

控制与决策

Control and Decision

基于宽度神经网络的直升机预设时间容错控制

朱骏杰, 张柯, 姜斌, 缪祺阳

引用本文:

朱骏杰, 张柯, 姜斌, 等. 基于宽度神经网络的直升机预设时间容错控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(9): 2681–2692.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1335>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

具有执行器故障的四旋翼无人机自适应预定性能控制

Adaptive prescribed performance control of quadrotor with unknown actuator fault
控制与决策. 2021, 36(9): 2103–2112 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0083>

基于移动传感器/执行器网络的时滞分布参数系统镇定控制

Stabilization control for a class of distributed parameter systems with time–delay based on mobile sensor and actuator networks
控制与决策. 2021, 36(8): 1955–1962 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1309>

基于神经网络的电力系统暂态稳定分布式自适应控制

Neural network–based distributed adaptive control for power system transient stability
控制与决策. 2021, 36(6): 1407–1414 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1168>

输出误差约束下四旋翼无人机预定性能反步控制

Prescribed performance backstepping control for quadrotor UAV with output error constraint
控制与决策. 2021, 36(5): 1059–1068 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1249>

四旋翼无人机抗干扰轨迹跟踪控制

Anti–interference trajectory tracking control of quadrotor UAV
控制与决策. 2021, 36(2): 379–386 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0875>

基于宽度神经网络的直升机预设时间容错控制

朱骏杰, 张柯, 姜斌[†], 缪祺阳

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106)

摘要: 针对直升机系统存在的执行器故障和不确定性问题, 提出一种基于宽度神经网络的预设时间容错控制方法. 首先, 建立直升机的全状态方程, 结合预设时间及动态面控制实现直升机的预设时间稳定控制. 同时, 设计宽度神经网络对模型中的故障和不确定项进行估计, 并通过增加特征节点和增强节点的方式提高网络估计精度. 然后, 基于估计值对控制项进行补偿, 得到执行器故障或不确定情况下的自适应控制律. 最后, 通过仿真实验验证所提出方法的有效性.

关键词: 宽度神经网络; 执行器故障; 轨迹跟踪; 自适应控制; 预设时间控制

中图分类号: V275.1; V249.1; TP183 **文献标志码:** A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1335

引用格式: 朱骏杰, 张柯, 姜斌, 等. 基于宽度神经网络的直升机预设时间容错控制 [J]. 控制与决策, 2025, 40(9): 2681-2692.

Prescribed-time fault-tolerant control of helicopter based on broad-learning neural network

ZHU Jun-jie, ZHANG Ke, JIANG Bin[†], MIAO Qi-yang

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: A prescribed-time fault-tolerant control method based on broad-learning neural network is proposed in order to deal with the actuator failure and uncertainty problems in helicopter systems. Firstly, a complete state model of the helicopter is established, and a prescribed-time stability control strategy is achieved by integrating prescribed-time control with dynamic surface control. Then, to handle actuator faults and model uncertainties, a broad-learning neural network is designed to estimate these perturbations. The estimation accuracy of the BLS is significantly improved through the incorporation of additional feature and enhancement nodes. Then, based on the estimated perturbations, compensatory control terms are constructed, leading to the development of an adaptive control law capable of effectively mitigating actuator faults and uncertainties. Finally, the effectiveness of the proposed approach is validated through simulation experiments, demonstrating its robustness and reliability.

Keywords: broad-learning neural network; actuator fault; trajectory tracking; adaptive control; prescribed-time control

0 引言

作为低空空域飞行器的重要组成部分, 直升机凭借其快速起降、快速机动及负载能力强^[1-4]等特性, 在交通运输、应急救援^[5-6]等方面受到越来越多的关注. 然而, 由于直升机模型的高度非线性及复杂的耦合关系^[7-8], 使得控制器的设计难度大大提升. 另外, 考虑到直升机旋翼旋转结构的复杂性, 在执行任务过程中极易出现由于旋翼桨叶断裂或控制器失效导致的气动效率降低等故障, 且可能因为装卸货物

导致质量等系统参数出现变化, 这些问题会降低直升机在复杂环境下的任务执行能力, 甚至进一步导致系统失稳. 因此, 考虑旋翼故障或参数不确定问题, 设计具有较强抗扰能力的容错控制器, 对于保持直升机复杂情况下的任务执行性能具有重要作用.

在直升机的控制系统中, 包含位置环、姿态环及挥舞角环 3 个关键控制回路, 分别负责直升机的平移运动、姿态运动及挥舞角运动. 3 个回路之间存在着复杂的耦合关系, 位置环的输入及挥舞角环的状

收稿日期: 2024-11-16; 录用日期: 2025-03-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62020106003, 62173180); 江苏省自然科学基金项目 (BK20222012, BZ2024037); 高等学校学科创新引智计划项目 (B20007); 中央高校基本科研业务费专项资金项目 (NC2022003, NE2022002).

[†]通信作者. E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn.

