获选为第15届国际群体智能会议（ANTS 2026 ）.

FDA 群集：通过速度预测实现未来方向感知群集

Hossein B. Jond 和 Martin Saska

控制论系，布拉格捷克理工大学，捷克布拉格 ia

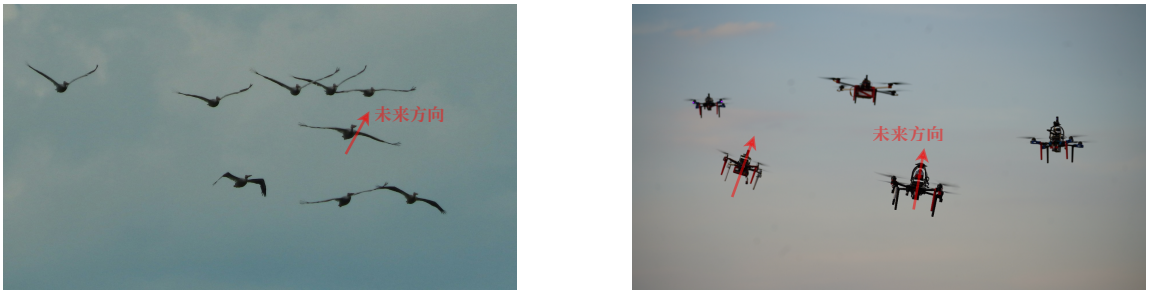
arXiv:2602.04012v1 [cs.RO] 3 Feb 2026

摘要。对鸟群等自然集群中的自组织现象的理解启发了群体机器人学的发展，但大多数群集模型仍停留在反应式层面，忽视了有助于增强协调的预期性线索。受鸟类姿态和振翅信号，以及多旋翼姿态倾斜先于方向变化这一现象的启发，本文提出一种系统化的仿生预期增强方法，用于增强反应式群集，并将其称为未来方向感知（FDA）群集。在所提出的框架中，智能体将反应式对齐与一个预测项相融合，该预测项基于对邻居未来速度的短期估计，并由一个可调混合参数调节，以在反应行为与预期行为之间进行插值。这种预测结构增强了速度一致性和凝聚—分离平衡，同时减轻了感知与通信延迟以及测量噪声的不利影响；这些因素会使反应式基线失稳。仿真结果表明，与纯反应式模型相比，FDA 能够实现更快、更高水平的对齐，增强群体的平移位移，并提高对延迟和噪声的鲁棒性。未来工作将研究自适应混合策略、加权预测方案，以及在多旋翼无人机群上的实验验证。

1 引言

大量智能体自组织形成协调一致的时空模式——例如鸟群和鱼群——这是基于局部感知的交互所产生的集体运动，无需集中式控制。Reynolds 的 Boids 模型 [18]通过三条反应式规则对此进行了刻画：凝聚（邻近维持）、分离（碰撞规避）和对齐（速度匹配）。此后颇具影响力的模型，包括 Vicsek [22], Cucker-Smale [8], Couzin 分区方案 [7], 以及各种多智能体机器人群 [17, 23, 9, 11], ，大多保留了这些反应式原则。

然而，纯粹的反应式方法仅响应邻居的瞬时状态，难以复现生物群体中观察到的平滑、具有预期性的协调。实证研究表明，鸟类会利用细微的姿态调整、翅膀朝向和振翅信号来预测邻居即将发生的机动，从而实现转向的连贯传播，并最大限度地减少方向信息的衰减 [5, 6, 1, 4, 3]。反应式模型（例如 Vicsek 模型）会消散这类预测线索，导致集体转向的鲁棒性较差，并降低其在现实条件下的性能。基于这一生物学发现，研究者开始尝试为反应式规则加入预期机制，近期采用光流或学习到的特征开展的视觉伺服和机器人群体研究便探索了这一思路 [15, 19, 14]。



(a) (b)

