$

其中 Δ_V 包含高阶耦合项和小量扰动. 在平衡点 $(e_\phi, e_R, \mathbf{e}_v) = (0, 0, \mathbf{0})$ 附近的一个邻域内, 存在常数 $\delta > 0$ 使得对于某个 $\varepsilon > 0$, 有 $\|\Delta_V\| \leq \varepsilon(|e_\phi| + |e_R| + \|\mathbf{e}_v\|)$. 由于 K_ϕ, K_R, K_v 大于 0, 且当 $\phi \neq 0$ 或 $\phi \neq \pi$ 时 $\left\| \frac{\partial \phi}{\partial \mathbf{p}_i^a} \right\| > 0$ 成立, 因此存在一个半径 $\Delta > 0$ 的球域 \mathcal{B}_Δ 围绕原点, 使得对于所有 $(e_\phi, e_R, \mathbf{e}_v) \in \mathcal{B}_\Delta$, 当 $(e_\phi, e_R, \mathbf{e}_v) \neq \mathbf{0}$ 时, 有 $\dot{V} < 0$. 由 Lyapunov 稳定性定理可知系统是局部渐进稳定的, 即:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (e_\phi(t), e_R(t), \mathbf{e}_v(t)) = (0, 0, \mathbf{0}) \quad (54)$$

式 (54) 保证了环伺关联跟踪控制器在定义的误差系统中的局部操作域渐进稳定, 即能保证整体最优环伺势态的稳定性.

假设 4. 系统 (10) 中的噪声协方差矩阵一致有界且正定.

假设 5. 存在整数 N_0 和常数 $\alpha_1, \alpha_2 > 0$, 使得对每个节点 i 和任意 $k \geq N_0$, 局部可观测性 Gramian 满足:

$$\alpha_1 \mathbf{I} \preceq \sum_{j=k-N_0+1}^k (\Phi_{j,k}^i)^\top (\mathbf{H}_j^i)^\top (\mathbf{R}_i)^{-1} \mathbf{H}_j^i \Phi_{j,k}^i \preceq \alpha_2 \mathbf{I} \quad (55)$$

其中, $\Phi_{j,k}^i = \mathbf{F}^{k-j}$ 是状态转移矩阵; $\mathbf{H}_j^i = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \big|_{\hat{\mathbf{x}}_{j|j-1}^i}$.

注 5. 假设 4 在实际系统中噪声总是有限的, 因此是合理的. 而假设 5 表示对于非线性系统, 局部可观测性意味着在估计值附近, 系统状态可以通过观测值唯一确定, 只需要传感器配置合理即可.

由假设 1 以及式 (29) ~ (31)、(33)、(42)、(47) 可知, 量测方程及其雅可比矩阵是 Lipschitz 连续的, 即:

$$\begin{cases} \|h^i(\mathbf{x}) - h^i(\mathbf{y})\| \leq L_h^i \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \\ \|\mathbf{H}^i(\mathbf{x}) - \mathbf{H}^i(\mathbf{y})\| \leq L_H^i \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \end{cases} \quad (56)$$

其中, 正常数 L_h^i 和 L_H^i 分别为函数 h^i 和雅可比矩

阵 \mathbf{H}^i 的 Lipschitz 常数.

引理 1. 对于所有 i, k , 存在标量常数 $p_{\min} > 0$ 和 $p_{\max} > 0$, 使得系统的误差协方差 $\mathbf{P}_{k|k}^i$ 是有界的, 即:

$$0 \prec p_{\min} \mathbf{I} \preceq \mathbf{P}_{k|k}^i \preceq p_{\max} \mathbf{I}, \quad \forall i, k \quad (57)$$

证明. 协方差更新方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{k+1|k}^i = \mathbf{F} \mathbf{P}_{k+1|k}^i \mathbf{F}^\top + \mathbf{Q} \\ \mathbf{P}_{k+1|k+1}^i = \left[\left(\mathbf{P}_{k+1|k}^i \right)^{-1} + \left(\mathbf{H}_{k+1}^i \right)^\top \right. \\ \left. \left(\mathbf{R}_i \right)^{-1} \mathbf{H}_{k+1}^i \right]^{-1} \end{cases} \quad (58)$$