态会影响姿态的调整,而姿态的变化也会影响其余回路的状态,因此在实际的控制中需要综合考虑各个回路之间的动态耦合关系.然而,现有的许多研究将重点放在了姿态控制上,忽略了不同回路之间的耦合关系对控制的影响,仅考虑了2自由度或3自由度下的直升机模型^[9-11].虽然这些简化模型在特定场景下可以提供有效控制,但对于更复杂的任务环境则可能因为直升机不同回路间的耦合关系导致跟踪性能下降.为了解决这一问题,需要考虑更为全面的直升机模型,以更好地提高控制精度.

神经网络由于其强大的逼近能力及泛化能力,在系统的故障和不确定性估计中得到了广泛应用.文献^[12]中使用一种自适应神经网络,实现了对直升机中存在的系统不确定性的补偿;文献^[13]中使用一种固定时间神经网络观测器,实现了对集群中领航者状态及跟随者未知干扰和不确定性的估计.以上方法均实现了对目标函数较好的逼近效果,但所使用的神经网络的节点个数、激活函数等都是固定的,无法根据实际环境进行网络结构的动态调整.Philip Chen等^[14]提出的宽度神经网络结构简单,支持映射特征、增强节点及训练数据3种方式的增量学习,且增量学习迭代过程快速,被应用到机器人^[15]、水下航行器^[16]、航天器^[17]等多个方向的控制问题中,取得了较好的控制效果.因此,本文使用宽度神经网络提高对故障或不确定项的估计精度.

直升机工作环境较为复杂,需要具备对操作命令的快速响应能力,因此控制器的收敛速度对直升机的机动性能、飞行质量具有显著的影响.固定时间控制^[18]相对于有限时间控制,不仅可以实现有限时间内的收敛,且收敛时间不受初始状态限制,可以保证收敛时间全局有界,在无人集群^[13,19]、电力系统^[20]等方面取得了广泛应用.但固定时间控制的收敛上界会受到系统参数的影响,不同的参数会导致收敛时间发生明显变化,进而影响直升机执行不同任务的工作效率.因此,针对这一问题,预设时间控制方法^[21]通过设置动态增益函数,可以在设计阶段预先设定收敛时间,能够保证系统在任意状态参数下的预定时间收敛.该方法收敛时间确定,动态响应迅速,鲁棒性强,可以很好地应用在飞行器控制、网络系统等领域^[22-23].

考虑到直升机长期处于森林、海洋等较为恶劣的任务环境,机体部件极易受到腐蚀作用或恶劣天气的影响^[24],进而导致桨叶部分断裂^[25-26]或控制器失效^[27]等故障.因此,对于直升机容错控制算法的研究得到了广泛关注^[28-30].为了保证直升机的飞行安

全,本文综合考虑了主旋翼及尾桨故障对直升机的影响,以实现执行器随机故障下的容错控制.

综上所述,本文构建了全状态直升机动态方程,设计了一种结合宽度神经网络的自适应反步控制方法,并结合预设时间控制,实现了直升机旋翼故障和参数不确定情况下的容错控制,减小了跟踪误差.本文的主要工作包括:1)相较于文献^[11]中的2-DoF直升机模型容错控制,本文所设计的直升机模型同时考虑了位置环、姿态环及挥舞角环,提供了故障和参数不确定情况下的全状态稳定性证明,更具有工程实用性.2)相较于文献^[12]和文献^[13]中的具有固定节点数量的神经网络,本文基于宽度神经网络设计了一种可以实时调整节点数量的自适应估计器,实现了对系统不确定项的估计;通过误差变化动态增加节点数量,保证了系统在遭受执行器故障或参数较大变化时的逼近效果;使用Tanh函数作为激活函数,减少了激活函数参数设计的难度.3)使用动态面控制及预设时间控制对控制器进行设计,提出了一种具有安全限制的动态增益函数,避免了微分爆炸问题,改善了直升机的动态响应性能,实现了直升机各状态量预设时间下的稳定.

1 模型构建及准备工作

1.1 直升机系统模型

为便于描述,分别建立惯性系 \mathcal{R}_e 和机体系 \mathcal{R}_b ,坐标轴及相关控制量方向如图1所示.将直升机看作刚体,根据刚体运动学方程可以得到直升机6-DoF状态方程如下所示:

$$\begin{cases} \dot{P} = V; \\ m\dot{V} = R_b^e F + G; \\ \dot{A} = H\Omega; \\ J\dot{\Omega} = -\Omega \times J\Omega + \Sigma. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $P = [x, y, z]^T$ 和 $V = [u, v, w]^T$ 分别表示惯性系 \mathcal{R}_e 下的位置和速度向量; $A = [\phi, \theta, \psi]^T$ 表示姿态欧拉角; $\Omega = [p, q, r]^T$ 表示机体系 \mathcal{R}_b 下的姿态角速度; m 表示直升机的质量, $G = [0, 0, mg]^T$, g 表示重

