基于仿生神经动力学和自适应滑动新息滤波器的移动机器人分布式领导者-跟随者编队控制

Zhe Xu, *IEEE*会员，Tao Yan, *IEEE*研究生会员，Simon X. Yang, *IEEE*高级会员，S. Andrew Gadsden, *IEEE*高级会员

arXiv:2305.02288v1 [cs.RO] 3 May 2023

摘要—**本文研究了多台差速驱动移动机器人分布式领导者-跟随者编队控制问题。首先介绍了一种分布式估计器，它只需要每个跟随者自身及其邻居的状态信息。随后，我们提出了一种基于仿生神经动力学的反步法与滑模控制相结合的混合编队控制方法，并证明了其稳定性。所提出的控制策略解决了传统反步设计中存在的不切实际的速度突变问题。此外，考虑到系统噪声和测量噪声，该控制策略不仅消除了传统滑模控制中存在的抖振问题，还能提供具有额外鲁棒性的平滑控制输入。之后，将自适应滑动创新滤波器与所提出的控制方法相结合，从而在建模不确定性下提供准确的状态估计值。最后，我们进行了多次仿真，以展示所提出编队控制策略的效率和有效性。**

索引词—**编队控制、移动机器人、仿生神经动力学、自适应滑动新息滤波器。**

I. 引言

THE 随着车辆技术的不断进步，移动机器人已广泛应用于许多领域。多个移动机器人之间的协作具有广泛的应用价值，例如目标搜索、环境监视和运输 [1], [2]。与单个移动机器人相比，多移动机器人系统具有更强的容错性、更高的灵活性，并能够更高效地完成任务 [3]–[5]。在多机器人系统的所有应用中，编队控制是最基础且最关键的研究领域之一。机器人编队控制的目标是使每个机器人达到所需的速度，从而使多机器人系统能够保持预定的编队模式。

关于多台移动机器人 [6]–[9]编队控制的研究已十分广泛；常用的协调策略包括虚拟结构方法、基于行为的方法以及基于领导者跟随的方法。

本文已被 IEEE Transactions on Industrial Informatics 接收。**DOI: 10.1109/TII.2023.3272666**

本研究得到加拿大自然科学与工程研究委员会（NSERC）的资助。（通讯作者：*Simon X. Yang*）

Zhe Xu、Tao Yan 和 Simon X. Yang 任职于加拿大安大略省圭尔夫市圭尔夫大学工程学院高级机器人与智能系统（ARIS）实验室。电子邮箱： {zxu02；tyan03；syang}@uoguelph.ca

S. Andrew Gadsden 任职于加拿大安大略省汉密尔顿市麦克马斯特大学智能与认知工程（ICE）实验室。电子邮箱：gads- den@mcmaster.ca

方法。值得注意的是，领导者-跟随者方法因其良好的特性（例如易于实现和分析、灵活性好等）而日益受到关注 [6], [9]–[11]。然而，需要注意的是，这些研究假设所有跟随者都能获取领导者状态信息，而在大多数情况下，准确获取领导者状态信息可能颇具挑战且过程复杂。通信带宽、机器人之间的运行距离以及系统中的机器人总数等现实因素，都可能影响跟随者获取准确领导者信息的能力。因此，更实际的假设是，团队中只有一部分移动机器人能够直接获取领导者状态。为此，有必要研究每个机器人所采用的分布式估计策略，以获取领导者信息。目前已有一些相关研究。Yu 等人 [12] 针对受速度约束的独轮车类型车辆，提出了一种分布式编队控制策略。随后，另一个研究团队提出了一种分布式估计器，用于估计每个跟随者所对应的领导者状态 [10]。另一篇论文针对多移动机器人提出了固定时间领导者-跟随者一致性方法 [13], , 其中跟随者能够在固定时间内估计领导者状态。另一团队设计了一种分布式估计器来估计领导者状态，并以此设计了分布式运动学控制器，以解决速度跳变问题 [9]。

除了领导者状态估计之外，多移动机器人的编队跟踪控制也是需要考虑的关键方面，尤其是在存在系统噪声和测量噪声的情况下。粗略来说，编队跟踪控制策略可分为以下五类：1）反馈线性化 [14], 2）模糊逻辑和神经网络控制 [15], [16], 3）最优控制和模型预测控制 [17], [18], 4）反步控制[9], [19]以及 5）滑模控制 [20], [21]。反馈线性化方法易于设计，并且已经得到了充分发展。然而，当出现初始跟踪误差时，该方法会产生不切实际的速度跳变问题 [22]。此外，如果发生噪声，该方法还会在控制指令中产生较大的不连续性。神经网络和模糊逻辑控制能够处理速度跳变问题，并提供平滑的控制输入。然而，这些方法需要在线学习或人类知识，实现起来计算开销较大 [15], [23]。模型预测控制是一种流行的方法，能够优化在线性能指标并

处理约束。尽管预测控制方法理论上可以实现预期性能，但在实际情况下，其结果未必能够得到保证 [17]。主要原因是，现实生活中无处不在的扰动和噪声会影响结果，但为了减少计算量，大多数文献都忽略了它们。反步控制设计相对简单，已广泛应用于多种移动机器人控制中 [6]；然而，当出现初始跟踪误差时，该方法也会产生速度突变问题。Yang 等 [24] 提出了一种基于仿生神经动力学的反步法，可处理速度突变问题，使该方法在实际应用中更具实用性。继 Yang 的工作之后[24]，另一组研究人员提出了一种采用仿生反步控制的多移动机器人编队跟踪控制算法，以避免速度突变 [9]。滑模控制方法对扰动具有鲁棒性，但众所周知会受到抖振问题的困扰 [21]。尤其是在噪声作用下，控制过程中的抖振和不连续现象会更加严重，因此这些方法不适用于实际应用。

鉴于噪声的存在，采用高效滤波器来获得准确的状态估计值至关重要。卡尔曼滤波器（KF）及其各种变体无疑被视为估计机器人状态的最有效技术 [25]，[26]。然而，尽管这些滤波器旨在噪声环境下提供准确的状态估计值，但当存在建模误差和不确定性时，它们仍缺乏鲁棒性。近期，为了提高精度并保持对建模误差的鲁棒性，一种自适应滑动新息滤波器（ASIF） [27] 应运而生。

尽管为获得实用且高效的分布式解决方案，研究人员已付出了大量努力，r
以实现多移动机器人编队跟踪，但仍有一些方面未得到妥善解决。例如，文献 [9], 中的研究人员虽然在其r
设计中采用了分布式状态估计器，却只在运动学层面处理编队控制，未考虑扰动和噪声，因而导致设计受到限制。至于动力学层面，如上所述，大多数传统控制方法均存在缺陷，包括不切实际的速度突变、抖振以及对噪声敏感 [6], [21], [22]。针对这些技术挑战，本文提出一种新颖的多移动机器人分布式编队跟踪控制方法，以便t
上述问题得到了显著解决。本研究的主要贡献总结如下：

1. 研究了受通信限制、扰动和噪声影响的差速驱动移动机器人的分布式编队控制问题，其中只有部分跟随者拥有领导者状态信息。借助仿生神经动力学，提出了一种新颖的分布式领航-跟随编队控制策略。

2. 考虑到通信限制，为每个机器人设计了一个分布式估计器，用于估计领导者的姿态信息；随后采用滑模方法估计领导者速度，无需获取领导者的加速度信息。

3. 提出了一种新颖的仿生反步法与滑模编队控制策略，用于解决传统反步设计中的速度跳变问题，并在保持鲁棒性的同时生成平滑且无抖振的转矩控制输入。更重要的是，即使受到系统噪声和测量噪声的影响，仿生滑模控制方法也能提供平滑的控制行为。此外，还证明了整体稳定性。

4. 将自适应滑动创新滤波器集成到所提出的分布式混合编队控制方法中，旨在即使发生建模误差，也能为每个移动机器人提供准确的状态估计值。

本文结构安排如下：第二节介绍预备知识并提出问题；第三节设计一种借助仿生神经动力学的编队控制方法，并将 ASIF 集成到所提出的方法中，以提供准确的状态估计值。随后，第四节展示多组仿真对比结果，以说明所提出编队控制策略的优势。最后，第五节给出结论并讨论可能的未来研究方向。