图1： 自然与工程集群中的预期性线索：**(a)** 在鸟群中，个体通过身体姿态和翅膀对齐传递即将发生机动的信号，这些信号先于方向变化出现。邻近个体会解读这些线索，预测其未来方向，从而确保协调平稳；**(b)** 在多旋翼无人机中，姿态倾斜（俯仰和横滚）起到类似作用，因为无人机在向新方向加速前必须先倾斜，从而隐含地提供未来速度的线索。

我们提出了一种有原则、受生物启发的反应式群集预期增强方法，称为未来方向感知（FDA）集群控制，并分析了其在感知和通信存在缺陷时的性能。借鉴自然群体中姿态和振翅线索能够预示未来速度的特点 [10], ，以及多旋翼无人机通过姿态倾斜（俯仰/横滚）传递预期加速度信号的特点 [21], ，FDA 智能体将反应式对齐与基于短期邻居速度估计的预测项相结合。可调混合参数在即时反馈与前瞻性调整之间取得平衡，从而提升速度一致性、凝聚—分离平衡和碰撞规避能力，同时减轻感知/通信延迟及传感器噪声对纯反应式模型稳定性的负面影响 [24, 16, 20, 21, 2]。图 1 展示了鸟类和无人机中的这些预期性线索，并着重说明了它们在实现预测性协调方面的作用。

仿真结果表明，与反应式基线相比，FDA能够更快实现更高水平的对齐，使质心轨迹更加平稳，并显著减少扰动下的性能退化。当前模型采用对预测结果进行均匀平均（这可能会忽略生物系统中对更强线索进行细致加权的情况）；未来的扩展将包括自适应融合、加权预测方案以及真实世界中的机器人验证。

本文其余部分安排如下。第2节回顾反应式群集基线模型。第3节介绍FDA框架、速度预测以及针对延迟和噪声的扩展。第4节报告有关性能和鲁棒性的仿真结果。第5节总结主要见解并展望未来方向。

2 反应式群集

考虑由 $\mathcal{N} = \{1, \dots, n\}$ 索引、位于 $\mathbb{R}^m$中的 $n \geq 2$ 个智能体。每个智能体 $i \in \mathcal{N}$具有位置$\mathbf{p}_i$、速度$\mathbf{v}_i$以及加速度/控制$\mathbf{u}_i$ ，均属于 $\mathbb{R}^m$。其邻域为 $\mathcal{N}_i = \{j \neq i \mid \|\mathbf{p}j \ \overline{\ }\mathbf{p}_i\| \leq r_i\}$，交互半径为 $r_i > 0$。

群集模型基于 [12] ，并由下式给出

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{p}}_i &= \mathbf{v}_i, \quad \dot{\mathbf{v}}_i = \mathbf{u}_i, \\ \mathbf{u}_i &= \sum_{j\in\mathcal{N}_i} \psi(\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|)(\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i) + \phi_i \sum_{j\in\mathcal{N}_i} (\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i), \end{cases} \tag{1}$$

其中， $\psi(\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|) = 1 - \frac{\delta_i|\mathcal{N}_i|}{\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|}$、 $\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| > 0$、 $\phi_i = \frac{1}{|\mathcal{N}_i|}$、 $\mathcal{N}_i \neq \emptyset$为交互权重， $\delta_i \geq 0$ 为空间偏移量， $|\mathcal{N}_i|$ 为邻域大小。速度和控制输入通过平滑饱和获得:

$$\mathbf{x}_i = x_i^{\max} \tanh\left(\frac{\|\mathbf{x}_i^{\mathrm{cmd}}\|}{x_i^{\max}}\right) \frac{\mathbf{x}_i^{\mathrm{cmd}}}{\|\mathbf{x}_i^{\mathrm{cmd}}\|}, \tag{2}$$

其中， $\mathbf{x}_i^{\mathrm{cmd}} \in \{\mathbf{v}_i^{\mathrm{cmd}}, \mathbf{u}_i^{\mathrm{cmd}}\}$ 为指令输入（未饱和）， $\mathbf{x}_i \in \{\mathbf{v}_i, \mathbf{u}_i\}$ 为施加的输入（已饱和）， $x_i^{\max} \in \{v_i^{\max}, u_i^{\max}\}$ 为相应的最大幅值（约定为 $\mathbf{0}/\|\mathbf{0}\| = \mathbf{0}$）。