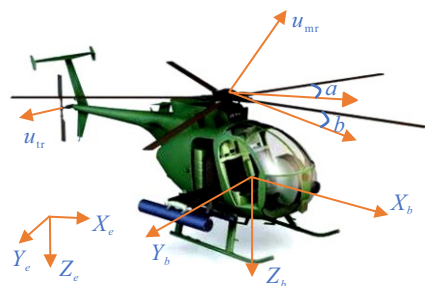


图1 坐标系示意图

力加速度; $J = \text{diag}(J_{xx}, J_{yy}, J_{zz})$ 表示直升机转动惯量矩阵。

R_b^e 表示由 \mathfrak{R}_b 到 \mathfrak{R}_e 的转换矩阵, H 表示由 \mathfrak{R}_b 到 \mathfrak{R}_e 的角度转换矩阵, R_b^e 和 H 分别定义为

$$R_b^e = \begin{bmatrix} c(\theta)c(\psi) & s(\phi)s(\theta)c(\psi) - c(\phi)s(\psi) \\ c(\theta)s(\psi) & s(\phi)s(\theta)s(\psi) + c(\phi)c(\psi) \\ -s(\theta) & s(\phi)c(\theta) \\ c(\phi)s(\theta)c(\psi) + s(\phi)s(\psi) \\ \leftarrow c(\phi)s(\theta)s(\psi) - s(\phi)c(\psi) \\ c(\phi)c(\theta) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & s(\phi)t(\theta) & c(\phi)t(\theta) \\ 0 & c(\phi) & -s(\phi) \\ 0 & s(\phi)/c(\theta) & c(\phi)/c(\theta) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中 $c(\cdot)$ 、 $s(\cdot)$ 、 $t(\cdot)$ 分别表示 $\cos(\cdot)$ 、 $\sin(\cdot)$ 、 $\tan(\cdot)$ 。

F 和 Σ 分别表示直升机受到的力和力矩, 力和力矩均由主旋翼、尾桨、机体、平尾和垂尾 5 部分组成, 由于机体、平尾、垂尾产生的力和力矩相对较小, 本文仅对主旋翼和尾桨的力和力矩进行分析。

根据文献 [31] 对受力和力矩进行简化后, 可以得到直升机的总受力为

$$F = [0 \quad 0 \quad -u_{mr}]^T. \quad (4)$$

总力矩为

$$\Sigma = \begin{bmatrix} C_m b + u_{mr} b L_z - u_{tr} H_z \\ C_m a + u_{mr} a L_z \\ -Q_{mr} + u_{tr} H_x \end{bmatrix}. \quad (5)$$

其中: u_{mr} 表示主旋翼升力, u_{tr} 表示尾桨拉力, L_z 表示主旋翼中心与机体重心的垂向距离, H_x 和 H_z 分别表示尾桨中心与机体重心的纵向距离与垂向距离, C_m 表示主旋翼刚度系数, $Q_{mr} = C_k u_{mr}^{1.5} + D_k$ 表示主旋翼反扭距, C_k 和 D_k 表示扭矩系数, a 和 b 分别表示纵向挥舞角和横向挥舞角。

考虑直升机主旋翼的挥舞特性, 可以得到纵向挥舞角 a 和横向挥舞角 b 的状态方程为

$$\begin{cases} \tau \dot{a} = -a - \tau q + A_{lon} u_a, \\ \tau \dot{b} = -b - \tau p + B_{lat} u_b. \end{cases} \quad (6)$$

其中: τ 表示旋翼有效时间常数, u_a 和 u_b 分别表示倾斜盘的纵向变距输入和横向变距输入, A_{lon} 和 B_{lat} 分别表示纵向作动增益和横向作动增益。

直升机的任务场景复杂, 极易受到内部故障或质量变化的影响, 因此在本文中建立直升机的故障和不确定项模型, 以减小上述干扰项对飞行安全的影响。

考虑到式 (1) 中的直升机模型可能会在执行任务的过程中发生旋翼部分失效故障, 将相关故障表示为

$$u_{fi}(t) = \rho_i u_i(t), \quad t > t_f, \quad i = \{mr, tr\}. \quad (7)$$

其中: $\rho_{i=\{mr, tr\}} \in (0, 1]$ 表示主旋翼和尾桨的执行效率, t_f 表示执行器发生故障的时间。

另外, 在直升机飞行过程中由于装卸货物等因素影响, 会导致直升机重量发生变化, 进而在系统模型中引入不确定项. 将相关不确定项表示为

$$\Delta_m(t) = \eta_m m, \quad t > t_m. \quad (8)$$

其中: $\eta_m \in [-0.2, 0.4]$ 表示质量的不确定比例, t_m 表示发生变化的时间。

注 1 虽然本文所考虑的直升机对象是通过燃油发动机提供动力, 在飞行过程中会由于燃油的使用导致直升机质量发生变化, 但是本文主要研究的是短时间的动态控制过程, 在此过程中燃油质量的变化较为缓慢, 不会显著改变模型结构与控制品质. 因此, 本文未对飞行过程中燃油质量变化问题进行单独讨论, 而是将质量变化问题统一归结在不确定项 $\Delta_m(t)$ 中进行处理。