故在假设 4 及式 (56) 的条件下, 可知系统的估计误差都是有界的. \square

定理 1. 局部估计误差是均方有界的, 即存在常数 $c > 0$, 令 $\mathbf{e}_k^i = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^i$, 使得:

$$\sup_{k \geq 0} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{e}_k^i\|^2 \right] \leq c, \quad \forall i \quad (59)$$

证明. 由式 (57), 有 $\mathbb{E} \left[\mathbf{e}_k^i (\mathbf{e}_k^i)^\top \right] = \mathbf{P}_{k|k}^i \preceq p_{\max} \mathbf{I}$, 因此:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[\|\mathbf{e}_k^i\|^2 \right] &= \mathbb{E} \left[\text{tr} \left(\mathbf{e}_k^i (\mathbf{e}_k^i)^\top \right) \right] = \\ & \text{tr} \left(\mathbf{P}_{k|k}^i \right) \preceq n \cdot p_{\max} := c \end{aligned} \quad (60)$$

由此可得局部估计误差是均方有界的. \square

定理 1 说明了局部估计误差的均方有界性, 即方位统计融合估计方法在局部区域内是稳定的, 不会导致滤波发散. 分布式滤波通过扩散步骤实现一致性, 定义共识误差为 $\delta_{i,k}^t = \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^t - \bar{\mathbf{x}}_{i,k}^t$, 其中 $\bar{\mathbf{x}}_{i,k}^t = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^t$ 为观测者的整体平均估计.

引理 2. 扩散矩阵具有压缩性, 存在常数 $0 < \sigma < 1$, 使得:

$$\|\omega_k - \frac{1}{N} \mathbf{1} \mathbf{1}^\top\| \leq \sigma \quad (61)$$

证明. 在假设 2 下, 扩散权重矩阵 $\omega_k = [\omega_k^{ij}]$ 是一个随机矩阵, 根据 Perron-Frobenius 定理, ω_k 可以分解为 $(1/N) \mathbf{1} \mathbf{1}^\top + \mathbf{J}_k$, 其中 $\|\mathbf{J}_k\| \leq \sigma < 1$. \square

定理 2. 所有观测者对目标的状态估计具有渐进一致性, 即:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E} \left[\|\hat{\mathbf{x}}_{i,k}^t - \hat{\mathbf{x}}_{j,k}^t\|^2 \right] = 0, \quad \forall i, j \quad (62)$$

证明. 定义全局估计 $\hat{\mathbf{X}}_k^t = \left[(\hat{\mathbf{x}}_{1,k}^t)^\top, \dots, (\hat{\mathbf{x}}_{N,k}^t)^\top \right]^\top$, 扩散步骤可以写为:

$$\hat{\mathbf{X}}_k^t = (\omega_k \otimes \mathbf{I}) \hat{\mathbf{X}}_k^{t-} \quad (63)$$

其共识动力学为:

$$\Delta_k = (\omega_k \otimes \mathbf{I}) \Delta_k^- + \mathbf{d}_k \quad (64)$$

其中, $\Delta_k = [(\delta_{1,k}^t)^T, \dots, (\delta_{N,k}^t)^T]^T$; \mathbf{d}_k 是合并了过程噪声、量测噪声和线性化误差的扰动项. 由引理 2, 有:

$$\left\| \omega_k \otimes \mathbf{I} - \frac{1}{N} \mathbf{1}\mathbf{1}^T \otimes \mathbf{I} \right\| = \left\| \omega_k - \frac{1}{N} \mathbf{1}\mathbf{1}^T \right\| \leq \sigma < 1 \quad (65)$$