该模型通过交互权重 ψ 实现凝聚-分离，并通过 ϕ实现对齐。对于凝聚-分离，当 $\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| < \delta_i|\mathcal{N}_i|$ 时， $\psi < 0$ （排斥）可确保短程排斥；当 $\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| > \delta_i|\mathcal{N}_i|$时， $\psi > 0$（吸引）可促进长程吸引；而 $\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| = \delta_i|\mathcal{N}_i|$处的 $\psi = 0$则表示平衡间距。较小的 δ_i 会形成更密集的队形，较大的 δ_i 则会形成更松散的队形，同时内置碰撞规避机制。对齐权重 $\phi > 0$ 推动速度一致性。

式（1）中的纯反应式群集模型使用邻居的瞬时状态，而预测邻居的运动有助于提升自然系统和工程系统中的协调能力。因此，我们提出 FDA框架，让智能体将邻居的短时域速度预测（通过通信或估计获得）直接纳入交互规则，从而增强集体动力学。下一节将详细介绍这一方法。

3 FDA群集与速度预测

智能体 i 可以获取邻居 $j \in \mathcal{N}_i$的当前状态： $\mathbf{p}_j$、 $\mathbf{v}_j$和 $\mathbf{u}_j$ （通过估计或通信）。它预测速度如下:

$$\mathbf{v}_j^{\mathrm{pred}} = \mathbf{v}_j + t_i^{\mathrm{ph}} \mathbf{u}_j, \tag{3}$$

其中， $t_i^{\mathrm{ph}} > 0$ 为预测时域。结果由式（2）进行饱和处理。The Fly将速度预测纳入智能体交互的 FDA 群集模型定义如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i = &\sum_{j\in\mathcal{N}_i} \psi(\|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\|)(\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i) \\ &+ (1-\theta_i)\phi_i \sum_{j\in\mathcal{N}_i} (\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_i) + \theta_i\phi_i \sum_{j\in\mathcal{N}_i} (\mathbf{v}_j^{\mathrm{pred}} - \mathbf{v}_i), \end{aligned} \tag{4}$$

其中， $\theta_i \in [0,1]$ 对当前（ $\theta_i = 0$，反应式）和预测（ $\theta_i = 1$，完全前瞻式）对齐项进行加权融合。

公式 (4) 中的预测速度项 $\mathbf{v}_j^{\mathrm{pred}}$ 充当预期信号的数学类比，用于编码预期运动方向，类似于鸟类的姿态提示或无人机旋翼倾斜所传达的信息。通过

借助 θ_i融合反应式与预测式对齐，该模型模拟自然集群并支持人工集群；在这些集群中，此类线索能够促进更平滑的轨迹修正与涌现协同，而不必完全依赖当前状态。

在四旋翼集群中，用于构成$\mathbf{v}_j^{\mathrm{pred}}$ 的量对应于直接感测或通信获得的信号（例如，根据机载横滚/俯仰测量重构加速度，以确定推力方向，并结合根据螺旋桨转速推断出的推力大小），而非依赖显式的状态观测器或基于滤波器的估计。

3.1 预测条件下的对齐收敛

为深入了解速度预测如何影响对齐，考虑以下假设下稳态群集的理想化情形：(i) 交互图固定且连通，(ii) 不存在控制饱和，(iii) 所有智能体的预测时域均为 t^{ph} ，混合参数均为 θ ，(iv) 聚合–分离力处于平衡状态（对速度动力学的贡献可忽略不计），以及 (v) 不存在延迟和噪声。在接近对齐的条件下，聚合–分离项在平衡时为零，且饱和效应不起作用，此时 FDA 控制律 (4) 可近似为

$$\dot{\mathbf{v}}_i \approx \phi \sum_{j\in\mathcal{N}_i} \Big[(1-\theta)(\mathbf{v}_j-\mathbf{v}_i)+\theta(\mathbf{v}_j+t^{\mathrm{ph}}\dot{\mathbf{v}}_j-\mathbf{v}_i)\Big] = \phi \sum_{j\in\mathcal{N}_i}(\mathbf{v}_j-\mathbf{v}_i)+\theta\phi t^{\mathrm{ph}}\sum_{j\in\mathcal{N}_i}\dot{\mathbf{v}}_j,$$