II. 预备知识与问题陈述

A. 代数图论

图论能够对移动机器人之间的通信进行建模。考虑一个由 n 个跟随者组成的网络；其有向图定义为 $\mathcal{G} = \{V, E\}$，其中节点集为 $V = \{1, 2, ..., n\}$，边集为 $E \subseteq V \times V$。有向边 $(i, j) \in E$ 表示从节点 i 到节点 j 的访问关系。于是，邻接矩阵定义为 $A = [a_{ij}]_{n\times n}$。若 A 是对称矩阵，则该图为无向图。A 中的元素定义如下：若 $i, j \in E$，则为 $a_{ij} = 1$；否则为 $a_{ij} = 0$。此外，假设 a_{ii} 为 0。拉普拉斯矩阵 $L = [l_{ij}]_{n\times n}$与 A结合，其定义为

$$l_{ij} = \begin{cases} -a_{ij} & i \neq j \\ \sum\limits_{i=1, i\neq j}^{n} a_{ij} & i = j \end{cases} \tag{1}$$

在本研究中，领导者移动机器人标记为 0，跟随者的索引为 1 至 n。将跟随者与领导者之间的通信定义为 $a = \begin{bmatrix} a_{10} & a_{20} & ... & a_{n0} \end{bmatrix}^T$。若领导者与跟随者 j 之间存在通信连接，则 $a_{j0} = 1$；否则 $a_{j0} = 0$。于是，我们将 $H \in R^{n\times n}$ 定义为

$$H = L + \mathrm{diag}(a). \tag{2}$$

本文基于先前研究 [9], [10] 引入以下假设和引理。

假设 1. 无向图 G =(V, E, A) 表示跟随者之间的通信。若 a 中至少有一个元素为 1，即 $a_{j0} = 1$，则 G 连通。

引理 1. 仅当无向图 G 连通且至少有一个跟随者是领导者的邻居时，矩阵 H 才是正定的。

B. 问题表述

考虑一组差速驱动移动机器人，其运动学描述如下：

$$\dot{x}_i = \upsilon_i \cos\theta_i \quad \dot{y}_i = \upsilon_i \sin\theta_i \quad \dot{\theta}_i = \omega_i \tag{3}$$

其中，x_i 和 y_i 是相对于惯性坐标系的第i个机器人的坐标，θ_i 是其方向；υ_i 和 ω_i 分别是第 i个机器人在机体坐标系中的线速度和角速度。给出移动机器人的运动学后，移动机器人的动力学可表示为[28]

$$\bar{M}(P_i)\dot{\xi}_i = \bar{B}(P_i)\tau_i - \bar{C}(P_i,\dot{P}_i)\xi_i + \tau_{d,i}. \tag{4}$$

其中，$\xi_i = [\upsilon_i, \omega_i]^T$；$\bar{M}(P_i)$是惯性矩阵；$\bar{B}(P_i)$是变换矩阵；$\bar{C}(P_i, P_i)$是第 i个移动机器人的离心力与科里奥利矩阵；$\tau_{d\,i} = \begin{bmatrix} d_{1,i} & d_{2,i} \end{bmatrix}^T$，是扰动。

假设2。假设扰动有界，即

$$\max_{t\geq 0}|d_{1,i}(t)| \leq \psi_{1,i} \quad \text{and} \quad \max_{t\geq 0}|d_{2,i}(t)| \leq \psi_{2,i} \tag{5}$$

其中，$\psi_{1,\,i}$ 和$\psi_{2,\,i}$ 是正常数。然后，领导者生成引导所有机器人的参考信号，领导机器人运动学可表示为

$$\dot{x}_r = \upsilon_r \cos\theta_r \quad \dot{y}_r = \upsilon_r \sin\theta_r \quad \dot{\theta}_r = \omega_r. \tag{6}$$

假设3。将虚拟领导者的线速度和角速度分别记为 υ_r 和 ω_r，并假设它们有界。此外，还假设 $\dot{\upsilon}_r$ 和 $\dot{\omega}_r$ 也有界，且存在常数 ι_1 和 ι_2 使得

$$\max_{t\geq 0}|\dot{\upsilon}_r(t)| \leq \iota_1, \ \max_{t\geq 0}|\dot{\omega}_r(t)| \leq \iota_2. \tag{7}$$

移动机器人的领导者-跟随者编队控制使跟随者能够以相对位置跟随领导者，因此领导者与第 i 个跟随者之间的距离表示为$\begin{bmatrix} \Delta x_i & \Delta y_i \end{bmatrix}$，其中 Δx_i 和 Δy_i 分别是第 i 个跟随者到领导者的期望距离。此外，跟随者的朝向与领导者的朝向遵循相似的模式。

此外，系统噪声与测量噪声会显著影响控制性能，这些噪声通常被视为零均值高斯分布，即 $(P_i(\alpha_{i,\,k}) \sim \mathcal{N}(0,\ Q_{i,\,k}))$，以及 $(P_i(\beta_{i,\,k}) \sim \mathcal{N}(0,\ R_{i,\,k}))$，其中 $\alpha_{i,\,k}$ 和 $\beta_{i,\,k}$ 分别表示时间步 k处的系统噪声和测量噪声。参数 $Q_{i,\,k}$ 和 $R_{i,\,k}$ 分别表示系统噪声协方差和测量噪声协方差，通常通过实验与试验确定。

因此，本文旨在提出一种分布式编队控制策略，实现全局有界稳定性并确保控制输入平滑，使得

$$\lim_{t\to\infty}|x_i - x_r - \Delta x_i| \leq \tau_i^x \tag{8}$$

$$\lim_{t\to\infty}|y_i - y_r - \Delta y_i| \leq \tau_i^y \tag{9}$$

$$\lim_{t\to\infty}|\theta_i - \theta_r| \leq \tau_i^\theta \tag{10}$$

其中，τ_i^x、τ_i^y 和 τ_i^θ是任意小的阈值。

III. 编队控制设计

本节设计了一种采用自适应滑动新息滤波器的领导者—跟随者编队控制新方法。首先介绍分布式估计器。然后，基于误差动力学，采用反步法提出仿生运动学控制，以解决传统设计中不切实际的速度跳变问题；随后，开发了一种由仿生神经动力学辅助的滑模动力学控制器，该控制器能够避免抖振，并在存在噪声的情况下提供平滑的控制输入。最后，将自适应滑动新息滤波器与所提出的控制策略相结合，不仅能够提供准确的状态估计，还能在状态估计过程中出现建模误差时，适应故障工况。

A. 分布式估计器设计

多移动机器人的传统领航者-跟随者编队控制设计假设所有跟随者都能获取领航者的信息。然而，当跟随者之间的通信仅限于局部范围时，这种传统设计便难以适用，因为并非所有跟随者都能获得领航者状态。因此，本小节为每个跟随者设计一个分布式估计器，用于估计领航者的位姿和速度，该估计器仅需获取邻域位姿和速度信息。

首先，将机器人 i 的位姿估计误差定义为

$$e_{ip} = a_{i0}\left(P_{ir} - P_r\right) + \sum_{j=1}^{n} a_{ij}\left(P_{ir} - P_{jr}\right) \tag{11}$$

其中，e_{ip} 是第 i个机器人的邻域误差，$P_r = \begin{bmatrix} x_r & y_r & \theta_r \end{bmatrix}^T$，$P_{ir}$是领航者的位姿；$\begin{bmatrix} x_{ir} & y_{ir} & \theta_{ir} \end{bmatrix}^T$ 是跟随者 i 在惯性坐标系下对领航者位姿的估计。然后，给出基于 e_{ip} 的估计策略：

$$\dot{P}_{ir} = \frac{1}{\xi_i}\left(-k_i e_{ip} + \sum_{j=1}^{n} a_{ij}\dot{P}_{jr} + a_{i0}\dot{P}_r\right) \tag{12}$$

其中，$\xi_i = \sum_{j=1}^{n} a_{ij} + a_{i0}$和 k_i 是 3×3 对称正定矩阵。在假设3中，$\dot{\upsilon}_r$ 仅假设为有界，因此，使用式(11)和式(12)中相同的方法来估计 υ_r 并不实际。因此，为了估计领导者速度，本文提出了一种滑模方法。在式(12)中，$\dot{P}_{ir}$ 的估计需要来自 P_{jr}的信息，而这些信息通过下文将设计的速度估计器获得。