因此, 共识误差动力学的齐次部分是指数稳定的. 而对于扰动项, 由于噪声是均方有界的, 根据线性系统输入-状态稳定性理论, 共识误差 Δ_k 是均方最终有界的, 即对于某个 $d > 0$, 有:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sup E \left[\|\Delta_k\|^2 \right] \leq d \quad (66)$$

由于共识误差动力学在噪声驱动下构成一个遍历性的马尔科夫过程, 因此应用超鞅收敛定理, 可以证明:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E \left[\|\delta_{i,k}^t\|^2 \right] = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} E \left[\|\hat{\mathbf{x}}_{i,k}^t - \hat{\mathbf{x}}_{j,k}^t\|^2 \right] = 0 \quad (67)$$

□

定理 2 表明所有观测无人机的估计误差不仅有界, 还会互相收敛到一致的估计值. 且系统共识误差的收敛速率由扩散矩阵的压缩性决定, 而与节点总数无关.

4 仿真分析

考虑由 3 架观测无人机和 20 架目标无人机组成的集群跟踪系统, 仿真验证本文所提出的基于鹰群环伺行为的方位统计融合估计与环伺关联跟踪控制算法.

4.1 仿真条件

仿真步长设置为 $\Delta t = 0.05$ s, 观测无人机之间的通信范围设置为 $d_{com} = 80$ m, 观测无人机初始位置分别设置为 $\mathbf{p}_{1,0}^a = [150, -40, 80]^T$ m, $\mathbf{p}_{2,0}^a = [50, -60, 20]^T$ m, $\mathbf{p}_{3,0}^a = [70, -30, 100]^T$ m. 为保证实验结果的可执行性, 使用饱和函数限制控制器输出 $\|(\mathbf{a}_i^a)_{\max}\| = 10$ m/s², 并且设置最大速度为 $\|\mathbf{v}_{\max}^a\| = 20$ m/s. 目标无人机集群初始中心位置设置为 $\mathbf{p}_{c,0}^t = [100, 0, 50]^T$ m, 集群模型控制参数设置为 $[\omega_{seq}, \omega_{align}, \omega_{coh}] = [3.5, 0.5, 0.1]$, 最大速度为 $\|\mathbf{v}_{\max}^t\| = 10$ m/s, 随机生成在半径 $r_0^t = 20$ m 的球形空间中. 估计的初始矩阵设置为 $\hat{\mathbf{x}}_0^t = [0, 0, 0, 0, 0, 0, 10]^T$, $\hat{\mathbf{P}}_0^t = \text{diag}\{50, 50, 50, 10, 10, 10,$

$5\}$, $\mathbf{Q} = \text{diag}\{0.50, 0.50, 0.50, 0.20, 0.20, 0.20, 0.05\}$, $R = 0.1\mathbf{I}_{12}$. 环伺关联跟踪控制参数设置为 $K_\phi = 1.0$, $K_R = 1.6$, $K_v = 0.8$, $K_e = 0.4$.

为验证本文所提方法的有效性, 设置两种不同的典型仿真情况, 并采用分布式扩展卡尔曼滤波 (distributed extended Kalman filter, DEKF), 一致性卡尔曼滤波 (consensus Kalman filter, CKF) 进行对比. 在对比算法中, 均使用纯方位信息作为量测量, 并采用均值作为结果, 其余控制结构与本文方法相同.

4.2 仿真结果

情况 1. 目标无人机集群沿弧线作带有内部螺旋状的飞行, 对应自然界中生物的“自主逃逸”行为. 弧线运动的方向变化有限, 但增加了集群内部的运动, 对群体估计的鲁棒性产生考验. 虚拟领导者的速度设置为 $\mathbf{v}_{c,k}^t = [4 \sin(k \cdot \Delta t), 8, 1]^T$ m/s, 该条件下目标无人机集群的运动轨迹如图 3 所示.