其中 $\dot{\mathbf{v}}_j \approx \mathbf{u}_j$。用向量形式表示，令 $\mathbf{v}=[\mathbf{v}_1^\top,\dots,\mathbf{v}_n^\top]^\top$，并记拉普拉斯矩阵为 $\mathbf{L}$、邻接矩阵为 $\mathbf{A}$，经整理后，集体速度动力学变为

$$\dot{\mathbf{v}} \approx -\phi\big(\mathbf{I}+\theta\phi t^{\mathrm{ph}}(\mathbf{A}\otimes\mathbf{I}_m)\big)^{-1}(\mathbf{L}\otimes\mathbf{I}_m)\mathbf{v}.$$

对于连通图，$\mathbf{L}$ 有一个零特征值（一致性子空间），其余特征值均为正。对于典型的（较小）$\theta\phi t^{\mathrm{ph}}$取值，矩阵 $\mathbf{I}+\theta\phi t^{\mathrm{ph}}\mathbf{A}\otimes\mathbf{I}_m$ 可逆。由此得到的系统矩阵在分歧子空间上为负半定，因此速度差异 $\mathbf{v}_i-\mathbf{v}_j$会指数衰减至零——也就是说，渐近速度一致性（对齐）得以保持。

预测项有效地对一致性动力学进行预处理，从而在适中的 t^{ph} 和 θ条件下加快收敛。然而，过大的预测时域配合较大的融合权重，可能会使特征值趋近不稳定区域，因此需要在前瞻性收益与鲁棒性之间进行实际权衡。这一分析为 FDA 群集中观察到的更快、更鲁棒的对齐（见第 5 节）提供了理论依据，同时也揭示了简单长时域预测的局限性。

3.2 延迟和噪声的引入

在现实场景中，智能体会受到通信/测量延迟和传感器噪声的影响。对于智能体 i，邻居 j 的延迟状态为 $\mathbf{p}_j^{\tau_i}$、$\mathbf{v}_j^{\tau_i}$ 和 $\mathbf{u}_j^{\tau_i}$（偏移量为该智能体特有的延迟 $\tau_i\ge 0$）。延迟状态会被直接使用；FDA 则通过利用延迟加速度对延迟速度进行开环外推来预测。感知到的状态还会受到零均值高斯噪声的干扰，$\tilde{\mathbf{p}}_j^{\tau_i}=\mathbf{p}_j^{\tau_i}+\mathbf{n}_{p,ij}$、$\tilde{\mathbf{v}}_j^{\tau_i}=\mathbf{v}_j^{\tau_i}+\mathbf{n}_{v,ij}$、$\tilde{\mathbf{u}}_j^{\tau_i}=\mathbf{u}_j^{\tau_i}+\mathbf{n}_{u,ij}$，其中 $\mathbf{n}_{p,ij}\sim\mathcal{N}(0,\ \sigma_p^2\mathbf{I})$、$\mathbf{n}_{v,ij}\sim\mathcal{N}(0,\ \sigma_v^2\mathbf{I})$、$\mathbf{n}_{u,ij}\sim\mathcal{N}(0,\ \sigma_u^2\mathbf{I})$，以及 σ_p、σ_v 和 σ_u 分别表示相应的噪声强度。由此得到的 FDA