首先，机器人 i 的线速度估计误差定义为

$$e_{i\upsilon} = a_0\left(\upsilon_{ir} - \upsilon_r\right) + \sum_{j=1}^{n} a_{ij}\left(\upsilon_{ir} - \upsilon_{jr}\right) \tag{13}$$

其中，υ_{ir} 和 υ_{jr} 分别为跟随者 i 和 j对领导者线速度的估计。基于式（13）中定义的估计误差，随后给出 υ_{ir} 的估计律，如下：

$$\dot{\upsilon}_{ir} = -k_{a1}e_{i\upsilon} - k_{b1}\mathrm{sat}\left(e_{i\upsilon}\right) \tag{14}$$

其中，正常数 k_{a1} 和 k_{b1} 均为控制参数，且 $k_{b1} \geq \iota_1$。采用相同的过程，定义 ω_{ir} 和

ω_{jr} 分别表示从跟随者 i 和 j对领导者角速度的估计，角速度的估计律如下:

$$\dot{\omega}_{ir} = -k_{a2}e_{i\omega} - k_{b2}\mathrm{sat}\left(e_{i\omega}\right) \tag{15}$$

定理 1 如果假设 1 成立，则考虑估计律 (12)、(14) 和 (15)，P_{ir}、υ_{ir} 和 ω_{ir} 分别指数收敛于 P_r、υ_r 和 ω_r。

证明 为了证明定理1，考虑以下李雅普诺夫候选函数 $\frac{1}{2}e_{ip}^T e_{ip}$。所提出的李雅普诺夫候选函数的导数计算如下

$$\begin{aligned} e_{ip}^T\dot{e}_{ip} &= e_{ip}^T\left(\sum_{j=1}^{n}a_{ij}\left(\dot{P}_{ir}-\dot{P}_{jr}\right)+a_{i0}\left(\dot{P}_{ir}-\dot{P}_r\right)\right) \\ &= e_{ip}^T\left(\xi_i\dot{P}_{ir}-\sum_{j=1}^{n}a_{ij}\dot{P}_{jr}-a_{i0}\dot{P}_r\right) = -e_{ip}^T k_i e_{ip} \end{aligned} \tag{16}$$

由于e_{ip} 是对称正定矩阵，因此可以得出 $e_p = \begin{bmatrix} e_{1p}^T & e_{2p}^T & \dots & e_{np}^T \end{bmatrix}^T$ $e_q = \begin{bmatrix} e_{1q}^T & e_{2q}^T & \dots & e_{nq}^T \end{bmatrix}^T$ 收敛于零。此外，定义和，其中 e_{iq} 定义为 $e_{iq} = P_{ir} - P_r$，则可得$e_p = (H \otimes I_3)\, e_q$ (17)

根据（2），若假设1和引理1成立，则 H 是对称正定矩阵。因此，随着 e_p 指数收敛至零，e_q 也收敛至零。

根据式（14）定义的估计律，定义 $\hat{\upsilon}_i = \upsilon_{ir} - \upsilon_r$，可得

$$\dot{\hat{\upsilon}}_i = -k_{a1}e_{iv} - k_{b1}\mathrm{sat}\left(e_{iv}\right) - \dot{\upsilon}_r \tag{18}$$

然后，定义 $e_\upsilon = \begin{bmatrix} e_{1\upsilon} & e_{2\upsilon} & \dots & e_{n\upsilon} \end{bmatrix}^T$ 和 $\hat{\upsilon} = \begin{bmatrix} \upsilon_1 & \upsilon_2 & \dots & \upsilon_n \end{bmatrix}^T$ $\hat{}\,\hat{}\,\hat{}$。可得

$$e_\upsilon = H\hat{\upsilon} \tag{19}$$

然后，根据式（18）和（19），不难验证

$$\dot{\hat{\upsilon}} = -k_{a1}e_\upsilon - k_{b1}\mathrm{sat}\left(e_\upsilon\right) - \dot{\upsilon}_r 1_n \tag{20}$$

同样地，定义 $\hat{\omega}_i = \omega_{ir} - \omega_r$。根据式（15），角速度的估计律可重写为

$$\dot{\hat{\omega}} = -k_{a2}e_\omega - k_{b2}\mathrm{sat}\left(e_\omega\right) - \dot{\omega}_r 1_n \tag{21}$$

其中，$e_\omega = \begin{bmatrix} e_{1\omega} & e_{2\omega} & \dots & e_{n\omega} \end{bmatrix}^T$ 和 $\hat{\omega} = \begin{bmatrix} \omega_1 & \omega_2 & \dots & \omega_n \end{bmatrix}^T$ $\hat{}\,\hat{}$ $\hat{}$。再次可得$e_\omega = H\hat{\omega}$。为了证明稳定性，提出李雅普诺夫候选函数 $V_1 = \frac{1}{2}\hat{\upsilon}^T H\hat{\upsilon}$，其时间导数计算为

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= \hat{\upsilon}^T H\left(-k_{a1}e_\upsilon - k_{b1}\mathrm{sat}\left(e_\upsilon\right) - \dot{\upsilon}_r 1_n\right) \\ &= -k_{a1}\hat{\upsilon}^T HH\hat{\upsilon} - k_{b1}(H\hat{\upsilon})^T\mathrm{sat}\left(H\hat{\upsilon}\right) - \hat{\upsilon}^T H\dot{\upsilon}_r 1_n \end{aligned} \tag{22}$$

如果 sat(e_υ) 达到饱和状态，即 $H\hat{\upsilon} \geq 1$ 中的元素均满足该条件，则 (22) 满足

$$\dot{V}_1 \leq -k_{a1}\hat{\upsilon}^T HH\hat{\upsilon} - (k_{b1} - \iota_1)\left\|H\hat{\upsilon}\right\|_1 \tag{23}$$

其中，$\left\|H\hat{\upsilon}\right\|_1$ 是向量 $H\hat{\upsilon}$的第一范数。我们利用 $k_{b1} \geq \iota_1$ 和 H 为对称正定矩阵这一事实，得出线速度的估计律是渐近稳定的结论。

引理 2. 根据柯西–施瓦茨不等式，以下不等式成立。

$$\left\|H\hat{\upsilon}\right\|_1 \leq \sqrt{n}\left\|H\hat{\upsilon}\right\| \tag{24}$$

如果 $H\hat{\upsilon} < 1$ 中的元素通过应用引理 2 进行计算，则（22）可表示为

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &\leq -\left(k_{a1}+k_{b1}\right)\left\|H\hat{\upsilon}\right\|^2 + \iota_1\sqrt{n}\left\|H\hat{\upsilon}\right\| \\ &= -\left(k_{a1}+k_{b1}-\gamma_1\right)\left\|H\hat{\upsilon}\right\|^2 \quad \text{whenever}\left\|H\hat{\upsilon}\right\| \geq \mu_1 \end{aligned} \tag{25}$$

其中，γ_1 是区间 (0，$k_{a1}+k_{b1}$) 内的任意数，且 $\mu_1 = (\iota_1\sqrt{n})/\gamma_1$。因此，线速度估计策略相对于输入 $||\dot{\upsilon}_r||$ 是输入到状态稳定的。特别地，如果 $t \to \infty$ 且 $\|\dot{\upsilon}_r\| \to 0$，估计误差 $\hat{\upsilon}$ 将指数收敛至零。

角度估计律的李雅普诺夫候选函数提出为 $V_2 = \frac{1}{2}\hat{\omega}^T H\hat{\omega}$，通过应用假设 1 和引理 2，遵循从 (22) 到 (25) 的相同过程。可以发现，如果 $||H\hat{\upsilon}|| \geq 1$，角速度估计策略是渐近稳定的；如果 $||H\hat{\upsilon}|| < 1$，V_2 产生

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq -\left(k_{a2}+k_{b2}\right)\left\|H\hat{\upsilon}\right\|^2 + \iota_2\sqrt{n}\left\|H\hat{\upsilon}\right\| \\ &= -\left(k_{a2}+k_{b2}-\gamma_2\right)\left\|H\hat{\upsilon}\right\|^2 \quad \text{whenever}\left\|H\hat{\upsilon}\right\| \geq \mu_2 \end{aligned} \tag{26}$$

