

文章编号: 1000-8055(2023)10-2441-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20210310

基于小脑模型关节控制器的无人机集群快速 终端滑模容错控制

钱默抒^{1,2}, 吴 柱¹, 王村松¹, 展凤江²

(1. 南京工业大学 电气工程与控制科学学院, 南京 211816;
2. 南京航空航天大学 工信部中小型无人机先进技术重点实验室, 南京 210016)

摘 要: 针对受执行器故障和外界干扰影响的集群无人机(UAV)协同编队控制问题, 提出了一种自适应快速非奇异积分滑模(FNISM)容错控制(FTC)方法。为使集群无人机在执行任务时具有良好的协同跟踪性能, 通过对无人机实际飞行情况的分析, 考虑了无人机编队飞行时的执行器故障和尾涡扰动等对跟踪性能的不利影响。采用小脑模型关节控制器神经网络(CMANN)来估计并消除外部干扰的影响, 同时运用CMANN逼近补偿执行器故障。研究表明: 所提出的容错控制方案可以保证无人机编队闭环系统在故障情况下的最终一致有界稳定, 并且可以通过减小滑模设计参数提高收敛速度, 通过增大虚拟和实际控制器参数提高控制精度。4架无人机的集群编队在该方法、基于径向基神经网络(RBFNN)的鲁棒动态面容错控制、比例微分(PD)滑模容错控制3种方法下的对比仿真结果表明该方法在无人机集群编队出现故障时具有更优异的协同控制性能。

关 键 词: 无人机集群; 容错控制; 快速非奇异积分滑模; 协同控制; 小脑模型神经网络

中图分类号: V249.122⁺.2

文献标志码: A

Fast terminal sliding mode fault tolerant control for UAV swarm based on cerebellar model articulation controller

QIAN Moshu^{1,2}, WU Zhu¹, WANG Cunsong¹, ZHAN Fengjiang²

(1. College of Electrical Engineering and Control Science,
Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China;
2. Key Laboratory of Advanced Technology for Small and Medium-Sized Unmanned Aerial Vehicle,
Ministry of Industry and Information Technology (NUAA), Nanjing 210016, China)

Abstract: An adaptive fast nonsingular integral sliding mode (FNISM) fault tolerant control (FTC) approach was developed for the cooperative formation control problem of unmanned aerial vehicle (UAV) swarm affected by actuator faults and external disturbances. To achieve a good cooperative tracking performance of UAV swarm during mission execution, the actual flight condition was analyzed for the adverse effect of actuator failures, vortex disturbances and so on. The cerebellar model articulation controller neural network (CMANN) was introduced to approximately compensate the external disturbances and the effect of actuator faults. Result showed that the closed-loop formation system of UAVs achieved ultimately uniformly bounded stability under the failures, meanwhile the convergency rate was increased by reducing the sliding mode parameter and the control precision was improved by increasing the virtual and actual controller parameters. The simulation experiments of four UAVs swarm

收稿日期: 2021-06-18

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB3305300); 国家自然科学基金重点项目(62333010)

作者简介: 钱默抒(1978—), 女, 教授, 博士, 主要从事群体智能、无人系统故障诊断与容错控制研究。E-mail: moshu_qian@126.com

引用格式: 钱默抒, 吴柱, 王村松, 等. 基于小脑模型关节控制器的无人机集群快速终端滑模容错控制[J]. 航空动力学报, 2023, 38(10): 2441-2449. QIAN Moshu, WU Zhu, WANG Cunsong, et al. Fast terminal sliding mode fault tolerant control for UAV swarm based on cerebellar model articulation controller[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(10): 2441-2449.

were carried out respectively under three approaches, including the proposed approach, RBFNN based robust dynamic surface FTC and robust PD sliding mode FTC. The comparative results showed that the designed approach has superior control performance for the faulty formation control system of UAV swarm.

Keywords: unmanned aerial vehicle swarm; fault tolerant control;
fast nonsingular integral sliding mode; cooperative control;
cerebellar model neural network

近年来,无人飞行器控制技术取得了较大的成就,无人机编队被广泛应用于各个领域以完成复杂的任务,尤其是在一些高风险工作或军事应用中发挥着巨大的作用,如山地侦察、电缆巡逻、军事救援等^[1-3]。因此,为了完成这些任务,有一个共同的问题需要解决,那就是完美地实现无人机编队的轨迹跟踪。此外,当无人机在复杂环境中编队时,模型参数不确定性(如无人机的运动状态、参数变化)和外部干扰(阵风、尾涡扰动等)会极大地影响控制性能^[1]。

无人机协同控制的目的是驱动无人机群体在预定的时间内实现编队并到达预定的飞行轨迹。近年来,协同控制理论主要有行为法、领导跟随法、虚拟结构法、一致性理论、人工势场和图论^[2-3],而协同算法主要关注编队的快速收敛和增强系统的鲁棒性能。例如,为了解决四旋翼无人机的轨迹跟踪问题,文献[4]引入了一种新的自适应控制器,在X-Y平面上进行实验,具有更好的鲁棒性。文献[5]继续探索无人机的编队保持问题,提出了一种基于反步法的协同控制算法。为了解决无人机模型中存在的不确定性和非完整约束,文献[6]提出了一种基于反步控制技术的自适应量化控制器,以实现编队跟踪误差的全局一致有界收敛。

此外,对于有外界干扰的无人机轨迹跟踪,鲁棒控制、神经网络控制、模糊控制、有限时间滑模控制等算法也具有很大的优势^[7]。如对于具有未知干扰和动态不确定性的非线性系统,文献[8]针对小型无人机系统提出了一种误差符号函数积分的鲁棒控制算法,能够较好地补偿分布式编队系统中的未知不确定性和扰动。文献[9]针对非线性系统中存在的不确定性和外部干扰,设计了一种基于干扰观测器的滑模控制器,可以实现大的响应速度的跟踪性能,并且文献[10]设计了一种基于预测观测器的自适应一致控制器,解决了

一致控制中的长输入时延问题。由于神经网络对无人机模型的学习有很大的好处,为了解决执行器饱和和失效问题,文献[11]提出了一种基于神经网络的事件触发控制策略,有效地学习了无人机模型的复杂动态特性。因此,神经网络在处理系统建模不确定性方面具有重要的应用价值。另外,对于建模不确定性问题,文献[12]提出了一种自适应模糊鲁棒姿态跟踪控制器,该控制器可用于补偿模型中存在的参数不确定性。