根据式 (7) 和 (8) 可以得到直升机在存在故障及不确定项下的状态模型为

$$\begin{cases} \dot{P} = V, \\ \dot{V} = \frac{R_b^e F}{m} + \Delta F + \bar{g}, \\ \dot{\Lambda} = H \Omega, \\ \dot{\Omega} = -J^{-1} \Omega \times J \Omega + J^{-1} (SM + D) + \Delta \Sigma, \\ \dot{a} = -\frac{a}{\tau} - q + \frac{A_{lon}}{\tau} u_a, \\ \dot{b} = -\frac{b}{\tau} - p + \frac{B_{lat}}{\tau} u_b. \end{cases} \quad (9)$$

其中

$$\Delta F = \frac{R_b^e M_1 F}{m + \Delta_m(t)} - \frac{R_b^e F}{m},$$

$$\Delta \Sigma = J^{-1} ((S + \Delta S) M_2 M - SM + \Delta D),$$

$$M_1 = \rho_{mr}, \quad M_2 = \text{diag}\{\rho_{tr}, 1, 1\},$$

$$M = [u_{tr}, a, b]^T, \quad D = [0, 0, -Q_{mr}]^T,$$

$$\Delta D = [0, 0, C_k (I - M_1^{1.5}) u_{mr}^{1.5}]^T,$$

$$\bar{g} = [0, 0, g]^T,$$

$$S = \begin{bmatrix} -H_z & 0 & C_m + u_{mr} L_z \\ 0 & C_m + u_{mr} L_z & 0 \\ H_x & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\Delta S = \begin{bmatrix} 0 & 0 & (M_1 - I) u_{mr} L_z \\ 0 & (M_1 - I) u_{mr} L_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

1.2 宽度神经网络

使用宽度神经网络对系统中存在的故障和不确定项进行估计, 可以表示为

$$f(\aleph) = W^{*T}S(\aleph) + \varepsilon, \forall \aleph \in \Omega_{\aleph}. \quad (10)$$

其中: \aleph 表示输入向量; $W^* = [W_i^{*T} \ W_a^{*T}]^T$ 表示最优权重, W_i^* 为初始节点下的最优权重, W_a^* 为扩展节点下的最优权重; ε 表示估计误差, $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon^*, \varepsilon^* \geq 0$; $S(\aleph)$ 表示 Tanh 函数.

注2 宽度神经网络可以根据系统状态变化快速扩展网络节点并调整权重, 避免了深度网络需要重新训练的复杂流程和自适应方式调节参数固定的问题, 参数更新更加快速, 可以在系统运行过程中不断增强逼近能力. 激活函数使用 Tanh 函数, 相较于高斯函数, Tanh 函数不需要确定中心点和宽度, 需要设置的参数更少, 调整更加灵活.

在实际复杂环境中, 往往需要在执行任务过程中根据系统状态对网络进行更新, 以实现对外部环境的变化. 对网络的更新方式包括: 1) 根据系统状态判断是否需要网络进行增量学习; 2) 根据跟踪误差及预先设计好的自适应律对网络权重进行更新.

虽然宽度神经网络增量学习的计算量较小, 但每次更新所需的时间仍然无法满足实时控制需求, 因此无法保证对任何系统扰动都进行一次网络更新, 仅当系统状态发生较大变化且在当前控制律下无法收敛时, 对网络进行条件性更新. 而对于系统中较小的扰动, 则实时采用自适应律对网络参数进行自适应更新, 从而保证系统在两种情况下的稳定性. 网络更新具体流程如图2所示.

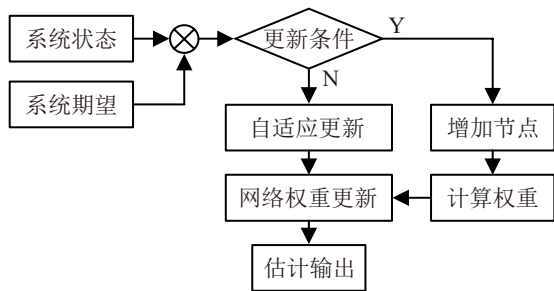


图2 神经网络更新框图

图2中, 是否需要进行网络更新的判断条件如下:

$$Ava = \begin{cases} 1, & \sum_{i=0}^n |\dot{e}(t + i\delta t)| \geq \alpha; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

当某一时段内的误差变化和大于所设阈值时, 则认为系统出现故障或参数变化, 且当前网络无法实现较为准确的估计, 需要通过增加节点快速地适应当前系统状态. 这样不仅减少了对自适应参数的复杂调节, 而且加快了系统对扰动的响应速度.

1.3 预设时间控制

为了提升控制器的动态性能, 使用预设时间控制实现状态量的预设时间稳定, 并给出预设时间稳定定义如下.

定义1^[32-33] 若系统 $\dot{x}(t) = f(t, x(t))$ 的平衡点是全局有限时间一致稳定的, 且稳定时间 $T < T_p$, 其中 T_p 为预先设置的有限常数, 则认为该系统是全局预设时间稳定的.