其中，γ_2 是区间 (0, $k_{a2}+k_{b2}$) 内的任意数，且 $\mu_2 = (\iota_2\sqrt{n})/\gamma_2$。因此，角速度估计律相对于 $\dot{\omega}_r$ 是输入到状态稳定的。此外，若 $t \to \infty$ 和 $\|\dot{\omega}_r\| \to 0$，则估计误差 $\hat{\omega}$ 渐近指数收敛至零。定理 1 的证明完毕。

B. 仿生反步控制器设计

本小节设计了分布式仿生反步法运动学控制器，利用领导者的估计状态实现编队控制目标。此外，只有部分跟随者能够获取领导者的状态信息。在惯性坐标系中，跟随者 i 的跟踪误差定义为

$$\begin{aligned} e_{ix} &= x_i - x_{ir} - \Delta x_i \\ e_{iy} &= y_i - y_{ir} - \Delta y_i \\ e_{i\theta} &= \theta_i - \theta_{ir} \end{aligned} \tag{27}$$

其中，Δx_i 和 Δy_i 分别表示第i个跟随者与领导者在 x 和 y 方向上的距离。显然，x_{ir}、y_{ir}和 θ_{ir} 分别指数收敛于 x_r、y_r和 θ_r。然后，计算体固定坐标系与惯性坐标系之间的跟踪误差，如下所示。

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ \hat{\theta}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & \sin\theta_i & 0 \\ -\sin\theta_i & \cos\theta_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} e_{ix} \\ e_{iy} \\ e_{i\theta} \end{bmatrix} \tag{28}$$

$\hat{}$ 其中，$\hat{x}_i$、$\hat{y}_i$ 和 θ_i 分别表示驱动方向、横向和航向的跟踪误差。对式 28 求导可得

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{x}}_i \\ \dot{\hat{y}}_i \\ \dot{\hat{\theta}}_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_i\hat{y}_i - \upsilon_i + \upsilon_{ir}\cos\hat{\theta}_i + \Omega_{ix} \\ -\omega_i\hat{x}_i + \upsilon_{ir}\sin\hat{\theta}_i + \Omega_{iy} \\ \omega_i - \omega_{ir} \end{bmatrix} \tag{29}$$

其中 Ω_{ix} 和 Ω_{iy} 分别定义为

$$\begin{aligned} \Omega_{ix} &= (\upsilon_{ir}\sin\theta_{ir} - \dot{y}_{ir})\sin\theta_i + (\upsilon_{ir}\cos\theta_{ir} - \dot{x}_{ir})\cos\theta_i \\ \Omega_{iy} &= (\upsilon_{ir}\sin\theta_{ir} - \dot{y}_{ir})\cos\theta_i - (\upsilon_{ir}\cos\theta_{ir} - \dot{x}_{ir})\sin\theta_i. \end{aligned} \tag{30}$$

传统反步控制存在速度跳变问题。为解决这一问题，将仿生神经动力学与反步控制相结合，以避免速度跳变问题。仿生神经动力学最初于20世纪50年代 [29] 在膜模型中被提出，用于描述神经系统，随后 Grossberg [30] 对其进行了进一步发展，用以描述个体的自适应动态行为。研究人员已将该模型应用于多个不同领域，包括机器人学 [9], [24]。

由 Grossberg 神经动力学模型推导得到的分流模型如下：

$$\dot{V}_{si} = -A_i V_{si} + (B_i - V_{si})\, f(\hat{x}_i) - (D_i + V_{s1})\, g(\hat{x}_i) \quad (31)$$

其中，$f(\hat{x}_i) = \max(\hat{x}_i, 0)$，且 $g(\hat{x}_i) = \max(0, -\hat{x}_i)$；$V_{s1}$ 是分流模型的输出；A_i 是被动衰减率；B_i 和 D_i 分别是输出的上界和下界。我们使用该分流模型替代误差项 $\hat{x}_i$。随后，提出仿生反步控制如下：

$$v_{ci} = C_1 V_{si} + v_{ir}\cos\hat{\theta}_i \quad (32)$$

$$\omega_{ci} = \omega_{ir} + C_2 v_{ir}\hat{y}_i + C_3 v_{ir}\sin\hat{\theta}_i \quad (33)$$

其中，C_1、C_2和 C_3 是正设计参数。

注 1. 传统反步控制中的初始速度跳变问题是由误差项 $C_1\hat{x}_i$引起的。如果存在初始跟踪误差，传统反步控制生成的速度需求将不会从零开始，这意味着初始转矩需求趋于无限大，且不切实际。控制参数 C_1越大，初始速度跳变越明显。相比之下，分流模型的作用类似于低通滤波器，不仅使输出从零开始，还将输出限制在有限区间（$-D_i$，B_i）内，从而使最大速度指令为 $\max(v_{c,i}) = C_1 B_i + v_{ir}$。因此，设计良好的仿生反步控制能够避免速度跳变问题并限制最大速度。

C. 仿生滑模控制设计

在仿生反步控制设计之后，本小节开发了一种采用相同神经动力学的仿生滑模控制。定义速度指令与滤波器生成的估计速度之间的误差如下

$$\begin{bmatrix} e_{\eta 1,i} \\ e_{\eta 2,i} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{ci} - v_i \\ \omega_{ci} - \omega_i \end{bmatrix} \quad (34)$$

其中，$e_{\eta 1,i}$ 和 $e_{\eta 2,i}$ 分别定义为线速度误差和角速度误差。值得注意的是，滤波器获得的估计速度在某种均方意义下可以收敛到其实际值。v_i 和 ω_i 分别为实际线速度和角速度。令体固定坐标系的原点与重心位于同一位置，则传统的滑模动力学控制器设计如下

$$\tau_{L,i} = \frac{m_i r_i}{2}\left(\dot{v}_{ci} + C_{a,i}\mathrm{sign}(\mathrm{e}_{\eta 1,\mathrm{i}})\right) - \frac{I_i r_i}{2c_i}\left(\dot{\omega}_{ci} + C_{b,i}\mathrm{sign}(\mathrm{e}_{\eta 2,\mathrm{i}})\right) \quad (35)$$

$$\tau_{R,i} = \frac{m_i r_i}{2}\left(\dot{v}_{ci} + C_{a,i}\mathrm{sign}(\mathrm{e}_{\eta 1,\mathrm{i}})\right) + \frac{I_i r_i}{2c_i}\left(\dot{\omega}_{ci} + C_{b,i}\mathrm{sign}(\mathrm{e}_{\eta 2,\mathrm{i}})\right) \quad (36)$$

其中，$C_{a,i}$ 和 $C_{b,i}$ 为正控制参数。上述传统滑模方法存在抖振问题，会产生执行器无法实现的不连续转矩指令。因此，采用分流模型替代抖振项，并将线速度和角速度的分流模型定义为

$$\dot{V}_{s1,i} = -A_{1,i} + (B_{1,i} - V_{s1,i})\, f(e_{\eta 1,i}) - (D_{1,i} + V_{s1,i})\, g(e_{\eta 1,i}) \quad (37)$$

$$\dot{V}_{s2,i} = -A_{2,i} + (B_{2,i} - V_{s2,i})\, f(e_{\eta 2,i}) - (D_{2,i} + V_{s2,i})\, g(e_{\eta 2,i}) \quad (38)$$

随后，提出仿生滑模力矩控制如下 d

$$\tau_{L,i} = \frac{m_i r_i}{2}\left(\dot{v}_{ci} + C_{a,i}V_{s1i}\right) - \frac{I_i r_i}{2c_i}\left(\dot{\omega}_{ci} + C_{b,i}V_{s2i}\right) \quad (39)$$

$$\tau_{R,i} = \frac{m_i r_i}{2}\left(\dot{v}_{ci} + C_{a,i}V_{s1i}\right) + \frac{I_i r_i}{2c_i}\left(\dot{\omega}_{ci} + C_{b,i}V_{s2i}\right) \quad (40)$$

备注 2。应用分流模型消除了传统滑模控制中的抖振问题。尽管也可采用饱和函数等其他控制器来避免抖振问题，但在考虑噪声时，传统设计中的控制参数 $C_{a,i}$ 和 $C_{b,i}$ 无法彻底消除力矩控制指令中的不连续性。在此情况下，分流模型发挥了低通滤波器的作用，从而产生平滑的控制指令。

备注 3。为了克服扰动，控制参数 $C_{a,i}$, $C_{b,i}$ 往往取值较大，这可能导致产生过大的力矩指令。然而，应用于滑模控制的分流模型无需较大的 $C_{a,i}$和 $C_{b,i}$，即可增强对扰动的鲁棒性。此外，用于控制线速度和角速度的分流模型也分别被限制在 $(-D_{1i}, B_{1i})$ 和 $(-D_{2,i}, B_{2,i})$ 范围内。