本文所提方法的仿真结果如图 4 ~ 6 所示. 多观测无人机集群与目标无人机集群构成的跟踪系统结果轨迹如图 4 所示. 在目标无人机集群以带有内部螺旋状的弧线运动时, 3 架观测无人机呈稳定夹角分布在目标整体的侧后方跟踪, 并能够自主维持对目标的环伺态势, 通过协同运动让目标始终处于自身的控制范围内.

图 5 为在环伺关联跟踪控制下, 各个观测无人机的包围半径、速度与环绕度的收敛曲线. 从该曲线可以看出, 各个受控状态都能快速收敛并且保持稳定. 其中, 包围半径曲线呈现无振荡与逐步平滑的单调收敛趋势, 环绕度快速进入收敛区间, 说明观测者能够稳定良好地观测几何结构, 从而保证了

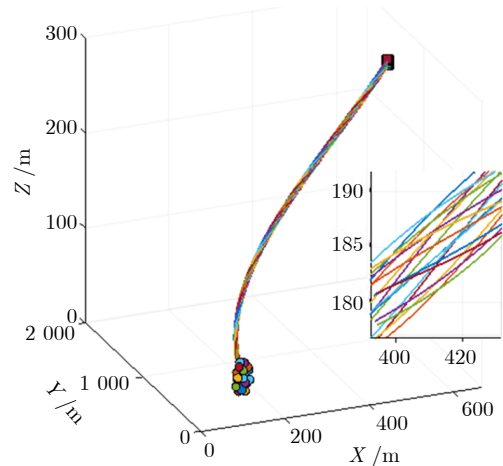


图 3 目标无人机集群轨迹 (情况 1)

Fig.3 Target UAV swarm trajectory (Case 1)

量测矩阵的非退化性. 而由于目标内部运动, 速度曲线存在小范围的合理抖动. 图 6 分别表明了本文所提出的方位融合估计方法与 DEKF 和 CKF 在相

同条件下的状态估计误差情况, 分别为位置估计误差、速度估计误差以及半径估计误差. 由结果可知, 本文的估计方法收敛更快并且稳态误差更小. 由于量测约束与统计特征的融合, 本文的方法更能在目标系统不稳定时 (0 ~ 5 s) 捕捉到系统的整体特征, 从而降低估计的不确定性. 相比之下, DEKF 会存在明显的估计滞后与抖动现象; CKF 由于保证了全局一致性, 收敛速度和稳定性均有所提升, 但由于对量测的敏感性, 仍会出现一定的偏差.

情况 2. 目标无人机集群沿圆周的飞行, 对应自然界中生物的“自然迁徙”行为. 圆周运动产生的强非线性是对估计线性化误差及控制器预测能力的严峻挑战, 可以检验算法在目标模型失配情况下的准确性和鲁棒性. 目标无人机集群的虚拟领导者的速度设置为 $v_{c, k}^t = [-8 \sin(0.08k \cdot \Delta t), 8 \cos(0.08k \cdot \Delta t), 0]^T$ m/s. 该条件下目标无人机集群的运动轨迹如图 7 所示.

本文所提方法的仿真结果如图 8 ~ 10 所示. 多观测无人机集群与多目标无人机集群构成的跟踪系统的结果轨迹如图 8 所示, 与情况 1 类似, 在目标无人机集群以圆周运动时, 目标的状态方程严重失准, 但是观测无人机依旧能够实现稳定的环伺跟踪任务. 图 9 为在环伺关联跟踪控制下, 各个观测无人机受控状态的收敛曲线. 图 10 分别表明了本文所提出的方位融合估计方法与 DEKF 和 CKF 在相同条件下的状态估计误差情况, 本文方法在目标圆周运动情况下依然保持着更高的稳定性和收敛速度.