延迟和噪声条件下的控制律变为

$$\begin{aligned}\mathbf{u}_i = &\sum_{j\in\mathcal{N}_i} \psi\big(\|\tilde{\mathbf{p}}_j^{\tau_i} - \mathbf{p}_i\|\big)\big(\tilde{\mathbf{p}}_j^{\tau_i} - \mathbf{p}_i\big) \\ &+ (1-\theta_i)\phi_i \sum_{j\in\mathcal{N}_i} \big(\tilde{\mathbf{v}}_j^{\tau_i} - \mathbf{v}_i\big) + \theta_i\phi_i \sum_{j\in\mathcal{N}_i} \big(\tilde{\mathbf{v}}_j^{\mathrm{pred}} - \mathbf{v}_i\big),\end{aligned} \tag{5}$$

其中 $\tilde{\mathbf{v}}_j^{\mathrm{pred}} = \tilde{\mathbf{v}}_j^{\tau_i} + t_i^{\mathrm{ph}}\tilde{\mathbf{u}}_j^{\tau_i}$（并像之前一样进行饱和处理）。

通过对延迟且含噪的数据进行外推，预测项通过近似邻居的近未来状态，减轻了通信延迟的不利影响；同时，通过短预测时域的前向投影，衰减高频随机扰动。这一受生物启发的机制源于自然群体中观察到的预期性线索，无需依赖显式的延迟估计器或噪声滤波，即可增强对时序误差和测量不确定性的鲁棒性。

4 仿真结果

为验证 FDA 群集框架——其灵感来自在鸟类和无人机中观察到的预测性姿态线索——仿真将其与反应式模型进行比较。仿真使用 $n = 10$ 个智能体，在三维空间中运行 $T = 25$ 秒，时间步长为 $dt = 0.02$ 秒。每个智能体采用 $t_i^{\mathrm{ph}} = 1$ 秒的预测时域，并经历 $\tau_i = 0.4$ 秒的通信延迟。预测时域的选择遵循快速动力系统短时域预测控制中的常见做法；较小的时域会使 FDA 模型逐渐趋近于反应式基线，而较大的时域则会放大预测误差，并可能使集体运动失稳。该延迟时长反映了多旋翼无人机群中报告的典型感知与通信延迟。智能体动力学受 $v_i^{\max} = 4\,\mathrm{m/s}$ 和 $u_i^{\max} = 8\,\mathrm{m/s}$ 的约束，这些约束代表常见的多旋翼平台；它们主要影响瞬态时序，而不会改变群集行为的定性特征。初始位置从 $[0, 10)^m$ 中均匀采样，初始速度则从 $\mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{1})$ 中独立同分布地抽取。交互半径为 $r_i = 7.5$ m，空间偏移量为 $\delta_i = 1$ ，二者经过选择，使平均邻域大小约为 4–7 个智能体，与生物和机器人集群研究中的情况一致。混合参数 $\theta_i = 0.8$ 的选择旨在突出预测成分；较小的取值则可平滑地恢复反应式群集行为。

采用以下指标比较反应式群集与 FDA 变体的群集性能：(i) 方向对齐度($\gamma \in [-1, 1]$)：每个智能体与其邻居之间速度的两两余弦相似度的平均值（再对整个群集取平均），数值接近 1 表示速度一致性 [13]较强；(ii) 个体间距离：智能体之间两两距离的最小值、平均值和最大值；以及 (iii) 群集质心路径长度(S)：仿真过程中群集质心行进的总距离。在相同的随机初始化下，反应式群集和 FDA 群集在标称条件下均实现了较强的对齐和凝聚（图 2 顶排）。图 3（顶排）中的相应时间历程比较了 (a) 对齐度 γ、(b) 个体间距离以及 (c) 质心轨迹，其中包含 S。子图 (a)–(c) 展示了 FDA 的效率优势。在 (a) 中，FDA 更早达到峰值 γ ，且数值始终更高，从而借助预测增强凝聚。如 (b) 所示，两种模型产生的距离曲线相近。(c) 中的质心轨迹彼此吻合，而 FDA 的 S 大 40%。多次运行验证了这些趋势。