D. 稳定性分析

本小节证明了所提出的编队控制策略的稳定性，仿生反步控制的李雅普诺夫候选函数给出如下

$$V_3 = \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{1}{2}\hat{x}_i^2 + \frac{1}{2}\hat{y}_i^2 + \frac{1}{C_2}\left(1 - \cos\hat{\theta}_i\right) + \frac{C_1}{2B_i}V_{si}^2\right) \quad (41)$$

根据（30）、（32）和（33），并令 $B_i = D_i$，可计算出（41）的时间导数为

$$\begin{aligned}\dot{V}_3 &= \sum_{i=1}^{n}\left(\dot{\hat{x}}_i\hat{x}_i + \dot{\hat{y}}_i\hat{y}_i + \frac{1}{C_2}\dot{\hat{\theta}}_i\sin\hat{\theta}_i + \frac{C_1}{B_i}\dot{V}_{si}V_{si}\right) \\ &= \sum_{i=1}^{n} C_1\left(-\hat{x}_i + f(\hat{x}_i) - g(\hat{x}_i)\right)V_{si} + \sum_{i=1}^{n}\frac{C_1}{B_i}(-A_i - f(\hat{x}_i) \\ &\quad - g(\hat{x}_i))V_{si}^2 - \sum_{i=1}^{n}\frac{C_3}{C_2}v_{ir}\sin^2\hat{\theta}_i + \sum_{i=1}^{n}(\hat{x}_i\Omega_{ix} + \hat{y}_i\Omega_{iy})\end{aligned} \quad (42)$$

If $\hat{x}_i \geq 0$, then $f(\hat{x}_i) = \hat{x}_i$ and $g(\hat{x}_i) = 0$. Thus,

$$-\hat{x}_i + f(\hat{x}_i) - g(\hat{x}_i) = 0 \quad (43)$$

若 $\hat{x}_i < 0$，则 $g(\hat{x}_i) = -\hat{x}_i$ 且 $f(\hat{x}_i) = 0$，（43）也等于零。此外，容易验证 $-A_i - f(\hat{x}_i) - g(\hat{x}_i) \leq 0$。

需要指出的是，Ω_{ix} 和 Ω_{iy} 均指数收敛至零，因此 $V_3 \leq 0$。此外，根据式（31），$V_{si} \to 0$ 当 $t \to \infty$ 时，则 $\hat{x}_i$ 也趋于零。由式（42）中的项 $\frac{C_3}{C_2} v_{ir} \sin^2\hat{\theta}_i$ 可知，$\hat{\theta}_i \to 0$ 随时间 $\to \infty$，于是根据式（33），$C_2 v_{ir} \hat{y}_i$，$\hat{y}_i \to 0$ 也如此。因此，所提出的控制方法是渐近稳定的。对于仿生滑模控制器，其李雅普诺夫候选函数定义为

$$V_4 = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\left(e_{\eta 1,i}^2 + e_{\eta 2,i}^2 + C_{a,i}V_{s1,i}^2 + C_{bi}V_{s2,i}^2\right) \tag{44}$$

于是，式（44）的导数可写为

$$\dot{V}_4 = \sum_{i=1}^{n}\left(\dot{e}_{\eta 1,i}e_{\eta 1,i} + \dot{e}_{\eta 2,i}e_{\eta 2,i} + C_{a,i}\dot{V}_{s1,i}V_{s1,i} + C_{bi}\dot{V}_{s2,i}V_{s2,i}\right) \tag{45}$$

将式（39）和式（40）代入式（45），可得

$$\begin{aligned}\dot{V}_4 = &\sum_{i=1}^{n}\frac{C_{a,i}}{B_{1,i}}\left(-B_{1,i}e_{\eta 1,i} + B_{1,i}f\left(e_{\eta 1,i}\right) - D_{1,i}g\left(e_{\eta 1,i}\right)\right)V_{s1,i}\\ &+\sum_{i=1}^{n}\frac{C_{a,i}}{B_{1,i}}\left(-A_{1,i} - f\left(e_{\eta 1,i}\right) - g\left(e_{\eta 1,i}\right)\right)V_{s1,i}^2 + \sum_{i=1}^{n}e_{\eta 1,i}d_{1,i}\\ &+\sum_{i=1}^{n}\frac{C_{b,i}}{B_{2,i}}\left(-B_{2,i}e_{\eta 2,i} + B_{2,i}f\left(e_{\eta 2,i}\right) - D_{2,i}g\left(e_{\eta 2,i}\right)\right)V_{s2,i}\\ &+\sum_{i=1}^{n}\frac{C_{b,i}}{B_{2i}}\left(-A_{2,i} - f\left(e_{\eta 2,i}\right) - g\left(e_{\eta 2,i}\right)\right)V_{s2,i}^2 + \sum_{i=1}^{n}e_{\eta 2,i}d_{2,i}\end{aligned} \tag{46}$$

再次利用分流模型的特性，假设 $B_{1i} = D_{1i}$ 和 $B_{2i} = D_{2i}$，可计算得

$$\begin{aligned}-B_{1i}e_{\eta 1,i} + B_{1,i}f\left(e_{\eta 1,i}\right) - D_{1,i}g\left(e_{\eta 1,i}\right) = 0\\ -B_{2i}e_{\eta 2,i} + B_{2,i}f\left(e_{\eta 2,i}\right) - D_{2,i}g\left(e_{\eta 2,i}\right) = 0\end{aligned} \tag{47}$$

然后，(46) 可改写为

$$\begin{aligned}\dot{V}_4 = &\sum_{i=1}^{n}\left(\left(-\frac{A_{1,i}C_{a,i}}{B_{1,i}} - \frac{C_{a,i}\left|e_{\eta 1,i}\right|}{B_{1,i}}\right)V_{s1,i}^2 + e_{\eta 1,i}d_{1,i}\right)\\ &+\sum_{i=1}^{n}\left(\left(-\frac{A_{2,i}C_{b,i}}{B_{2,i}} - \frac{C_{b,i}\left|e_{\eta 2,i}\right|}{B_{2,i}}\right)V_{s2,i}^2 + e_{\eta 2,i}d_{2,i}\right)\\ &\leq -\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{C_{a,i}}{B_{2,i}}V_{s2,i}^2 - d_{1,i}\right)\left|e_{\eta 1,i}\right| + \left(\frac{C_{b,i}}{B_{3,i}}V_{s3,i}^2 - d_{2,i}\right)\left|e_{\eta 2,i}\right|.\end{aligned} \tag{48}$$

根据（48）的最后一行，只要 $\frac{C_{a,i}}{B_{2,i}}V_{s1,i}^2 \geq |d_{1,i}|$ 和 $\frac{C_{b,i}}{B_{2,i}}V_{s2,i}^2 \geq |d_{2,i}|$，所提出的滑模控制就是输入到状态稳定的。根据假设2和分流模型的特性，$V_{s1,i}$、$d_{1,i}$ $V_{s2,i}$以及 $d_{2,i}$ 的最大值分别为 $B_{1,i}$ 和 ψ_1，$B_{2,i}$，以及 ψ_2。因此，通过调整这些参数，可以保证仿生滑模力矩控制的稳定性。由（48）可知，估计的速度误差有界。由于已知滤波器能够精确估计实际速度，因此可得实际速度误差也有界。这与仿生反步控制的稳定性共同表明，编队跟踪误差也有界。因此，可以保证所提出的编队系统的整体稳定性。