设计动态增益函数 $h(t)$ 为

$$h(t) = \begin{cases} \frac{(\mu_u - \mu_l)\xi(T_p + \xi)}{T_p(T_p + \xi - t)} + \mu_l - \\ \frac{(\mu_u - \mu_l)\xi}{T_p}, & 0 \leq t < T_p; \\ \mu_u, & t \geq T_p. \end{cases} \quad (12)$$

其中: T_p 表示预先设置的收敛时间, $0 < \xi \ll T_p$; μ_u 表示安全增益上限, μ_l 表示安全增益下限.

注3 在实际的直升机系统中, 过大的增益可能导致系统振荡, 不仅无法满足预设时间稳定的要求, 甚至可能导致参数振荡发散. 因此, 为了保证飞行安全, 需要对文献[21]中提出的有界增益函数进一步作出限制, 使得控制器增益始终保持在安全范围内.

引理1^[21,32] 对于式(12)中的动态增益函数 $h(t)$, 若存在一个连续可微函数 $V(t) : R^n \rightarrow R_+ \cup \{0\}$ 满足

$$\dot{V} \leq -h(t)c_1V + h(t)c_2. \quad (13)$$

其中: $h(t)$ 为所设计的动态增益函数, c_1 和 c_2 为正常数. 则可以得到系统的状态误差是预设时间稳定的.

通过设计动态增益函数(12)并证明引理1, 即可保证系统状态在预先设计的时间 T_p 内收敛到有界范围内, 具体 Lyapunov 函数的设计及相关证明过程将在稳定性分析部分进行进一步说明.

2 控制器设计

基于可增量学习的宽度神经网络以及预设时间控制, 提出了一种自适应反步控制方法以处理直升机飞行过程中的故障和不确定性问题, 并将系统分解为位置环、姿态环和挥舞角环依次进行处理, 控制策略流程如图3所示.

首先给出控制目标为, 根据给定的光滑参考飞行轨迹 $P_d = [P_{dx}, P_{dy}, P_{dz}]^T$ 和航向角 ψ_d , 使用所提出的基于宽度神经网络的自适应控制方法实现对控制量 u_{mr} 、 u_{tr} 、 u_a 、 u_b 的设计, 以使得1.1节中给出的直升机模型能够跟踪相应的轨迹和航向角.

为实现以上控制目标, 作出如下假设.

假设1 在实际飞行任务中, 直升机的滚转角

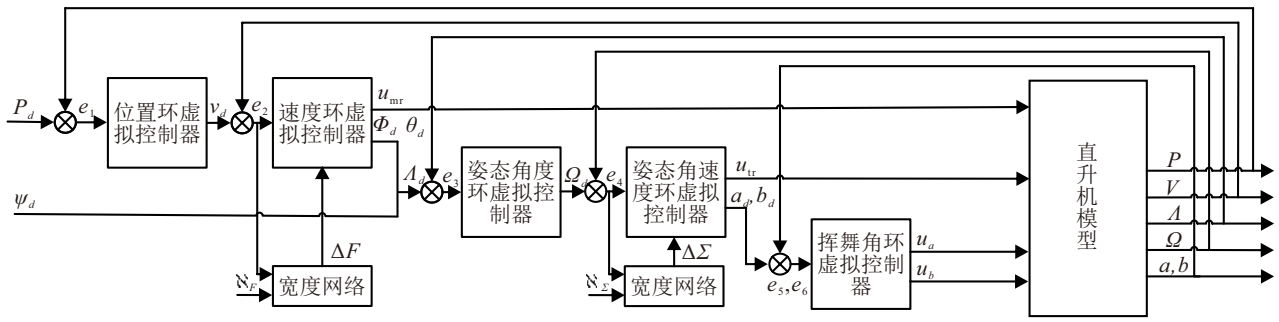


图3 控制算法框图

ϕ 和俯仰角 θ 均在 $\left(-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}\right)$ 之间变化.

假设 2 仅考虑执行器部分失效的情况,即故障情况下执行器效率范围为 $\epsilon \leq \rho_i < 1$,且 $\epsilon > 0$.

假设 3 参考飞行轨迹及航向角 $T_d = [P^T, \psi]^T$ 均有界,且其一阶和二阶导数 \dot{T}_d, \ddot{T}_d 存在且有界,即存在 $\sigma > 0$ 使得 $\Theta := \{\|T_d\|^2 + \|\dot{T}_d\|^2 + \|\ddot{T}_d\|^2 \leq \sigma\}$.

根据式(9),分别选择 $\aleph_{\Delta F} = \{V, A, u_{mr}\}$ 和 $\aleph_{\Delta \Sigma} = \{u_{mr}, u_{tr}, \Omega, a, b\}$ 作为受力和力矩不确定项估计网络的输入,根据以上状态项即可通过宽度神经网络对故障或不确定项进行估计.为便于表述,使用 h 代替动态增益函数 $h(t)$.接下来将对位置环、姿态环和挥舞角环依次进行控制器设计和稳定性分析.

2.1 位置环

2.1.1 控制器设计

定义位置误差为 $e_1 = P_d - P$,速度误差为 $e_2 = V_d - V$.其中: P_d 为参考飞行轨迹, V_d 为位置虚拟控制律.