虽现存较多的控制算法能够实现无人机编队的跟踪控制,但是无人机编队飞行中存在的执行器故障和未知外部干扰问题,在国内外其他公开资料及文献中的解决方案尚不完善。因此,在追求更好的跟踪性能的前提下,有必要充分考虑实际部分并加以完善。文献[13]提出的小脑模型关节控制器神经网络(cerebellar model articulation controller neural network, CMANN)与采用反向传播算法的多层感知器相比,CMANN具有学习速度快、泛化能力强、计算简单等优点,在复杂动态系统闭环控制中得到了广泛应用。它还具有与径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)相似的逼近能力。小脑模型关节控制器神经网络不仅适用于控制问题,且适用于无模型函数逼近。

本文以无人机集群控制系统为研究对象,考虑到无人机的外部干扰主要由阵风、尾涡扰动以及无人机之间的相互影响组成,同时考虑无人机执行器时变偏差故障,将它们看作集总干扰,设计CMANN逼近器在线补偿集总干扰,同时针对无人机编队的跟踪控制问题,设计了快速非奇异积分终端滑模控制器,具有非奇异性、有限时间收敛、控制精度高等优点保证了位置和速度跟踪误差的有限时间收敛。然后,运用Lyapunov稳定性理论证明了闭环系统的最终一致稳定性。最后,通过仿真实例验证所提出方法的优异性能。

1 预备内容与模型描述

1.1 图 论

图论通过研究图的节点关系来描述事物之间的某种关系^[14]。本文采用的无向图和有向图的区别在于无人机间存在双向信息交换。无向图 $G = (v, E, L)$ 表示为 N 个非空节点 $v = \{1, \dots, N\}$ 的集合, 边 E_{ij} 意味着节点 j 从 i 接收信息并向其发送自己的信息。节点序边对集合表示为 $E \subseteq v \times v$, L 是邻接矩阵, 其定义如下:

$$L = [l_{ij}] = \begin{cases} -a_{ij} & i \neq j \\ \sum_{i \neq j, j=1}^n a_{ij} & i = j \end{cases}$$

1.2 模型描述

考虑到非线性无人机模型, 第 i 架无人机在三维空间中的动态数学模型描述如下^[14]:

$$\dot{x}_i = V_i \cos \chi_i \cos \gamma_i \quad (1)$$

$$\dot{y}_i = V_i \sin \chi_i \cos \gamma_i \quad (2)$$

$$\dot{z}_i = V_i \sin \gamma_i \quad (3)$$

其中 $i = 1, \dots, n$ 表示第 i 架无人机, (x_i, y_i, z_i) 表示无人机在三维中三个方向的位移距离, V_i 表示飞行速率, γ_i 表示飞行航向角, χ_i 表示飞行俯仰角。

$$\dot{V}_i = \frac{T_i - D_i}{m_i} - g \sin \gamma_i \quad (4)$$

$$\dot{\gamma}_i = \frac{L_i \cos \phi_i - m_i g \cos \gamma_i}{m_i V_i} \quad (5)$$

$$\dot{\chi}_i = \frac{L_i \sin \phi_i}{m_i V_i \cos \gamma_i} \quad (6)$$

其中 T_i 为发动机推进力, D_i 和 L_i 分别为飞行阻力和飞机升力, m_i 为机身质量, g 为重力加速度, ϕ_i 为倾斜角, 如图 1 所示。

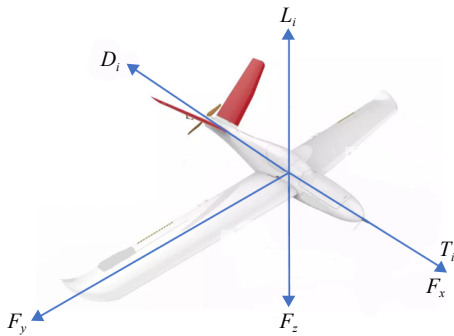


图 1 无人机模型

Fig. 1 Model of unmanned aerial vehicle

定义 $F_i = [T_i, L_i \sin \phi_i, L_i \cos \phi_i]^T$ 为系统的控制输入, $p_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ 定义为无人机的空间位置, $v_i = [\dot{x}_i, \dot{y}_i, \dot{z}_i]^T$ 定义为无人机的空间速率。无人机在空中飞行时避免不了受到由阵风、尾涡扰动等未知外部干扰 d_{si} 的影响。由于机械磨损、器件老化等原因执行器故障也时有发生, 因此, 在执行器故障和外部干扰情况下的第 i 架无人机动力学模型可表示为:

$$\begin{cases} \dot{p}_i = v_i \\ m_i \dot{v}_i = \alpha_i + m_i \vartheta_i + \beta_i (F_i + D_{fi}) + d_{si} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $D_{fi} = [d_{fi1}(t), \dots, d_{fin}(t)]^T$ 表示时变偏差故障输入。若 $d_{fi}(t) = 0$, 则表示执行器正常工作。如果 $d_{fi}(t) \neq 0$, 则表示执行器发生故障。其余矩阵参数可表示为^[14]:

$$\alpha_i = \begin{bmatrix} -D_i \cos \chi_i \cos \gamma_i \\ -D_i \sin \chi_i \cos \gamma_i \\ -D_i \sin \gamma_i \end{bmatrix} \quad \vartheta_i = [0 \quad 0 \quad g]^T$$

$$\beta_i = \begin{bmatrix} \cos \chi_i \cos \gamma_i & -\sin \chi_i & -\sin \gamma_i \cos \chi_i \\ \sin \chi_i \cos \gamma_i & \cos \chi_i & -\sin \chi_i \sin \gamma_i \\ \sin \gamma_i & 0 & \cos \gamma_i \end{bmatrix}$$

协同编队控制目标是设计 N 个分布式控制器 F_i , 使无人机在实现编队飞行(即同步误差为零)的前提下, 能够自动消除执行器故障和外部扰动的不利影响, 具有较快的响应速率, 较小的稳态误差, 同时拥有良好的动态跟踪性能。协同编队控制目标的实现需要无人机在编队机动过程中满足期望的编队结构。本文中, 第 i 架无人机的期望位置满足 $p_i^d = p_o^d + p_i^F$, 其中 p_o^d 是期望的编队中心, p_i^F 是相对于编队中心的期望位置。因此, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, 控制器的目标是使无人机编队保持对期望位置 p_i^d 的跟踪。

为简化闭环跟踪系统控制问题, 还需要给出一些假设条件和引理。

假设 1^[14] 在编队飞行控制式(7)中, 期望轨迹实时位置及其 1 阶、2 阶导数 p_j^d 、 $\dot{p}_j^d$ 和 $\ddot{p}_j^d$ 是连续有界的。