E. 自适应滑动创新滤波器

首先，将质心与体固定坐标系的原点设为同一点，给定时间步 Δt，并采用欧拉近似，经 ASIF 处理后的移动机器人动力学模型为

$$\zeta_{i,k+1} = \begin{bmatrix} v_{i,k+1} \\ \omega_{i,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{i,k} \\ \omega_{i,k} \end{bmatrix} + \bar{M}_i^{-1}\bar{B}_i\tau_{c,i,k}\Delta t + \alpha_{i,k} \tag{49}$$

$$\hat{\zeta}_{k+1} = H_i\zeta_{i,k+1} + \beta_{i,k} \tag{50}$$

其中，$\alpha_{i,k}$ 和 $\beta_{i,k}$ 分别是第 i 个机器人在时间步 k 的系统噪声和测量噪声；$v_{i,k+1}$ 和 $\omega_{i,k+1}$ 分别是线速度和角速度；ζ_{k+1} 是状态测量值；H 是测量矩阵。然后，ASIF 的设计与卡尔曼滤波器具有类似的结构，采用预测-校正估计方法。ASIF 的设计流程首先包括预测阶段:

$$\tilde{\zeta}_{i,k+1|k} = A_{i,h}\tilde{\zeta}_{i,k|k} + B_{i,h}\tau_{c,i,k} \tag{51}$$

$$P_{i,k+1|k} = A_{i,h}P_{i,k|k}{A_{i,h}}^T + Q_{i,k} \tag{52}$$

$$\tilde{z}_{i,k+1|k} = \hat{\zeta}_{i,k+1} - H_i\tilde{\zeta}_{i,k+1|k} \tag{53}$$

其中，$\tilde{\zeta}_{i,k+1|k}$ 和 $\tilde{\zeta}_{i,k|k}$ 分别是时间步 k 的先验和后验状态估计值；$P_{i,k+1|k}$ 是状态误差协方差；$\tilde{z}_{i,k+1|k}$ 是新息；$A_{i,h}$ 视为 2×2 单位矩阵；$B_{i,h} = \bar{M}_i^{-1}\bar{B}_i\Delta t$；而 $Q_{i,k}$ 是系统噪声协方差。然后，这些预测变量经过更新阶段处理:

$$K_{i,k+1} = H_{i,k+1}^{+}\mathrm{diag}(\mathrm{sat}\left(\frac{\left|\tilde{z}_{i,k+1|k}\right|}{\rho_i}\right) \tag{54}$$

$$\tilde{\zeta}_{k+1|k+1} = \tilde{\zeta}_{k+1|k} + K_{k+1}\tilde{z}_{i,k+1|k} \tag{55}$$

$$\begin{aligned}P_{i,k+1|k+1} = &\left(I - K_{i,k+1}H_i\right)P_{i,k+1|k}\left(I - K_{i,k+1}H_i\right)^T\\ &+K_{i,k+1}R_{k+1}K_{i,k+1}^T\end{aligned} \tag{56}$$

其中，ρ_i 为滑动边界层；R_{k+1} 为测量噪声协方差；$K_{i,k+1}$ 为滑动新息增益；$\zeta_{k+1|k+1}$ 为更新后的状态估计。接下来，应引入滑动新息滤波器。在传统的滑动新息滤波器设计中，滑动边界 ρ_i 需要手动调整。然而，该滤波器在正常运行条件下只能提供次优解，因为它在更新状态估计值时没有考虑系统噪声协方差。因此，开发了 ASIF，以获得更准确的状态估计值。滑动边界、滑动新息增益和新息协方差$S_{i,k+1}$的表达式如下:

$$K_{k+1} = H_i^{+}\left|\tilde{z}_{i,k+1|k}\right|\rho_{i,k+1}^{-1} \tag{57}$$

$$S_{i,k+1} = H_iP_{i,k+1|k}H_i^T + R_{i,k+1} \tag{58}$$

$$\rho_{i,k+1} = S_{i,k+1}(S_{i,k+1} - R_{i,k+1})^{-1}\mathrm{diag}\left|\tilde{z}_{i,k+1|k}\right|. \tag{59}$$

至此，完成了移动机器人的 ASIF 整体设计。**注释 4.** 如果系统已知，卡尔曼滤波器能够给出最优结果；然而，如果估计器存在建模不确定性或建模误差，卡尔曼滤波器便无法提供准确的状态估计。因此，我们引入 ASIF，它不仅能在正常工作条件下提供准确的状态估计值，还能在发生建模误差或不确定性时提供额外的鲁棒性。

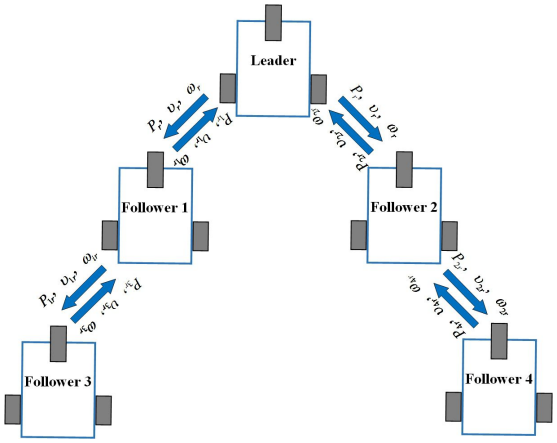


图 1. 移动机器人之间的通信设置与编队

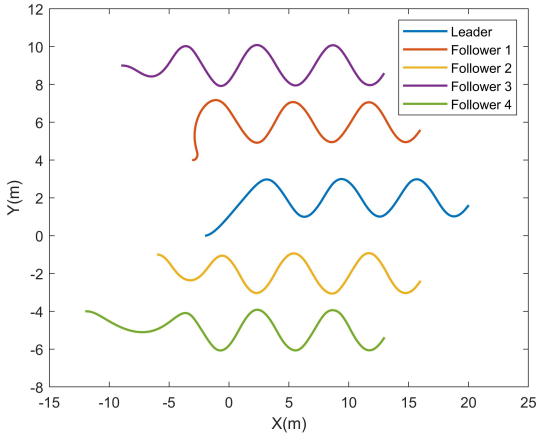


图 2. 移动机器人跟踪连续路径的位置

IV. 仿真结果

本节给出各种仿真结果，以展示所提出控制方法的控制性能。假设系统包含四个跟随者和一个虚拟领导者，通信设置如图 1 所示。估计器的参数设为 $k_i = I_{3\times3}$, $k_{a1} = k_{a2} = 20$, $k_{b1} = k_{b2} = 5$。反步控制器中的控制参数设为 $C_{1,\ i} = 3$, $C_{2,\ i} = 2$ 和 $C_{3,\ i} = 1$；传统滑模动力学控制器中的参数设为$C_{a,\ i} = 3$ 和 $C_{b,\ i} = 3$。仿生反步运动学控制器中分流模型的参数设为 $A_i = 4$, $B_i = D_i = 2$，仿生滑模控制器中分流模型的参数设为$A_{1,\ i} = 4$, $B_{1,\ i} = 6$, $A_{2,\ i} = 4$ 和 $B_{2,\ i} = 6$。

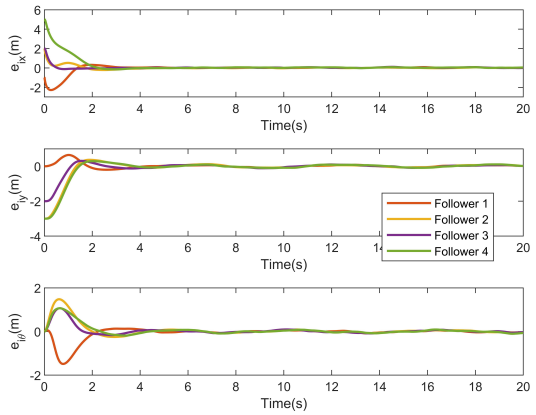


图 3. 各跟随者跟踪连续路径时的编队跟踪误差

为测试所提方法的跟踪性能，领导者需要跟踪的期望轨迹由 $x_d = t$和 $y_d = 2 + \sin(\frac{\pi}{2} + t)$给出。领导者的期望速度计算如下：

$$\upsilon_d = \sqrt{\dot{x}_d^2 + \dot{y}_d^2} \qquad \omega_d = \frac{\ddot{y}_d\dot{x}_d - \ddot{x}_d\dot{y}_d}{\dot{x}_d^2 + \dot{y}_d^2} \tag{60}$$

此外，在初始阶段，线速度遵循$\upsilon_r = \upsilon_r(1 - e^{-t/0.5})$。移动机器人的相对位置被视为 $\Delta x_1 = 4$、 $\Delta y_1 = -4$、 $\Delta x_2 = 4$、 $\Delta y_2 = 4$、$\Delta x_3 = 7$、 $\Delta y_3 = -7$、 $\Delta x_4 = 7$、 $\Delta y_4 = 7$。