使用宽度神经网络对位置环中存在的故障或不确定项 ΔF 进行估计,可以得到

$$\Delta \hat{F} = \hat{W}_1^T S_1(\aleph) = [\hat{W}_{1a}^T \quad \hat{W}_{1b}^T]^T S_1(\aleph). \quad (14)$$

其中: \tilde{W}_1 为权重误差, $\hat{W}_1 = W_1^* + \tilde{W}_1$.

为了保证宽度神经网络能够更好地处理动态不确定项,实现各信号量的预设时间收敛,根据对系统稳定性的分析可以得到宽度神经网络的自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_1 = -\gamma_1(S_1 e_2^T + h\sigma_1 \hat{W}_1). \quad (15)$$

注 4 由于宽度神经网络的增量特性,其网络权重数量会随着节点的增加而不断增加,因此在此处,受力不确定项的估计权重 \hat{W}_1 由初始权重 \hat{W}_{1a} 和增量权重 \hat{W}_{1b} 组成,且在初始时刻 \hat{W}_{1a} 均为 0 ,随着网络节点的增加, \hat{W}_{1a} 也会根据权重计算公式依次进行赋值.

根据控制目标中给出的位置环期望 P_d ,结合动态增益 h ,得到位置环的位置虚拟控制律 V_d 为

$$V_d = hK_1 e_1 + \dot{P}_d, \quad (16)$$

其中 K_1 表示速度环控制增益.

结合动态增益 h 及动态面控制方法,设计动态面控制项 Γ_{a2} 状态方程为

$$K_{a2} \dot{\Gamma}_{a2} = h(V_d - \Gamma_{a2}), \Gamma_{a2}(0) = V_d(0), \quad (17)$$

其中 $K_{a2} > 0$ 为待设计的系数矩阵.

定义滤波器偏差为 $\delta_{a2} = \Gamma_{a2} - V_d$,可以得到

$$\dot{\delta}_{a2} = \dot{\Gamma}_{a2} - \dot{V}_d = -hK_{a2}^{-1} \delta_{a2} + \Xi_{a2}(e_1, \dot{P}_d). \quad (18)$$

由假设 3 可以得到,在给定的初始条件下, $\Xi_{a2}(e_1, \dot{P}_d)$ 光滑且有界,因此可以得到 $\|\Xi_{a2}(e_1, \dot{P}_d)\| \leq \Xi_{a2m}$.

基于以上分析,得到位置环的速度虚拟控制律 A_d 为

$$A_d = hK_2 e_2 + e_1 + \dot{\Gamma}_{a2} - \hat{W}_1 S_1 - \bar{g}. \quad (19)$$

其中: $A_d = [A_{d1}, A_{d2}, A_{d3}]^T = \left(\frac{R_b^e F}{m}\right)_d$, K_2 表示速度环控制增益, $\hat{W}_1 S_1$ 表示受力不确定项的估计值.

根据 $\left(\frac{R_b^e F}{m}\right)_d = A_d$ 进行反解,可以得到主旋翼的控制律及姿态环的滚转角和俯仰角的期望为

$$\begin{cases} u_{mr} = \frac{-mA_{d3}}{\cos \phi \cos \theta}, \\ \phi_d = \arctan\left(\frac{\cos \theta (A_{d1} \sin \psi - A_{d2} \cos \psi)}{A_{d3}}\right), \\ \theta_d = \arctan\left(\frac{A_{d1} \cos \psi + A_{d2} \sin \psi}{A_{d3}}\right). \end{cases} \quad (20)$$

2.1.2 稳定性分析

定理 1 针对存在主旋翼故障和质量不确定的直升机位置环系统,在满足假设 1 ~ 假设 3 的情况下,宽度神经网络的更新律设计为式(15),使用控制器(19)并选取相关参数,可以得到该系统是预设时间稳定的.

证明 考虑以下 Lyapunov 函数:

$$V_1 = \frac{1}{2} e_1^T e_1 + \frac{1}{2} e_2^T e_2 + \frac{1}{2} \delta_{a2}^T \delta_{a2} + \frac{1}{2} \gamma_1^{-1} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1). \quad (21)$$

其导数可以表示为

$$\begin{aligned}
\dot{V}_1 &= e_1^T \dot{e}_1 + e_2^T \dot{e}_2 + \delta_{a2}^T \dot{\delta}_{a2} + \gamma_1^{-1} \text{tr}(\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1) = \\
&e_1^T (\dot{P}_d - V_d + e_2) + e_2^T (\dot{V}_d - A_d - \\
&W_1^* S_1 - \varepsilon_1 - \bar{g}) + \delta_{a2}^T (-hK_{a2}^{-1} \delta_{a2} + \\
&\Xi_{a2}) - \text{tr}(\tilde{W}_1^T (S_1 e_2^T + h\sigma_1 \hat{W}_1)) = \\
&-he_1^T K_1 e_1 - he_2^T K_2 e_2 - h\delta_{a2}^T K_{a2}^{-1} \delta_{a2} + \\
&he_2^T K_{a2}^{-1} \delta_{a2} - e_2^T \Xi_{a2} + \delta_{a2}^T \Xi_{a2} - e_2^T \varepsilon_1 - \\
&h \text{tr}(\tilde{W}_1^T \sigma_1 \hat{W}_1).
\end{aligned} \tag{22}$$