根据以上两种任务场景的仿真, 可以得到以下分析结果. 本文提出的算法虽依靠部分假设, 且对

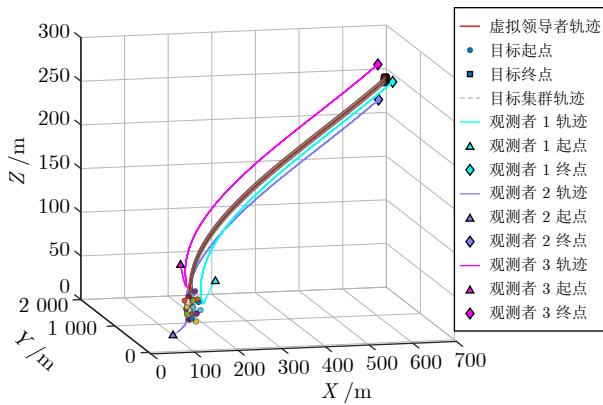


图 4 系统跟踪控制轨迹 (情况 1)

Fig. 4 System tracking control trajectory (Case 1)

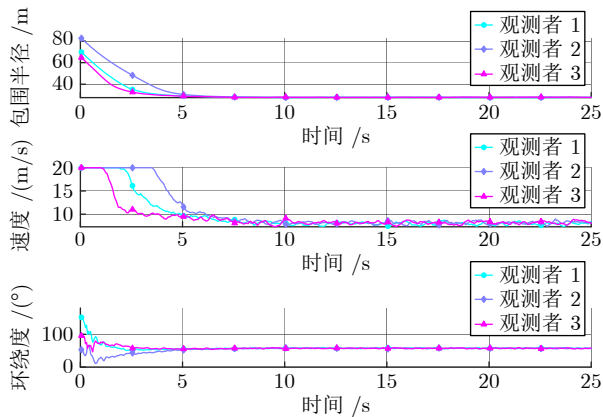


图 5 环伺关联跟踪控制量 (情况 1)

Fig. 5 Surrounding association tracking control variable (Case 1)

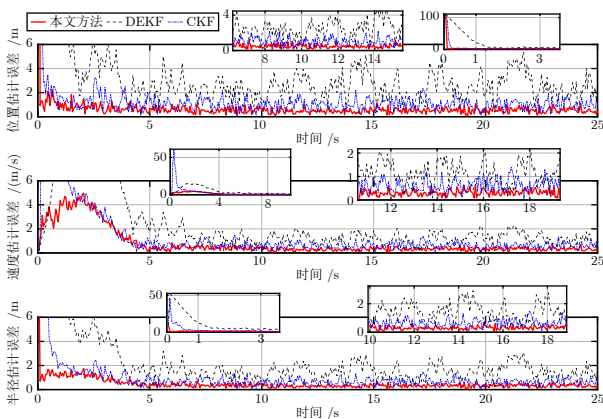


图 6 方位统计融合估计误差 (情况 1)

Fig. 6 Bearing-only statistical fusion estimation error (Case 1)

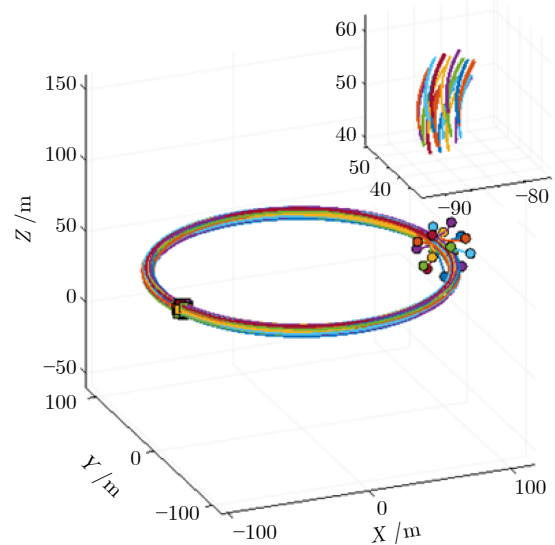


图 7 目标无人机集群轨迹 (情况 2)

Fig. 7 Target UAV swarm trajectory (Case 2)

于目标集群个体之间的相关性有一定的要求(需适用于目标存在协调运动这一核心前提), 但能够实现对集群目标更快速、更精确的估计. 且在所设定的

同一场景下, 本文方法的精度更高且计算复杂度更低, 将滤波估计维度从 6 M 维降至常数 12 维, 显著提升了计算速度, 为机载电脑的算法搭载创造了条件.