假设 2^[13] 小脑模型神经网络设计中产生的不确定项 $\varsigma = \tilde{W}^T o + \tilde{W}^T \tilde{\psi} + \varepsilon$, 存在一个很小的正常数 ι , 满足 $\|\varsigma\| \leq \iota$ 。

引理 1^[14] 若无向图 G 是无向连通的, $\Omega \in R^n$ 是非零非负向量, 则矩阵 $(\text{diag}(\Omega) + L)$ 是对称正定矩阵。

引理 2^[15] 对于系统 $\dot{x} = f(x, t)$, 其中 $f(\cdot)$ 在 x 上满足局部 Lipschitz 条件, 并且在 t 上是分段连续

的,假设存在一个连续可微函数 $V(x,t)$ 使其沿着系统的任何轨迹,且 $\alpha_1(\|x\|) \leq V(x,t) \leq \alpha_2(\|x\|)$, $\dot{V}(x,t) \leq -\alpha_3(\|x\|) + \mu$, 其中 $\mu > 0$, α_1 和 α_2 为 K_∞ 类函数, α_3 为 K 类函数, 则 $\dot{x} = f(x,t)$ 的解 $x(t)$ 是最终一致有界。

2 小脑模型逼近器设计

本节设计小脑模型神经网络在线逼近式(7)中的干扰和故障的集总干扰影响。

小脑模型的信号传播和各个空间的基本功能可描述为^[13]:

1) 输入空间: 一个连续的 n 维的空间, 对于给定输入 $S = [s_1, \dots, s_n]^T$, 每个输入变量必须根据给定的控制空间量化为离散区域(称为元素)。

2) 联想记忆空间: 在这个空间中, 几个元素可以累积成一个块, 块的数量通常大于2个。每个块执行一个接受域基函数, 可表示为任何连续有界函数, 本文采用高斯函数作为接受域基函数, 表示为:

$$s_{ik}(s_i) = \exp \left[\frac{-(s_i - q_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2} \right] \quad k = 1, \dots, M \quad (8)$$

其中 $s_{ik}(s_i)$ 为接受域对于第 i 个输入 s_i 在第 k 个块上的基函数, q_{ik} 为均值, σ_{ik} 为方差, M 表示块的数量。

3) 接收域空间: 多维接收域函数定义为:

$$\varphi_k(s, q_k, \sigma_k) = \prod_{i=1}^n s_{ik}(s_i) = \exp \left[\frac{\sum_{i=1}^n -(s_i - q_{ik})^2}{\sigma_{ik}^2} \right] \quad k = 1, \dots, N \quad (9)$$

其中 φ_k 与第 k 个接收域关联, N 为接收域的数量。多维接收域也可用向量形式表示为:

$$\psi(s, q, \sigma) = [\varphi_1, \dots, \varphi_N]^T \quad (10)$$

其中 $q = [q_1, \dots, q_N]^T$, $\sigma = [\sigma_1, \dots, \sigma_N]^T$ 。

4) 权重记忆空间: 在这个空间中, 每个位置到一个特定可调值的权重内存空间中的 N 个分量可以表示为:

$$W = [w_1, \dots, w_k, \dots, w_N]^T \quad (11)$$

其中 $w_k \in R^n$ 表示第 k 个接收域对应的权重值。权重值从零开始初始化, 在线运行时自动调整。

5) 输出空间: CMANN 的输出 y 是权值存储器

中激活权值的代数和, 表示为:

$$y = W^T \psi(s, q, \sigma) \quad (12)$$

根据神经网络的逼近原理, 最优参数为:

$$W^* = \arg \min_{W \in U} \left\{ \sup_{\hat{x} \in \Phi} |\hat{y}(\hat{x}) - y(x)| \right\} \quad (13)$$

其中 U 和 Φ 为 $\hat{W}$ 和 $\hat{x}$ 的紧集。一般因无法确定系统所需的最优参数, 故设定估计函数为:

$$\hat{y} = \hat{W}^T \hat{\psi}(s, \hat{q}, \hat{\sigma}) = \hat{W}^T \hat{\psi} \quad (14)$$

若 ε 是正常数, 则估计误差可定义为:

$$\tilde{y} = y - \hat{y} = \tilde{W}^T \tilde{\psi} + \hat{W}^T \tilde{\psi} + \tilde{W}^T \hat{\psi} + \varepsilon \quad (15)$$

其中 $y = W^{*T} \psi^* + \varepsilon$, $\tilde{W} = W^* - \hat{W}$, $\tilde{\psi} = \psi^* - \hat{\psi}$ 。

为了实现对故障的良好估计, 需推导相关的参数自适应律, 将 $\tilde{\psi}$ 采用泰勒级数展开, 得:

$$\tilde{\psi} = \begin{bmatrix} \tilde{\varphi}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\varphi}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_1}{\partial q} \\ \vdots \\ \frac{\partial \varphi_n}{\partial q} \end{bmatrix} \big|_{q=\hat{q}} \tilde{q} + \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi_1}{\partial \sigma} \\ \vdots \\ \frac{\partial \varphi_n}{\partial \sigma} \end{bmatrix} \big|_{\sigma=\hat{\sigma}} \tilde{\sigma} + o = \psi_q \tilde{q} + \psi_\sigma \tilde{\sigma} + o \quad (16)$$

其中 $\tilde{q} = q - \hat{q}$, $\tilde{\sigma} = \sigma - \hat{\sigma}$, o 为高阶项向量, $\partial \psi_k / \partial q$ 和 $\partial \psi_k / \partial \sigma$ 分别定义为:

$$\begin{bmatrix} \partial \psi_k \\ \partial q \end{bmatrix}^T = \left[\underbrace{0, \dots, 0}_{(k-1) \times n}, \frac{\partial \psi_k}{\partial q_{1k}}, \dots, \frac{\partial \psi_k}{\partial q_{nk}}, \underbrace{0, \dots, 0}_{(N-k) \times n} \right] \\ \begin{bmatrix} \partial \psi_k \\ \partial \sigma \end{bmatrix}^T = \left[\underbrace{0, \dots, 0}_{(k-1) \times n}, \frac{\partial \psi_k}{\partial \sigma_{1k}}, \dots, \frac{\partial \psi_k}{\partial \sigma_{nk}}, \underbrace{0, \dots, 0}_{(N-k) \times n} \right] \quad (17)$$

将式(16)代入式(15), 得到 CMANN 估计误差为:

$$\beta \tilde{D}_f + \tilde{d}_s = \tilde{W}^T \hat{\psi} + \hat{W}^T \psi_q \tilde{q} + \hat{W}^T \psi_\sigma \tilde{\sigma} + \varsigma \quad (18)$$