如图 2 所示，所提出的编队控制策略使移动机器人保持其预定编队。图 3 进一步表明，估计误差收敛至零。

此外，在图 4 中，当出现初始跟踪误差时，传统反步法会产生速度跳变；值得注意的是，初始跟踪误差计算为 $\hat{x}_1 = -1$、 $\hat{x}_2 = \hat{x}_3 = 2$ 和 $\hat{x}_4 = 5$，这有效地表明初始跟踪误差越大，初始所需速度越高。此外，传统反步控制所需的最大线速度最高可达 15m/s，对于以这种速度运行的自主机器人而言并不实际。另一方面，受生物启发的反步控制成功避免了这种线速度跳变；这意味着一个

表 I 正常情况下的速度均方根误差（$\times10^{-2}$）

线速度	KF	ASIF	角速度	KF	ASIF
跟随者1	0.97	0.97	跟随者1	0.80	0.80
跟随者2	0.96	0.96	跟随者2	0.82	0.82
跟随者 3	0.97	0.97	跟随者 3	0.81	0.81
跟随者4	0.98	0.98	跟随者4	0.78	0.78

在传统的反步法设计中，要驱动移动机器人立即达到这样的速度，需要极大的转矩。因此，借助所提出的仿生方法，速度跳变问题得到了解决。

与传统滑模控制和二阶滑模控制相比，仿生滑模控制在噪声影响下能够提供平滑的控制输入。分流模型独特的滤波能力可以滤除高频噪声，从而减轻控制系统的负担。

状态估计值与实际状态之间的均方根误差（RMSE）如表 I 所示。我们观察到，在正常条件下，滤波器运行良好)

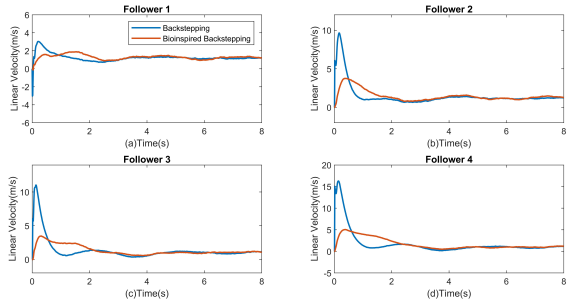


图 4. 不同方法的线速度估计。蓝色：传统反步法 & 仿生滑模 & ASIF 红色：仿生反步法 & 仿生滑模 & ASIF

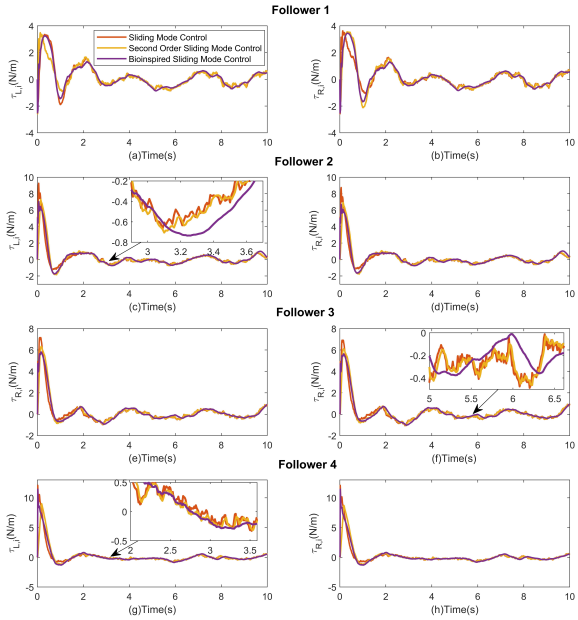


图 5. 不同控制方法的转矩控制指令。红色：传统滑模控制，黄色：二阶滑模控制，紫色：仿生滑模控制

表 II 故障情况下的速度均方根误差（$\times 10^{-2}$）

线速度	KF	ASIF	角速度	KF	ASIF
跟随者1	6.43	1.18	跟随者1	2.10	1.03
跟随者2	6.50	1.15	跟随者2	1.83	1.01
跟随者 3	5.37	1.19	跟随者 3	2.14	1.03
跟随者4	5.75	1.19	跟随者4	2.03	1.05

而且，ASIF 提供的状态估计值与卡尔曼滤波器提供的几乎完全相同。然而，当条件变得嘈杂时，估计器可能会失效，从而导致状态估计值不准确。假设估计器能够完美工作 10 秒；之后，系统中注入了一个故障，使滤波器处理的质量 m_i 和惯量 I_i 分别变为 $0.01m_i$ 和 $I_i = 0.1I_i$。表 II 显示，在故障情况下，KF 无法提供准确的状态估计值，而 ASIF 仍然能够继续工作。

从而提供相对更准确的状态估计值。

V. 结论

本文研究了分布式领导者-跟随者编队控制问题。首先，设计了一种分布式估计器，用于估计领导者状态，使所有机器人无需获知领导者状态即可保持期望编队。随后，提出了一种分布式仿生反步控制，以解决速度跳变问题，避免传统设计在实际应用中难以实现。之后，提出了一种仿生滑模控制，通过平滑转矩输入提高控制鲁棒性。将 ASIF 集成到所提出的控制策略中，以提供准确的状态估计，并在存在建模误差时保持鲁棒性。最后，通过李雅普诺夫理论严格证明了所提出控制方法的稳定性，多组仿真结果也验证了所提出编队控制策略的有效性和高效性。

未来可进一步深入研究机器人通信问题，例如拒绝服务攻击，以及影响数据传输准确性的噪声，以提高系统在各种条件下的控制效果。此外，预计进一步研究避障问题将有助于提高整体编队控制效率。

参考文献

[1] J. Hu、W. Liu、H. Zhang、J. Yi 和 Z. Xiong，“基于可变形薄片的多机器人物体运输运动规划”，*IEEE Robotics andAutomationLetters*，第 7 卷，第 4 期，第 9350–9357 页，2022 年。[2] A. Macwan、J. Vilela、G. Nejat 和 B. Benhabib，“自主荒野搜索与救援的多机器人路径规划策略”，*IEEE Transactions on Cybernetics*，第 45 卷，第 9 期，第 1784–1797 页，2015 年。[3] J. Lin、Z. Miao、H. Zhong、W. Peng、Y. Wang 和 R. Fierro，“具有可视性约束的移动机器人自适应图像式领航者-跟随者编队控制”，*IEEE Transactions on Industrial Electronics*，第 68 卷，第 7 期，第 6010–6019 页，2021 年。[4] Z. Miao、H. Zhong、Y. Wang、H. Zhang、H. Tan 和 R. Fierro，“仅使用受视场约束的视觉反馈实现移动机器人的低复杂度领航者-跟随者编队控制”，*IEEE Transactions on IndustrialInformatics*，第 18 卷，第 7 期，第 4665–4673 页，2022 年。[5] S. Chang、Y. Wang、Z. Zuo 和 H. Yang，“具有预设性能的轮式移动机器人的固定时间编队控制”，*IEEE Transactions on Control Systems Technology*，第 30 卷，第 2 期，第 844–851 页，2022 年。[6] Z. Han、W. Wang、J. S. Huang 和 Z. Wang，“具有事件触发通信和拒绝服务攻击的移动机器人分布式自适应编队跟踪控制”，*IEEE Transactions on Industrial Electronics*，第 0046 卷，第 c 期，2022 年。[7] D. Xu、X. Zhang、Z. Zhu、C. Chen 和 P. Yang，“群体机器人的基于行为的编队控制”，*Mathematical Problems in Engineering*，第 2014 卷，第 1–13 页，2014 年。[8] G. Lee 和 D. Chwa，“考虑避障的多机器人分散式基于行为的编队控制”，*Intelligent Service Robotics*，第 11 卷，第 1 期，第 127–138 页，2018 年。[9] S. Moorthy 和 Y. H. Joo，“通过仿生神经动力学方法实现多个非完整移动机器人的分布式领航者-跟随者编队控制”，*Neurocomputing*，第

492, 308 321, 卷，第 – 页。2022 [ ] 10 1016 2022 04 在线。可访问：https://doi.org/ . /j.neucom. . . 001

[10] Z. Miao、Y. H. Liu、Y. Wang、G. Yi 和 R. Fierro，“非完整移动机器人领航者-跟随者编队的分布式估计与控制”，*IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*，第 15 卷，第 4 期，第 1946–1954 页，2018 年。[11] R. Hou、L. Cui、X. Bu 和 J. Yang，“采用改进的数据驱动迭代学习实现具有速度约束的多个非完整轮式移动机器人的分布式编队控制”，*Applied Mathematics and Computation*，第 395 卷，文章编号 125829，2021 年。 [在线]。可访问：https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125829