5 结束语

本文针对无人机集群在纯方位量测条件下协同跟踪动态目标集群这一前沿挑战, 提出一种基于哈里斯鹰群环伺行为的分布式协同估计-控制系统. 借鉴鹰群环伺时分布式观察的行为, 设计了方位统计融合估计方法, 在降低计算复杂度的同时提升了估计效果. 借鉴鹰群环伺时动态封锁的行为, 设计了环伺关联跟踪控制器, 增强了估计的稳定性, 同时实现对于目标环伺态势的保持. 仿真实例中包含弧线和圆周两种目标的运动情况, 验证了本文所提方法的有效性.

参考文献

- 1 Elikier K, Grouni S, Tadjine M, Zhang W D. Practical finite time adaptive robust flight control system for quad-copter UAVs. *Aerospace Science and Technology*, 2020, **98**: Article No. 105708
- 2 Xiao X S, Dufek J, Woodbury T, Murphy R. UAV assisted USV visual navigation for marine mass casualty incident response. In: *Proceedings of the 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Vancouver, Canada: IEEE, 2017. 6105-6110
- 3 Huo M Z, Duan H B, Yang Q, Zhang D F, Qiu H X. Live-fly experimentation for pigeon-inspired obstacle avoidance of quadrotor unmanned aerial vehicles. *Science China Information Science*, 2019, **62**: Article No. 52201
- 4 Zhou Z Q, Ouyang C, Hu L Q, Xie Y, Chen Y N, Gan Z X. A framework for dynamical distributed flocking control in dense environments. *Expert Systems With Applications*, 2024, **241**: Article No. 122694
- 5 Gao Y M, Ji J L, Wang Q H, Jin R, Lin Y, Shang Z M. Adaptive tracking and perching for quadrotor in dynamic scenarios. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, **40**: 499-519
- 6 Wang M Y, Wang Q H, Wang Z, Gao Y M, Wang J P, Cui C, et al. Unlocking aerobatic potential of quadcopters: Autonomous freestyle flight generation and execution. *Science Robotics*, 2025, **10**(101): Article No. 9905
- 7 Pawar A, Yadav S, Gupta A, Aamir M, Singh A, Roy A K. Path planning of unmanned aerial vehicle using model predictive control. In: *Proceedings of the 2024 OPJU International Technology Conference (OTCON) on Smart Computing for Innovation and Advancement in Industry 4.0*. Raigarh, India: IEEE, 2024: 1-5
- 8 Peng J T, Viswanath H, Bera A. Graph-based decentralized task allocation for multi-robot target localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, **9**(11): 10676-10683
- 9 Lama A, Bernardo M D, Klapp S H L. Nonreciprocal field theory for decision-making in multi-agent control systems. *Nature Communication*, 2025, **16**: Article No. 8450
- 10 Zhang Z, Wang X H, Zhang Q R, Hu T J. Multi-robot cooperative pursuit via potential field-enhanced reinforcement learning. In: *Proceedings of the 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Philadelphia, USA: IEEE, 2022.

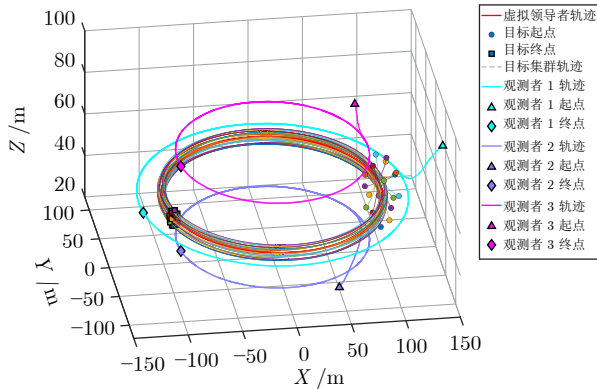


图 8 系统跟踪控制轨迹 (情况 2)