其中不确定项 $\varsigma = \hat{W}^T o + \tilde{W}^T \tilde{\psi} + \varepsilon$, 根据假设 2, 这个项有界满足 $\|\varsigma\| \leq \delta$ 。

由式(7)可知 $\beta \tilde{D}_f$ 与控制输入 F 无关, 所以可将其与外部扰动 $\tilde{d}_s$ 总的影响集成到一起考虑, 并用小脑模型神经网络 CMANN 在线逼近, 即 $\eta = \beta \tilde{D}_f + \tilde{d}_s = W^{*T} \psi + \varepsilon$ 。

3 容错控制器设计

文中第 3 节, 为 UAV 集群设计一个分布式容错控制器来补偿执行器故障, 并保持整个闭环系统的稳定, 设计方案如图 2, CMANN 用于在线逼

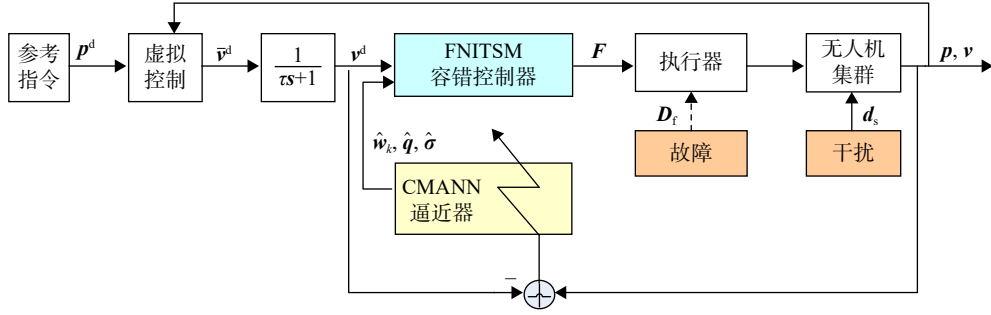


图 2 系统结构图

Fig. 2 Structure of system

近执行器故障和干扰, $\hat{w}_k$ 、 $\hat{q}$ 、 $\hat{\sigma}$ 分别是小脑模型神经网络中权重、均值和方差的估计值。

每架无人机的位置跟踪误差和速率跟踪误差分别描述为 $e_{1i} = p_i - p_i^d$ 和 $e_{2i} = v_i - v_i^d$, p_i^d 和 v_i^d 分别是理想的跟踪位置和跟踪速度指令。考虑到无人机编队的协同跟踪误差, 包括位置跟踪误差和同步误差, 根据文献 [14], 具有协同跟踪误差向量的第 i 架无人机可以描述为:

$$e_{ki}^c = (\lambda_i + l_{ii}) e_{ki} + \sum_{i \neq j, j=1}^n l_{ij} e_{kj} \quad (19)$$

式中 $k=1, 2$ 。 l_{ij} 是矩阵 L 中的元素, λ_i 是虚拟主机邻接矩阵的对角元素, 如果和主机互通则为 1, 否则为 0。因此, 无人机编队的分布式同步误差可以描述为:

$$\begin{cases} e_1^c = [(\Lambda + L) \otimes I_3] e_1 \\ e_2^c = [(\Lambda + L) \otimes I_3] e_2 \end{cases} \quad (20)$$

其中 $e_1^c = [e_{11}^c, \dots, e_{1n}^c]^T$, $e_2^c = [e_{21}^c, \dots, e_{2n}^c]^T$, $e_1 = [e_{11}, \dots, e_{1n}]^T$, $e_2 = [e_{21}, \dots, e_{2n}]^T$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_i)$, $\otimes$ 为克罗内克乘积。类似地, 构造下列位置和速度向量 $p = [p_1, \dots, p_n]^T$, $p^d = [p_1^d, \dots, p_n^d]^T$, $v = [v_1, \dots, v_n]^T$, $v^d = [v_1^d, v_2^d, \dots, v_n^d]^T$, v_i^d 后续给出。

考虑分布式同步误差 e_1^c , 第一个非奇异终端滑模变量定义为:

$$F = -\beta^{-1} m \left\{ e_2^c / K_{22} + m^{-1} \alpha + \vartheta - \dot{v}^d + m^{-1} \hat{W}^T \hat{\psi} + \frac{K_{21} \gamma_{21}}{K_{22} \gamma_{22}} [(\Lambda + L) \otimes I_3]^{-1} \left(\int_0^t e_2^c dt \right)^{\gamma_{21}/\gamma_{22}-1} e_2^c + [(\Lambda + L) \otimes I_3]^{-1} [\xi_2 \text{sgn}(s_2) + k_2 s_2] / K_{22} \right\} \quad (26)$$

其中 k_2 和 ξ_2 为正常数。式 (26) 中最后一项是消除故障和干扰集总影响的小脑模型神经网络逼近项; 最后第二项是滑模控制的趋近律, 设计原则是趋近速度尽可能大, 且在到达时 s 尽可能小以减少抖振。本文选取的指数趋近律

$$s_1 = [(\Lambda + L) \otimes I_3] (p - p^d) \quad (21)$$

对式 (21) 求导, 得:

$$\dot{s}_1 = [(\Lambda + L) \otimes I_3] (\bar{v}^d + \ell + e_2 - \dot{p}^d) \quad (22)$$

其中 $\bar{v}^d$ 为虚拟控制命令且 $\ell = v^d - \bar{v}^d$, $\ell = [\ell_1, \dots, \ell_n]^T$ 。

将虚拟速度控制命令 $\bar{v}^d$ 设计为:

$$\bar{v}^d = -[(\Lambda + L) \otimes I_3]^{-1} k_1 s_1 + \dot{p}^d \quad (23)$$

其中 k_1 为正常数, 且 $\bar{v}^d = [\bar{v}_1^d, \dots, \bar{v}_n^d]^T$ 。

为了避免现有反演设计中对 $\bar{v}_i^d$ ($i=1, \dots, n$) 的重复微分, 并且解决复杂的微分爆炸问题, 让虚拟控制输入 $\bar{v}_i^d$ 通过一个时间常数 $\tau > 0$ 的一阶低通滤波器, 从而得到一个新的状态变量 v_i^d :

$$\tau \dot{v}_i^d + v_i^d = \bar{v}_i^d, v_i^d(0) = \bar{v}_i^d(0) \quad (24)$$

其中 $\bar{v}_i^d$ 和 v_i^d 分别为滤波器的输入和输出, ℓ_i 为滤波误差, 且 $\dot{v}_i^d = -\ell_i / \tau$ 。