第二种情景纳入延迟以及位置、速度和加速度数据中的时变零均值高斯噪声，以评估FDA鲁棒性（图2，底行）。噪声标准偏-

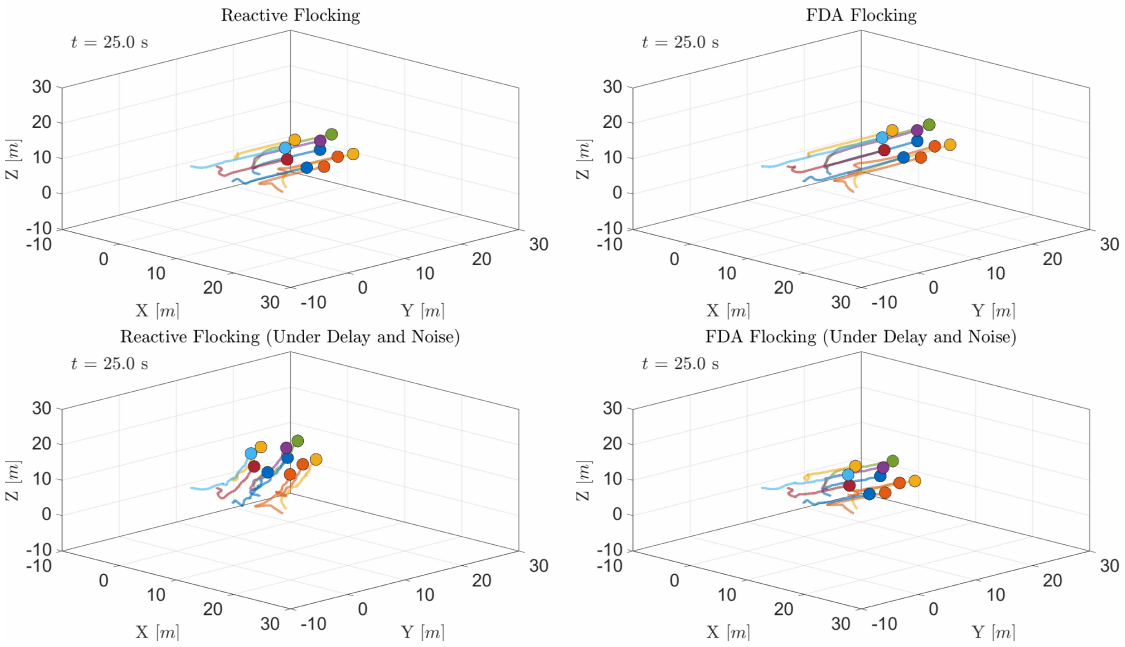


图 2： $t \in [0, 25]$ 秒内的三维智能体轨迹：反应式（左）与 FDA（右）；标称条件下（上）以及存在延迟和噪声时（下）。

差异步变化，以模拟环境波动，$\sigma_p = 0.5 + 0.10\sin(5t)$ m $\sigma_v = 0.2 + 0.05\sin(5t + \pi/4)$ m/s $\sigma_u = 0.1 + 0.02\sin(5t + \pi/2)$ m/s^2。图3（底行）中的时间历程表明，在这些不利扰动下，FDA仅表现出轻微的性能退化。尽管延迟和噪声会减缓对齐，但FDA的预测结构使集体运动能够保持接近标称的对齐和质心稳定性。相比之下，反应式模型并不能始终实现完全对齐，且效率较低，其质心轨迹明显偏离标称行为。对于这两种模型，智能体间距离曲线在很大程度上仍与标称条件相当。这些结果证明了FDA在感知与通信约束下的鲁棒性。

5 结论

我们提出了未来方向感知（FDA）群集，这是一种受生物启发的反应式群集前瞻性扩展，可实现主动协调。FDA 通过可调混合参数，将反应式对齐与预测项相结合，在即时反馈和前瞻性调整之间取得平衡。仿真证实，FDA 相较于反应式基线具有优势，包括更快且更高的对齐水平，并且在不利扰动（延迟和高斯噪声）下性能退化显著更少。FDA 增强了集体运动在现实感知与通信约束下的鲁棒性，展现出其在空中机器人集群中大规模部署的潜力。当前模型的局限性包括对速度预测进行均匀平均，这可能忽略生物学观察中对较强方向线索进行差异化加权的现象。未来工作