Fig. 8 System tracking control trajectory (Case 2)

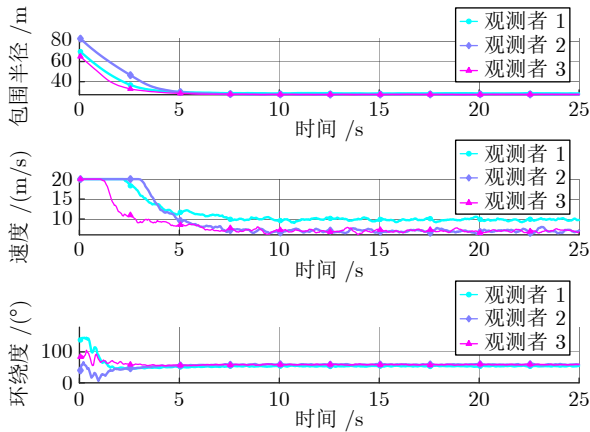


图 9 环伺关联跟踪控制量 (情况 2)

Fig. 9 Surrounding association tracking control variable (Case 2)

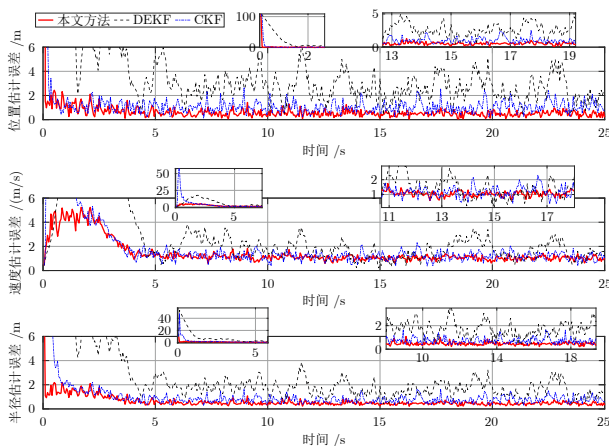


图 10 方位统计融合估计误差 (情况 2)

Fig. 10 Bearing-only statistical fusion estimation error (Case 2)