[12] X. Yu 和 L. Liu，“受速度约束的非完整车辆分布式编队控制”，IEEE Transactions on Industrial Electronics，第 63 卷，第 2 期，第 1289–1298 页，2016 年。[13] B. Ning、Q. L. Han 和 Q. Lu，“多台轮式移动机器人的固定时间领导者跟随一致性”，IEEE Transactions on Cybernetics，第 50 卷，第 10 期，第 4381–4392 页，2020 年。[14] B. M. Yousuf、H. A. Qazi、N. Ali、A. A. Dayo、R. Ali 和 S. A. Hassan，“基于反馈线性化和观测器的非完整移动机器人编队控制”，《2017 年国际多主题会议论文集》，INMIC 2017，第 2018-Janua 卷，第 1–8 页，2018 年。[15] H. Medjoubi、A. Yassine 和 H. Abdelouahab，“面向领航者-跟随者编队方法的轮式移动机器人自适应模糊逻辑控制器的设计与研究”，Engineering, Technology & Applied Science Research，第 11 卷，第 2 期，第 6935–6942 页，2021 年。[16] T. Xiong、Z. Pu、J. Yi 和 X. Tao，“通过最小学习参数方法实现多智能体系统基于固定时间观测器和自适应神经网络的时变编队跟踪控制”，IET Control Theory and Applications，第 14 卷，第 9 期，第 1147–1157 页，2020 年。[17] M. Rosenfelder、H. Ebel 和 P. Eberhard，“差速驱动移动机器人编队的协作分布式非线性模型预测控制”，Robotics and Autonomous Systems，第 150，103993, p. . 在线。可用：2022 [ ] 10 1016 2021 https://doi.org/ . /j.robot. . 103993

[18] K. Worthmann、M. W. Mehrez、M. Zanon、G. K. Mann、R. G. Gosine 和 M. Diehl，“无稳定化约束与代价的非完整移动机器人模型预测控制”，IEEE Transactions on Control Systems Technology，第 24 卷，第 4 期，第 1394–1406 页，2016 年。[19] H.-M. Wu、M. Karkoub 和 Hwang Chih-Lyang，“面向多台非完整移动机器人的混合模糊滑模跟踪与反步编队控制”，Journal of Intelligent & Robotic Systems，第 79 卷，第 1 期，第 73–86 页，2015 年。[20] W. Zheng 和 Y. Jia，“基于滑模的移动机器人领航者-跟随者编队控制”，《国际人工生命与机器人会议论文集》，第 22 卷，第 1 期，第 9–12 页，2017 年。[21] Y. Zhao、Y. Zhang 和 J. Lee，“基于李雅普诺夫方法和滑模的多移动机器人领航者-跟随者编队控制及增强距离-角度策略”，International Journal of Control, Automation and Systems，第 17 卷，1321，2019 201738260001，1314 期，第 – 页。[22] K. L. Besseghieur、R. Tre.bi´nski、W. Kaczmarek 和 J. Panasiuk，“从轨迹跟踪控制到领航者-跟随者编队控制”，Cybernetics and Systems，第 51 卷，第 4 期，第 339–356 页，2020 年。 [在线]。可用：https://doi.org/ 10 1080 01969722 2020 1770502 . / . .

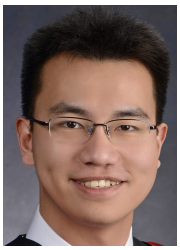
[23] H. Xiao、C. P. Chen、G. Lai、D. Yu 和 Y. Zhang，“采用神经网络优化的分布式模型预测控制策略实现非完整多机器人一致性跟踪编队”，Neurocomputing，第 518 卷，第 282–293 页，2023 年。 [在线]。可用：https://doi.org/ 10 1016 2022 11 007 . /j.neucom. . .

[24] S. X. Yang、A. Zhu、G. Yuan 和 M. Q. Meng，“一种基于仿生神经动力学的移动机器人跟踪控制方法”，IEEE Transactions on Industrial Electronics，第 59 卷，第 8 期，第 3211–3220 页，2012 年。[25] S. H. Kim、L. Negash 和 H. L. Choi，“基于容积卡尔曼滤波器的多无人机编队控制故障检测与隔离”，IFAC-PapersOnLine，第 49 卷，第 15 期，第 63–68 页，2016 年。 [在线]。可用：http://dx.doi.org/ 10 1016 2016 07 710 . /j.ifacol. . .

[26] Z. Liu、Y. Li、Y. Wu 和 S. He，“基于无迹卡尔曼滤波器传感器融合方法的非完整无人地面车辆编队控制”，ISA Transactions，第 125 卷，第 60–71 页，2021 年。 [在线]。可用：https://doi.org/ 10 1016 2021 07 012 . /j.isatra. . .

[27] A. Newton、A. Cataford、S. E. Maxwell、S. A. Gadsden 和 K. Turpie，“ Air-LUSI：月球光谱测量指向与跟踪控制系统的开发”，Acta Astronautica，第 176 卷，7 月号，第 558–566 页，2020 年。 [在线]。可用：https: //doi.org/ 10 1016 2020 07 004 . /j.actaastro. . .

[28] Z. Xu、S. X. Yang 和 S. A. Gadsden，“采用无迹卡尔曼滤波器的移动机器人增强型仿生反步控制”，IEEE Access，第 8 卷，第 125 899–125 908 页，2020 年。[29] A. Hodgkin 和 Huxley，“膜电流的定量描述及其在神经传导与兴奋中的应用”，The Journal of physiology，第 117 卷，第 4 期，第 500–544 页，1952 年。[30] S. Grossberg，“非线性神经网络：原理、机制与架构”，Neural Networks，第 1 卷，第 1 期，第 17–61 页，1988 年。



Zhe Xu (S’20-M’23)于2018年获得圭尔夫大学机械工程学士学位，并于2019年获得工程系统与计算硕士学位。目前，他在Simon X. Yang教授的指导下，于圭尔夫大学工程学院攻读工程系统与计算博士学位。他的研究兴趣包括网络化系统、跟踪控制、估计理论、机器人学和智能系统。



Tao Yan (S’22)于2016年获得中国廊坊北华航天工业学院理学学士学位，并于2020年获得中国杭州浙江工业大学理学硕士学位。目前，他正在加拿大安大略省圭尔夫大学攻读博士学位。他的研究兴趣包括智能控制、分布式控制与优化，以及网络化水下航行器系统。



Simon X. Yang （S’97–M’99–SM’08）于1987年获得中国北京北京大学工程物理学士学位，1990年获得中国北京中国科学院生物物理学硕士学位（两个硕士学位中的第一个），1996年获得美国得克萨斯州休斯敦休斯敦大学电气工程硕士学位（第二个硕士学位），并于1999年获得加拿大阿尔伯塔省埃德蒙顿阿尔伯塔大学电气与计算机工程博士学位。Yang博士现任教授，并担任先进机器人与智能系统实验室主任，该实验室隶属于圭尔夫大学。他的研究兴趣包括机器人学、智能系统、传感器与多传感器融合、无线传感器网络、控制系统、机器学习、模糊系统和计算神经科学。

Yang教授积极参与专业学术活动。他担任《国际机器人学与自动化杂志》主编，并担任IEEE Transactions on Cybernetics和IEEE Transactions of Artificial Intelligence的副编辑。



S. Andrew Gadsden （M’09–SM’19）是麦克马斯特大学机械工程系副教授。他的研究领域包括控制与估计理论、人工智能、机器学习和认知系统。他在麦克马斯特大学获得机械工程博士学位。Andrew 曾任圭尔夫大学和马里兰大学的副教授／助理教授。Andrew 当选为美国机械工程师学会会士，并是 IEEE 高级会员。他还获得了项目管理专业人士认证。Andrew 是《Expert Systems with Applications》的副编辑，并为多本美国机械工程师学会和 IEEE 期刊及国际会议担任审稿人。

Andrew 曾获得众多国际奖项和荣誉。2022 年 1 月，Andrew 与 air-LUSI项目的其他团队成员因开发机载月球光谱辐照度而荣获美国国家航空航天局颁发的 2021 年罗伯特·H·戈达德科学奖