考虑 e_2^c , 非奇异终端滑模变量定义为:

$$s_2 = \int_0^t e_2^c dt + K_{21} \left(\int_0^t e_2^c dt \right)^{\gamma_{21}/\gamma_{22}} + K_{22} e_2^c \quad (25)$$

其中 K_{21} 和 K_{22} 为正常数, γ_{21} 和 γ_{22} 为正奇整数, 满足 $1 < \gamma_{21}/\gamma_{22} < 2$ 。

对式 (25) 求导, 得:

$$\dot{s}_2 = e_2^c + K_{21} \gamma_{21} / \gamma_{22} \left(\int_0^t e_2^c dt \right)^{\gamma_{21}/\gamma_{22}-1} e_2^c + K_{22} [(\Lambda + L) \otimes I_3] [m^{-1} (\alpha + \beta F + d_s) - \dot{v}^d + \vartheta]$$

从而得到无人机集群系统容错控制器为:

使系统状态以指数变化趋势到达滑模面, 且离滑模面越远趋近速度越快, 还可调节 k_2 和 ξ_2 来改变状态到达切换面的速度, 趋近律前面是等价控制部分。

考虑滑模面的符号函数可能导致滑动模态的

抖振。故选择饱和函数 $\text{sat}(s_2)$ 来代替式(26)中符号函数 $\text{sgn}(s_2)$ 减少抖振^[15], $\text{sat}(s_2)$ 表述为:

$$\text{sat}(s_2) = \begin{cases} 1 & s_2 > \Delta \\ s_2/\Delta & \|s_2\| \leq \Delta \\ -1 & s_2 < -\Delta \end{cases} \quad (27)$$

式中 $\Delta = 2\kappa/\xi_1$ 为正边界层, 其中 κ 为正常数。

本文将传统 PD 滑模面改进为快速非奇异积分终端滑模面, 提高了状态到达滑模面进入滑动模态后到达平衡点的速度, 具体分析如下。

在滑动过程中, 由 $s_i = 0$ ($i = 1, 2$) 得

$$\dot{e}_i^c(t) = - \left[\int_0^t e_i^c dt + K_{i1} \left(\int_0^t e_i^c dt \right)^{\gamma_{i1}/\gamma_{i2}} \right] / K_{i2} \quad (28)$$

令 $e_{i1}(t) = \int_0^t e_i^c dt$, 式(28)改写为:

$$\dot{e}_{i1}(t) = - [e_{i1}(t) + K_{i1} e_{i1}^{\gamma_{i1}/\gamma_{i2}}(t)] / K_{i2} \quad (29)$$

当远离平衡点时, 即 $\|e_{i1}(t)\| \gg 1$, $e_{i1}(t)$ 中的低阶项可忽略不计, 因此, 式(29)可近似表示为:

$$\dot{e}_{i1}(t) = - [K_{i1} e_{i1}^{\gamma_{i1}/\gamma_{i2}}(t)] / K_{i2} \quad (30)$$

当接近平衡点时, 即 $\|e_{i1}(t)\| \ll 1$, $e_{i1}(t)$ 中的高阶项可忽略不计, 故式(29)可近似表示为:

$$\dot{e}_{i1}(t) = -e_{i1}(t) / K_{i2} \quad (31)$$

$$\dot{V}_1 = s_1^T [(\Lambda + L) \otimes I_3] (\bar{v}^d + \ell + e_2 - \dot{p}^d) + s_2^T \left\{ K_{21} \gamma_{21} / \gamma_{22} \left(\int_0^t e_2^c dt \right)^{\gamma_{21}/\gamma_{22}-1} e_2^c + \right.$$

$$\left. [(\Lambda + L) \otimes I_3] e_2 + K_{22} [(\Lambda + L) \otimes I_3] [m^{-1}(\alpha + \beta F + \beta D_f + d_s) - \dot{v}^d + \vartheta] \right\} + \ell^T \dot{\ell} \quad (37)$$

其中 $m = \text{diag}\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$ 是一个对角矩阵。

将控制律式(23)、式(26)代入式(37), 得:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 \leq & -k_1 s_1^2 + s_1^T [(\Lambda + L) \otimes I_3] (\ell + e_2) + s_2^T K_{22} m^{-1} [(\Lambda + L) \otimes I_3] (\tilde{d}_s + \beta \tilde{D}_f) - \\ & s_2^T [k_2 s_2 + \xi_2 \text{sat}(s_2)] - \ell^2 / \tau - \ell^T \dot{v}^d \end{aligned} \quad (38)$$

根据假设 1, 关于 $\dot{p}^d, \dot{p}^d$ 的线性函数 $\dot{v}^d$ 是连续有界的, 因此设 $\|\dot{v}^d\| \leq \bar{\ell}$, $\bar{\ell}$ 是一个正常数。若 $\|s_{i1}\| \leq \Delta$,

$$\dot{V}_1 \leq - (k_1 - \lambda_{\max}^2) \|s_1\|^2 - [k_2 + \xi_1 \xi_2 / (2\kappa) - 0.5] \|s_2\|^2 + s_2^T K_{22} m^{-1} [(\Lambda + L) \otimes I_3] \quad (39)$$

$$(\tilde{W}^T \hat{\psi} + \hat{W}^T \psi_q \tilde{q} + \hat{W}^T \psi_\sigma \tilde{\sigma} + \varsigma) - (1 - \tau) \ell^2 / \tau + \bar{\ell}^2 / 2$$

其中 $\lambda_{\max}$ 是矩阵 $(\Lambda + L) \otimes I_3$ 的最大特征值。

由式(35)~式(36)可知 V 的导数为:

$$\dot{V} \leq -\alpha_1 V + \varpi \quad (40)$$

其中 $\alpha_1 = \min\{2(k_1 - \lambda_{\max}^2), 2k_2 - 2 + \xi_1 \xi_2 / \kappa, 1, 2(1 - \tau)\}$

$$\dot{V}_1 \leq - (k_1 - \lambda_{\max}^2 / 2) \|s_1\|^2 - (k_2 - 1/2) \|s_2\|^2 - \|s_2\| \xi_2 + s_2^T K_{22} m^{-1} [(\Lambda + L) \otimes I_3] (\tilde{W}^T \hat{\psi} + \hat{W}^T \psi_q \tilde{q} +$$

$$\hat{W}^T \psi_\sigma \tilde{\sigma} + \varsigma) - (1 - \tau) \ell^2 / \tau + \bar{\ell}^2 / 2$$