- 8808–8814
- 11 Wang Long, Huang Feng. An interdisciplinary survey of multi-agent games, learning, and control. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 580–613
(王龙, 黄锋. 多智能体博弈、学习与控制. 自动化学报, 2023, **49**(3): 580–613)
 - 12 Ning Z A, Zhang Y, Li J N, Zhang C, Zhao S Y. A bearing-angle approach for unknown target motion analysis based on visual measurements. *The International Journal of Robotics Research*, 2024, **43**(8): 1228–1249
 - 13 Zheng Y, Zheng C L, Shen J H, Liu P D, Zhao S Y. Keypoint-guided efficient pose estimation and domain adaptation for micro aerial vehicles. *IEEE Transactions on Robotics*, 2024, **40**: 2967–2983
 - 14 Yuan Y, Xu X B, Duan H B, Zeng Z G, Xu D K, Chen R J, et al. Eagle vision-based coordinate landing control framework of unmanned aerial vehicles on an unmanned surface vehicle. *Guidance, Navigation and Control*, 2022, **2**(4): Article No. 2250023
 - 15 Zheng C L, Mi Y Z, Guo H Q, Chen H B, Lin Z Y, Zhao S Y. Optimal spatial-temporal triangulation for bearing-only cooperative motion estimation. *Automatica*, 2025, **175**: Article No. 112216
 - 16 Duan Zhi-Sheng, Lv Yue-Zu, Duan Pei-Hu, Yang Ying, Wang Jin-Zhi, Wen Guang-Hui. Integrated framework for cooperative mutual estimation and control in multi-agent systems. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(10): 2359–2370
(段志生, 吕跃祖, 段培虎, 杨莹, 王金枝, 温广辉. 多智能体系统协同互估计与控制一体化框架. 自动化学报, 2025, **51**(10): 2359–2370)
 - 17 Li J N, Wang Z K, Ding S S, Guo S L, Zhao S Y. Cooperative bearing-only target pursuit via multiagent reinforcement learning: Design and experiment. arXiv preprint arXiv: 2503. 08740, 2025.
 - 18 Zheng C L, Mi Y Z, Guo H Q, Chen H B, Zhao S Y. Vision-based cooperative MAV-capturing-MAV. In: Proceedings of the 2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hangzhou, China: IEEE, 2025. 21227–21234
 - 19 Yuan Yang, Duan Hai-Bin, Wei Chen. Heterogeneous cooperative fixed-time prescribed performance evolution control for unmanned aerial/surface vehicle. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(5): 1052–1066
(袁洋, 段海滨, 魏晨. 无人机/无人艇异构协同固定时间预设性能演化控制. 自动化学报, 2025, **51**(5): 1052–1066)
 - 20 Duan Hai-Bin, You Ling-Chen, Fan Yan-Ming, Li Ming. Phase transition control of UAV swarm based on bird-inspired self-propelled mechanism. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(5): 960–971
(段海滨, 尤灵辰, 范彦铭, 李明. 仿鸟群自推进机制的无人机集群相变控制. 自动化学报, 2025, **51**(5): 960–971)
 - 21 Huo M Z, Duan H B. Three-dimension cluster space formation control of manned/unmanned aerial team subject to input constraint. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(6): 8596–8604
 - 22 Brighton C H, Klopper L N, Harding C D, Larkman L, McGowan K, Zusi L, et al. Raptors avoid the confusion effect by targeting fixed points in dense aerial prey aggregations. *Nature Communication*, 2022, **13**: Article No. 4778
 - 23 Caraco T, Martindale S, Pulliam H. Avian flocking in the presence of a predator. *Nature*, 1980, **285**: 400–401
 - 24 Brighton C H, Taylor G K. Hawks steer attacks using a guidance system tuned for close pursuit of erratically manoeuvring targets. *Nature Communication*, 2019, **10**(1): Article No. 2462
 - 25 Farine D R, Aplin L M, Garroway C J, Mann R P, Sheldon B C. Collective decision making and social interaction rules in mixed-species flocks of songbirds. *Animal Behaviour*, 2014, **95**: 173–182
 - 26 Schilling F, Soria E, Floreano D. On the scalability of vision-based drone swarms in the presence of occlusions. *IEEE Access*, 2022, **10**: 28133–28146
 - 27 KleinHeerenbrink M, France L A, Brighton C H, Taylor G K. Optimization of avian perching manoeuvres. *Nature*, 2022, **607**: 91–96
 - 28 Wüest V, Jeger S, Feroskhan M, Ajanic E, Bergonti F, Floreano D. Agile perching maneuvers in birds and morphing-wing drones. *Nature Communication*, 2024, **15**: Article No. 8330



孙永斌 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院助理教授。主要研究方向为无人系统仿生自主控制。

E-mail: ybsun@buaa.edu.cn

(**SUN Yong-Bin** Assistant professor at the School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University. His main research interest is biologically autonomous control of unmanned systems.)



苏荣茂 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院硕士研究生。2024年获得天津大学自动化专业学士学位。主要研究方向为仿生集群自主控制。

E-mail: rmsu@buaa.edu.cn

(**SU Rong-Mao** Master student at the School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University. He received his bachelor degree in automation from Tianjin University in 2024. His main research interest is autonomous control of bionic swarms.)



段海滨 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院教授。主要研究方向为无人机集群仿生自主飞行控制。本文通信作者。

E-mail: hbduan@buaa.edu.cn

(**DUAN Hai-Bin** Professor at the School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University. His main research interest is biologically autonomous flight control of unmanned aerial vehicle swarm. Corresponding author of this paper.)