根据杨氏不等式可以得到

$$\begin{aligned}
e_2^T K_{a2}^{-1} \delta_{a2} &\leq \frac{1}{2} \|K_{a2}^{-1}\|^2 e_2^T e_2 + \frac{1}{2} \delta_{a2}^T \delta_{a2}, \\
-e_2^T \Xi_{a2} &\leq \frac{1}{2h} e_2^T e_2 + \frac{h}{2} \Xi_{a2}^T \Xi_{a2}, \\
\delta_{a2}^T \Xi_{a2} &\leq \frac{1}{2h} \delta_{a2}^T \delta_{a2} + \frac{h}{2} \Xi_{a2}^T \Xi_{a2}, \\
-e_2^T \varepsilon_1 &\leq \frac{1}{2h} e_2^T e_2 + \frac{h}{2} \varepsilon_1^T \varepsilon_1, \\
-\text{tr}(\tilde{W}_1^T \sigma_1 \hat{W}_1) &\leq \\
-\frac{\sigma_1}{2} \Sigma \left\| \begin{matrix} \tilde{W}_{1i} \\ \tilde{W}_{1a} \end{matrix} \right\|^2 &+ \frac{\varsigma_1}{2} \Sigma \left\| \begin{matrix} W_{1i}^* \\ W_{1a}^* \end{matrix} \right\|^2.
\end{aligned}$$

因此 \dot{V}_1 可以进一步表示为

$$\begin{aligned}
\dot{V}_1 &\leq \\
&-he_1^T K_1 e_1 - he_2^T \left(K_2 - \frac{1}{2} \|K_{a2}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right) e_2 - \\
&h\delta_{a2}^T \left(K_{a2}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right) \delta_{a2} - h \frac{\sigma_1}{2} \Sigma \left\| \begin{matrix} \tilde{W}_{1i} \\ \tilde{W}_{1a} \end{matrix} \right\|^2 + \\
&h \frac{\sigma_1}{2} \Sigma \left\| \begin{matrix} W_{1i}^* \\ W_{1a}^* \end{matrix} \right\|^2 + \frac{h}{2} \|\varepsilon_1\|^2 + h \Xi_{a2m}^2 \leq \\
&-h\rho_1 V_1 + hC_1.
\end{aligned} \tag{23}$$

其中

$$\begin{aligned}
\rho_1 &= \min \left(2\lambda_{\min}(K_1), \right. \\
&2\lambda_{\min} \left(K_2 - \frac{1}{2} \|K_{a2}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right), \\
&2\lambda_{\min} \left(K_{a2}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right), \left. \frac{\sigma_1}{\lambda_{\max}(\gamma_1^{-1})} \right).
\end{aligned}$$

$$C_1 = \frac{\sigma_1}{2} \Sigma \left\| \begin{matrix} W_{1i}^* \\ W_{1a}^* \end{matrix} \right\|^2 + \frac{1}{2} \|\varepsilon_1\|^2 + \Xi_{a2m}^2.$$

选择合适的参数使得 $K_1 > 0$, $K_2 - \frac{1}{2} \|K_{a2}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I > 0$, $K_{a2}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I > 0$, $\sigma_1 > 0$.

根据引理 1 可以得到误差信号 e_1 、 e_2 、 δ_{a2} 、 \tilde{W}_1 均为预设时间稳定的. \square

2.2 姿态环

2.2.1 控制器设计

定义角度误差为 $e_3 = \Lambda_d - \Lambda$, 角速度误差为

$e_4 = \Omega_d - \Omega$. 其中: $\Lambda_d = [\phi_d, \theta_d, \psi_d]^T$, 由式 (20) 中的 ϕ_d 、 θ_d 以及参考航向角 ψ_d 组成; Ω_d 为式 (28) 中的角度虚拟控制律.

使用宽度神经网络对姿态环中存在的故障或不确定项 $\Delta\Sigma$ 进行估计, 可以得到

$$\Delta\hat{\Sigma} = \hat{W}_2^T S_2(\mathfrak{N}) = \begin{bmatrix} \hat{W}_{2i}^T \\ \hat{W}_{2a}^T \end{bmatrix} S_2(\mathfrak{N}). \tag{24}$$

其中: $\hat{W}_2 = W_2^* + \tilde{W}_2$, \tilde{W}_2 为权重误差.

为了保证宽度神经网络能够更好地处理动态不确定项, 实现各信号量的预设时间收敛, 根据对系统稳定性的分析可以得到宽度神经网络的自适应律为

$$\dot{\hat{W}}_2 = -\gamma_2 (S_2 e_4^T + h\sigma_2 \hat{W}_2). \tag{25}$$

注 5 由于主旋翼拉力与姿态环的耦合关系, 导致在 $\Delta\Sigma$ 中既包含尾桨故障导致的不确定性, 又包含由于主旋翼故障导致的主旋翼期望拉力与实际拉力差带来的耦合不确定性, 因此在对所受力矩不确定项的估计中, 将位置环中得到的主旋翼控制输出及尾桨拉力、姿态环状态共同作为宽度神经网络的输入, 以实现耦合不确定性和姿态环不确定性的融合估计.