由上可知, 快速非奇异积分终端滑模算法提高了非奇异积分终端滑模算法的收敛速度, e_i^c 在滑模面上的收敛与 e_{i1} 在相同的有限时间内完成。

定理 1 考虑含有执行器故障的无人机编队系统式(7)满足假设 1 和假设 2, 采用虚拟控制律式(23)、控制律式(26)和如下的小脑模型参数自适应律, 设计参数选为 $k_1 \geq \lambda_{\max}^2$, $k_2 \geq 1$, $0 < \tau < 1$, $\xi_1 > 0$, $\xi_2 > 0$, 则可保证系统式(7)的跟踪误差和同步误差是最终一致有界稳定的。

$$\dot{\hat{w}}_k = K_{22} \rho_1^{-1} \hat{\varphi}_k^T \Omega m^{-1} s_2 - \rho_1^{-1} \hat{w}_k \quad (32)$$

$$\dot{\hat{q}} = K_{22} \rho_2^{-1} \hat{\psi}_q^T \hat{W} \Omega m^{-1} s_2 - \rho_2^{-1} \hat{q} \quad (33)$$

$$\dot{\hat{\sigma}} = K_{22} \rho_3^{-1} \hat{\psi}_\sigma^T \hat{W} \Omega m^{-1} s_2 - \rho_3^{-1} \hat{\sigma} \quad (34)$$

其中 $\Omega = (\Lambda + L) \otimes I_3$, ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 均为正常数。

证明 考虑 Lyapunov 函数 $V = V_1 + V_2$, V_1 和 V_2 定义如下:

$$V_1 = s_1^T s_1 / 2 + s_2^T s_2 / 2 + \ell^T \ell / 2 \quad (35)$$

$$V_2 = \frac{1}{2} \rho_1 \Upsilon (\tilde{W}^T \tilde{W}) + \frac{1}{2} \rho_2 \tilde{q}^T \tilde{q} + \frac{1}{2} \rho_3 \tilde{\sigma}^T \tilde{\sigma} \quad (36)$$

其中 $\Upsilon (\tilde{W}^T \tilde{W})$ 表示矩阵 $\tilde{W}$ 的迹。

由式(35)可知 V_1 的导数为:

与式(40)同理, 可得 $\|s_i\| > \|d\|$ 时

$$\dot{V} \leq -\alpha_2 V + \varpi \quad (41)$$

其中 ϖ 、 k_1 、 k_2 、 ξ_1 、 ξ_2 、 τ 与式(40)取值相同, 式(41)中 $\alpha_2 = \min\{2(k_1 - \lambda_{\max}^2), 2k_2 - 2, 1, 2(1 - \tau)/\tau\}$ 由引理 2 可知, s_1 和 s_2 最终一致有界, 则式(7)的跟踪误差和同步误差最终一致有界。

将式(40)或式(41)两边同时乘 $e^{\alpha t}$ 在 $[0, t]$ 积分得:

$$V \leq \varpi/\alpha + [V(0) - \varpi/\alpha]e^{-\alpha t} \quad (42)$$

其中 α 为 α_1 或 α_2 。

选择合适的设计参数 k_1 和 k_2 , 使得

$$\alpha > \varpi/c \quad c > 0 \quad (43)$$

因此, 当 $V = c$ 时 $\dot{V} \leq 0$, 意味着 $V \leq c$ 是一个不变集, 即保证 $t \geq 0$, $V(0) \leq c$ 时, $V \leq c$ 。根据式(42), 可推得当 $t \rightarrow \infty$, V 被限制在一个闭区间 $0 \leq V \leq \varpi/\alpha$ 内, 即 $\|s_1\|$, $\|s_2\|$ 都位于区间 $(0, \sqrt{2\varpi/\alpha})$, 即 $\|e_i\| \leq \sqrt{2\varpi/\alpha}$ 。因为增大 α 或者减小 ϖ 可以使得系统式(7)同步误差和跟踪误差变小, 所以, 可通过选取尽可能大的 k_1 和 k_2 , 或者选取尽可能小的 τ 和 K_{22} 来保证跟踪误差和同步误差能够在理想范围内。

在文献[7]中提出的无人机编队 PD 滑模容错控制方法可以处理故障和干扰的集总影响, 但这种被动容错控制无法估计故障, 也不能满足期望的补偿速度和精度。文献[16]中提出了一种无人机自适应动态面主动容错控制方法, 可在线估计执行器故障, 但由于 RBFNN 需要预设网络参数, 依据经验选择的参数若不合理将会影响估计精度。本文利用小脑模型神经网络 CMANN 在线逼近执行器故障和干扰的集总影响, 所有参数均通过自适应律获得, 不存在参数不合理的情

况, 因此, CMANN 可获得更高的估计精度, 进而可使整个无人机编队取得更好的控制效果。

为了防止飞行轨迹的偏差, 控制器需要对无人机的执行器偏差进行快速的调整和补偿。与文献[17]中的标准 PID 滑模控制器相比, 本研究中的 FNITSMC 动态性能更好, 使无人机编队系统具有更快的收敛速度和更高的控制精度。

4 仿真分析

为了验证本文设计的基于小脑模型关节控制器神经网络的快速非奇异积分终端滑模容错控制器(CMANN based FNITSMC, CNSMC)的优越性, 考虑一个有 4 架无人机编队的协同控制场景, 无人机之间的通信拓扑结构如图 3 所示。同时对比鲁棒 PD 滑模容错控制器^[7](robust sliding mode fault tolerant controller, RSMC)和基于径向基神经网络的动态面容错控制器^[16](RBFNN based dynamic surface fault tolerant controller, RDSC), 其中 RBFNN 在线估计补偿未知非线性和故障。将这 3 种方法在同一个编队模型和同等实验条件下进行仿真结果比较。

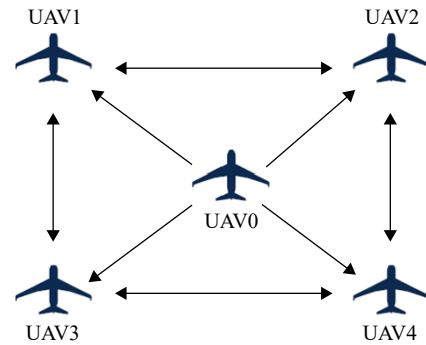


图 3 通信拓扑图

Fig. 3 Communication topology diagram

与无人机编队中心的相对期望位置表示为:

$$p_1^F = [-20 \quad -20 \quad 20]^T, p_2^F = [20 \quad 20 \quad 20]^T, p_3^F = [-20 \quad -20 \quad -20]^T, p_4^F = [20 \quad 20 \quad -20]^T$$

$$p_0^d =$$

$$\begin{cases} [60t; 3t; 5t]m, & t \leq 40 \\ [2400 + (60 - 8S(t))(t - 40); 120 + (3 + 2S(t))(t - 40); 200 + (5 - 0.65S(t)(t - 45))(t - 40)]m, & t > 40 \end{cases}$$