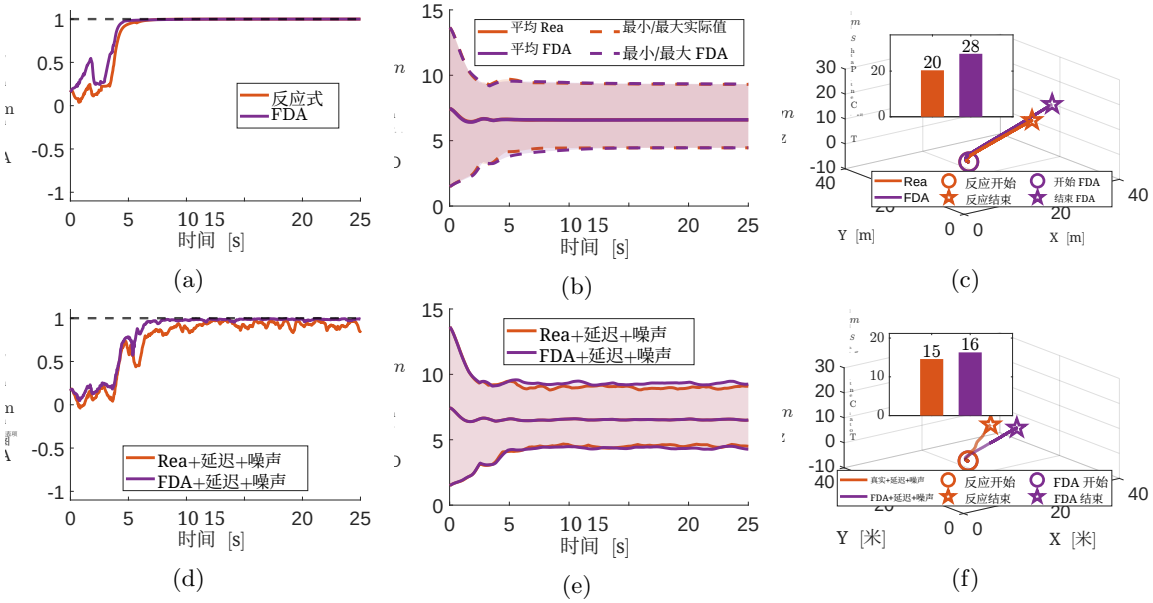


图3： 反应式群集与 FDA 群集的指标：标称情况（上）与延迟 + 噪声（下）。(a,d) 对齐 γ；(b,e) 个体间距离；(c,f) 长度为 S的质心轨迹。

将探索加权预测方案并进行实证验证。

致谢

本研究由捷克科学基金会（GAˇCR）通过研究项目编号 23- 07517S 资助，并由欧盟通过机器人与先进工业生产项目（注册编号 CZ.02.01.01/00/22 008/0004590）资助。

参考文献

[1] Ballerini, M., Cabibbo, N., Candelier, R., Cavagna, A., Cisbani, E., Giardina, I., Orlandi, A., Parisi, G., Procaccini, A., Viale, M., 等：椋鸟群的实证研究：动物集体行为的一项基准研究。《动物行为》**76**(1)，201–215（2008年）[2] Casas, V., Mitschele-Thiel, A.：通信延迟对无人机群集行为的影响。载于：2018年IEEE 无线通信与网络会议研讨会（WCNCW）。第67–72页。IEEE（2018年）[3] Castro, D., Ruffier, F., Eloy, C.：基于光流与视网膜线索的集体行为建模。《物理评论研究》 **6**(2)，023016（2024年）[4] Cavagna, A., Cimarelli, A., Giardina, I., Parisi, G., Santagati, R., Stefanini, F., Viale, M.：椋鸟群中的无标度相关性。《美国国家科学院院刊》**107**(26)，11865–11870（2010年）