其中 $S(x) = 1/(e^{-(x-45)} + 1)$, $p_i^d = p_i^F + p_0^d$ 。

参考文献[14]中的无人机模型参数, 4 架无人机的初始位置和初始速度如表 1 所示。

外部干扰可模拟如下($i = 1, 2, 3, 4$):

$$d_{si} = \begin{bmatrix} 0.1(i+1)\cos(0.2t) + 0.2i\sin(0.4t) \\ 0.3i\cos(0.2t) + 0.2i \\ 0.1(i-3)\sin(0.1t) - 0.2i \end{bmatrix}$$

假设执行器故障发生在第 20 s, 可表示为:

$$D_{f1} = [4 \quad 2 \quad 3]^T, D_{f2} = [2 \quad 3\cos(0.3t) \quad 3]^T, \\ D_{f3} = [4 \quad 3 \quad 3]^T, D_{f4} = [3\sin(0.4t) \quad 2 \quad 4]^T.$$

定理 1 中的控制器参数可设定为: $K_{21} = 0.8$, $K_{22} = 1$, $k_1 = 4$, $k_2 = 2$, $\xi_2 = 0.7$, $\tau = 0.5$, $\rho_1 = 1.3$, $\rho_2 = 1.5$, $\rho_3 = 1.2$, $\gamma_{21} = 7$, $\gamma_{22} = 5$ 。饱和函数式(27)中的参

表1 无人机初始位置和初始速度

Table 1 Initial position and velocity values of UAV

UAV 编号	x/m	y/m	z/m	$V_x/(m/s)$	$V_y/(m/s)$	$V_z/(m/s)$
1	-56	-90	0	10	15	18
2	-60	108	5	6	12	16
3	-58	-65	-30	8	15	17
4	56	100	-30	4	9	14

数分别设定为 $\lambda = 0.2$ 。小脑模型神经网络权重参数 w_k 初始值为在 $(0,1)$ 区间内选取的随机数,后面依照式(32)自动生成, $\hat{q}$ 和 $\hat{\sigma}$ 初始值按照初始时4架无人机的信息计算得出平均值和方差值赋值,后续依据式(33)~式(34)自动生成。

无人机集群控制系统仿真结果如图4~图6所示。图4~图6的3种方法轨迹跟踪误差比较图可以看出,无人机集群控制系统在 $0 \sim 20$ s仅受干扰影响时,RSMC、RDSC和CNSMC都能很好地消除干扰影响,但是第20 s出现故障后,RSMC在故障较大时无法抵消,进而导致跟踪误差曲线振荡较大,这种情况可能会引起无人机间的碰撞事故,RDSC对未知故障的补偿效果比RSMC要好,但相较于CNSMC收敛速度和稳态精度都稍

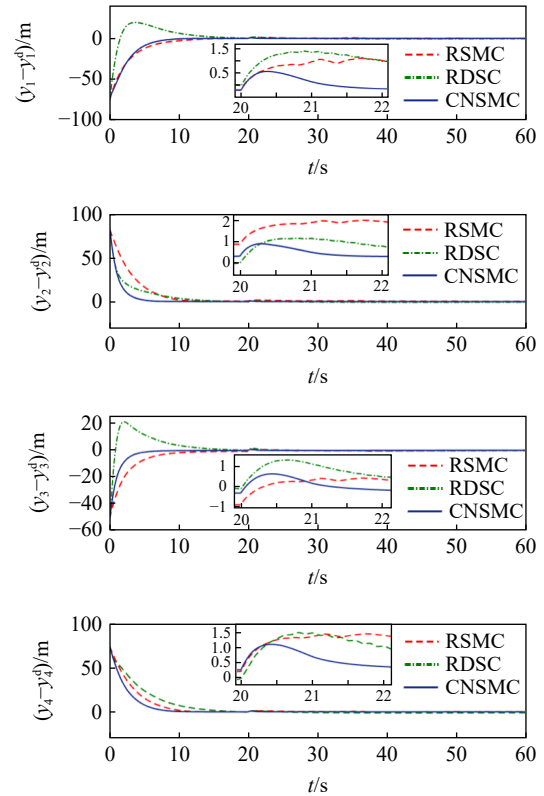


图5 y方向的跟踪误差

Fig. 5 Tracking errors of direction y

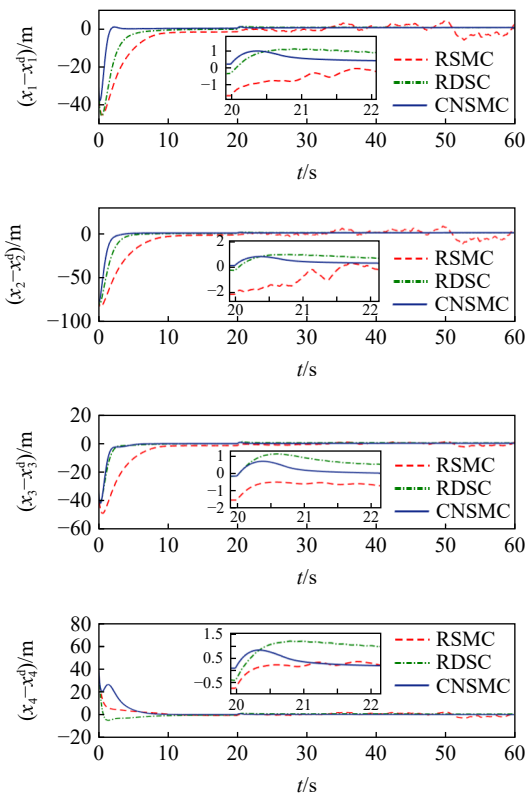


图4 x方向的跟踪误差

Fig. 4 Tracking errors of direction x

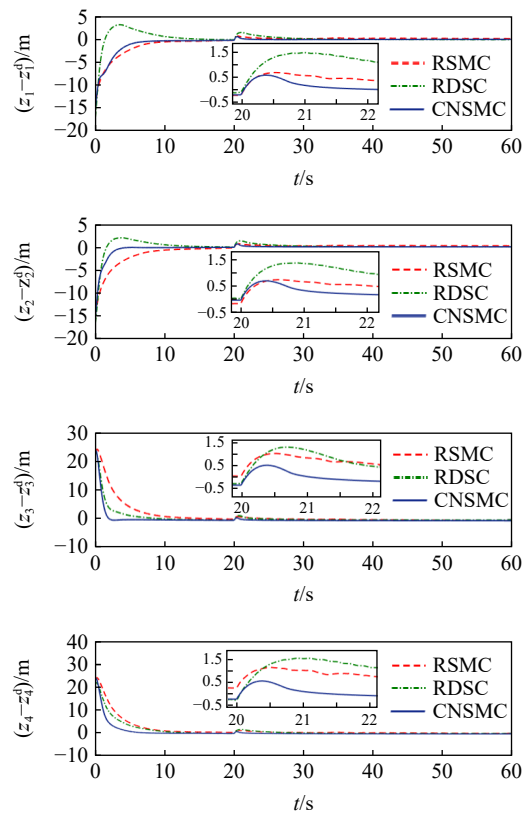


图6 z方向的跟踪误差

Fig. 6 Tracking errors of direction z

逊一筹, 这是因为 CMANN 在线逼近精度和速度比 RBFNN 更高, 同时 FNITSMC 能在设定的有限时间内收敛, 而动态面控制和 PD 滑模控制器不具备有限时间收敛性能, 因此, 跟踪误差在本文提出的 CNSMC 下具有明显的快速收敛性能和控制精度上的优势。通过上述仿真结果对比, 本文提出的 CNSMC 的有效性和优越性得到了验证。

5 结 论

本文以在执行器时变偏差故障和外部干扰(阵风、尾涡扰动)影响下的非线性无人机编队系统为研究对象。首先, 结合外部干扰和执行器故障, 推导了无人机集群控制系统的非线性动力学公式。接着运用小脑模型关节控制器神经网络近似补偿包括执行器故障和外部干扰在内的集总干扰, 并提出了一种基于小脑模型关节控制器神经网络的快速非奇异终端滑模容错控制器, 设计了 Lyapunov 函数来证明闭环系统的最终一致有界稳定性。最终仿真结果表明, 该编队系统响应速度快, 跟踪性能稳定, 鲁棒性得到严格保证。

参考文献:

- [1] 张佳龙, 闫建国, 张普. 基于自适应方法的多无人机编队队形控制[J]. 航空学报, 2020, 41(1): 234-247.
ZHANG Jialong, YAN Jianguo, ZHANG Pu. Multi-UAV formation forming control based on adaptive method under wind field disturbances[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(1): 234-247. (in Chinese)
- [2] 吴宇, 梁天骄. 基于改进一致性算法的无人机编队控制[J]. 航空学报, 2020, 41(9): 172-190.
WU Yu, LIANG Tianjiao. Improved consensus-based algorithm for unmanned aerial vehicle formation control[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(9): 172-190. (in Chinese)
- [3] FU Xiaowei, PAN Jing, WANG Haixiang, et al. A formation maintenance and reconstruction method of UAV swarm based on distributed control[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 104: 105981.1-105981.10.
- [4] CERVANTES-ROJAS J S, MUÑOZ F, CHAIREZ I, et al. Adaptive tracking control of an unmanned aerial system based on a dynamic neural-fuzzy disturbance estimator[J]. *ISA Transactions*, 2020, 101: 309-326.
- [5] ZHANG Jialong, YAN Jianguo, ZHANG Pu. Multi-UAV formation control based on a novel back-stepping approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 2437-2448.
- [6] WANG Yuan, HE Lei, HUANG Changqiang. Adaptive time-varying formation tracking control of unmanned aerial vehicles with quantized input[J]. *ISA Transactions*, 2019, 85: 76-83.
- [7] 李正平, 鲜斌. 基于虚拟结构法的分布式多无人机鲁棒编队控制[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(11): 2423-2431.
LI Zhengping, XIAN Bin. Robust distributed formation control of multiple unmanned aerial vehicles based on virtual structure[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(11): 2423-2431. (in Chinese)
- [8] 鲜斌, 李宏图. 分布式多无人机的时变编队非线性控制设计[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2490-2496.
XIAN Bin, LI Hongtu. Time-varying formation nonlinear control of distributed multiple UAVs[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(10): 2490-2496. (in Chinese)
- [9] CHEN Zheng, ZHANG Yougong, ZHANG Youming, et al. Disturbance-observer-based sliding mode control design for nonlinear unmanned surface vessel with uncertainties[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 148522-148530.
- [10] WANG Jianan, ZHOU Zhengyang, WANG Chunyan, et al. Cascade structure predictive observer design for consensus control with applications to UAVs formation flying[J]. *Automatica*, 2020, 121: 109200.1-109200.8.
- [11] LIN Xiaobo, LIU Jian, YU Yao, et al. Event-triggered reinforcement learning control for the quadrotor UAV with actuator saturation[J]. *Neurocomputing*, 2020, 415: 135-145.
- [12] SUN Liang, ZHENG Zewei. Saturated adaptive hierarchical fuzzy attitude-tracking control of rigid spacecraft with modeling and measurement uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(5): 3742-3751.
- [13] LIN C M, CHEN C H. Robust fault-tolerant control for a biped robot using a recurrent cerebellar model articulation controller[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 2007, 37(1): 110-123.
- [14] YU Ziquan, QU Yaohong, ZHANG Youmin. Distributed fault-tolerant cooperative control for multi-UAVs under actuator fault and input saturation[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2019, 27(6): 2417-2429.
- [15] CORLESS M, LEITMANN G. Continuous state feedback guaranteeing uniform ultimate boundedness for uncertain dynamic systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1981, 26(5): 1139-1144.
- [16] 刘荣华, 刘树光, 王欢, 等. 无人机动态面自适应容错路径跟踪控制[J]. 飞行力学, 2021, 39(5): 49-55.
LIU Ronghua, LIU Shuguang, WANG Huan, et al. Fault tolerant path following control of UAV based on adaptive dynamic surface control[J]. *Flight Dynamics*, 2021, 39(5): 49-55. (in Chinese)
- [17] 闫党辉, 章卫国, 陈航, 等. 具有时延和干扰约束的多无人机滑模一致性编队控制研究[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(2): 420-426.
YAN Danghui, ZHANG Weiguo, CHEN Hang, et al. Research on multi-UAVs' sliding mode consensus formation control with delay and disturbance constraints[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2020, 38(2): 420-426. (in Chinese)

(编辑: 张 雪)