[5] Cavagna, A., Del Castello, L., Giardina, I., Grigera, T., Jelic, A., Melillo, S., Mora, T., Parisi, L., Silvestri, E., Viale, M., 等：群集与转向：自组织集体运动的新模型。《统计物理学杂志》 **158(3)**，601–627（2015年）[6] Cavagna, A., Giardina, I., Grigera, T.S.：群集的物理学：相关性作为从实验到理论的指南针。《物理学报告》 **728**，1–62（2018年）[7] Couzin, I.D., Krause, J., James, R., Ruxton, G.D., Franks, N.R.：动物群体中的集体记忆与空间排序。《理论生物学杂志》 **218(1)**，1–11（2002年）[8] Cucker, F., Smale, S.：群体中的涌现行为。《IEEE自动控制汇刊》**52(5)**，852–862（2007年）[9] Han, W., Wang, J., Wang, Y., Xu, B.：受绵羊启发的分层集体行为模式下的多无人机群集控制。《IEEE航空航天与电子系统汇刊》**60(2)**，2267–2276（2024年）[10] Hoetzlein, R.C.：Flock2：一种基于方向的社会性群集模型。《理论生物学杂志》**593**，111880 （ 2024 年）[11] Jond, H.B.：受限动态环境中基于区域交互的方位 - 距离群集。《计算科学杂志》 **87**，102574（2025年）[12] Jond, H.B.：自主机器人多智能体系统中涌现集体行为的最小模型。《IEEE认知与发展系统汇刊》（2025年）[13] Jond, H.B.：面向鲁棒对齐的基于位置的群集。载于：第9届群集行为与仿生机器人国际研讨会论文集（SWARM 2025）。G¨ottingen，德国（2025年9月），2025年9月23–25日[14] Mezey, D., Bastien, R., Zheng, Y., McKee, N., Stoll, D., Hamann, H., Romanczuk, P.：纯粹基于视觉的机器人集体运动。《npj机器人》 **3(1)**，11（2025年）[15] Moshtagh, N., Michael, N., Jadbabaie, A., Daniilidis, K.：用于非完整机器人运动协调的基于视觉的分布式控制律。《IEEE机器人学汇刊》**25(4)**，851–860（2009年）[16] Munz, U., Papachristodoulou, A., Allgower, F.：具有通信延迟的大规模多智能体系统的时延相关会合与群集。载于：2008年第47届IEEE决策与控制会议。第2038–2043页。IEEE（2008年）[17] Olfati-Saber, R.：多智能体动力系统的群集：算法与理论。《IEEE自动控制汇刊》 **51(3)**，401–420（2006年）[18] Reynolds, C.W.：群体、兽群与鱼群：一种分布式行为模型。载于：第14届计算机图形学与交互技术年会论文集。第25–34页（1987年）[19] Schilling, F., Schiano, F., Floreano, D.：室外环境中基于视觉的无人机群集。《IEEE机器人与自动化快报》**6(2)**，2954–2961 （ 2021 年）

[20]Shi, X., Avila-Martinez, E.J., Li, Y., Shi, L.：受间歇通信影响的多智能体网络协作群集动力学。Expert Systems with Applications **292**，128620（2025年）[21] V´as´arhelyi, G., Vir´agh, C., Somorjai, G., Nepusz, T., Eiben, A.E., Vicsek, T.：受限环境中自主无人机的优化群集。Science Robotics **3**(20)，eaat3536（2018年）[22] Vicsek, T., Czir´ok, A., Ben-Jacob, E., Cohen, I., Shochet, O.：自驱动粒子系统中的新型相变。Physical Review Letters **75**(6)，1226（1995）[23] Vir´agh, C., V´as´arhelyi, G., Tarcai, N., Sz¨or´enyi, T., Somorjai, G., Nepusz, T., Vicsek, T.：自主飞行机器人的群集算法。Bioinspiration & Biomimetics**9**(2)，025012（2014）[24] Wang, X., Wang, L., Wu, J.：时滞对双智能体群集模型群集动力学的影响。Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation **70**，80–88（2019）