结合动态增益 h 及动态面控制方法, 设计动态面控制项 Γ_{a3} 状态方程为

$$K_{a3} \dot{\Gamma}_{a3} = h(\Lambda_d - \Gamma_{a3}), \Gamma_{a3}(0) = \Lambda_d(0), \tag{26}$$

其中 $K_{a3} > 0$ 为待设计的系数矩阵.

定义滤波器偏差为 $\delta_{a3} = \Gamma_{a3} - \Lambda_d$, 可以得到

$$\begin{aligned}
\dot{\delta}_{a3} &= \dot{\Gamma}_{a3} - \dot{\Lambda}_d = \\
&-hK_{a3}^{-1} \delta_{a3} + \Xi_{a3}(e_1, e_2, \delta_{a2}, \Xi_{a2}).
\end{aligned} \tag{27}$$

根据假设 3 可以得到, 在给定初始条件下, $\Xi_{a3}(e_1, e_2, \delta_{a2}, \Xi_{a2})$ 光滑且有界, 因此可以得到 $\|\Xi_{a3}(e_1, e_2, \delta_{a2}, \Xi_{a2})\| \leq \Xi_{a3m}$.

基于以上分析, 得到姿态环的角度虚拟控制律 Ω_d 为

$$\Omega_d = H^{-1} \left(hK_3 e_3 + \dot{\Gamma}_{a3} + \frac{h}{2} H^T H e_3 \right), \tag{28}$$

其中 K_3 表示角度环控制增益.

结合动态增益 h 及动态面控制方法, 设计动态面控制项 Γ_{a4} 状态方程为

$$K_{a4} \dot{\Gamma}_{a4} = h(\Omega_d - \Gamma_{a4}), \Gamma_{a4}(0) = \Omega_d(0), \tag{29}$$

其中 $K_{a4} > 0$ 为待设计的系数矩阵.

定义滤波器偏差为 $\delta_{a4} = \Gamma_{a4} - \Omega_d$, 可以得到

$$\dot{\delta}_{a4} = \dot{\Gamma}_{a4} - \dot{\Omega}_d = -hK_{a4}^{-1} \delta_{a4} + \Xi_{a4}(e_3, \Xi_{a3}). \tag{30}$$

根据假设 3 可以得到, 在给定初始条件下, $\Xi_{a4}(e_3, \Xi_{a3})$ 光滑且有界, 因此可以得到 $\|\Xi_{a4}(e_3, \Xi_{a3})\| \leq$

Ξ_{a4m} .

基于以上分析, 得到姿态环的角速度虚拟控制律 M_d 为

$$M_d = S^{-1}(J(hK_4e_4 + H^T e_3 + \dot{I}_{a4} + J^{-1}\Omega \times J\Omega - \hat{W}_2 S_2) - D). \quad (31)$$

其中: $M_d = [u_{tr}, a_d, b_d]^T$, u_{tr} 为尾桨的控制量, a_d 和 b_d 分别为纵向挥舞角和横向挥舞角的期望值, K_4 为角速度环控制增益, $\hat{W}_2 S_2$ 为力矩不确定项的估计值.

2.2.2 稳定性分析

定理 2 针对存在尾桨故障的直升机姿态环系统, 在满足假设 1 ~ 假设 3 的情况下, 宽度神经网络的更新律设计为式 (25), 使用控制器 (31) 并选取相关参数, 可以得到该系统是预设时间稳定的.

证明 考虑以下 Lyapunov 函数:

$$V_2 = \frac{1}{2}e_3^T e_3 + \frac{1}{2}\delta_{a3}^T \delta_{a3} + \frac{1}{2}e_4^T e_4 + \frac{1}{2}\delta_{a4}^T \delta_{a4} + \frac{1}{2}\gamma_2^{-1} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \tilde{W}_2). \quad (32)$$

其导数可以表示为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & e_3^T \dot{e}_3 + \delta_{a3}^T \dot{\delta}_{a3} + e_4^T \dot{e}_4 + \\ & \delta_{a4}^T \dot{\delta}_{a4} + \gamma_2^{-1} \text{tr}(\tilde{W}_2^T \dot{\tilde{W}}_2) = \\ & e_3^T (\dot{A}_d - H\Omega_d + e_4) + \delta_{a3}^T (-hK_{a3}^{-1} \delta_{a3} + \\ & \Xi_{a3}) + e_4^T (\dot{\Omega}_d + J^{-1}\Omega \times J\Omega - J^{-1}(SM_d + \\ & D) - W_2^* S_2 - \varepsilon_2) + \delta_{a4}^T (-hK_{a4}^{-1} \delta_{a4} + \Xi_{a4}) - \\ & \text{tr}(\tilde{W}_2^T (S_2 e_4^T + h\sigma_2 \hat{W}_2)) = \\ & -he_3^T K_3 e_3 - \frac{h}{2} e_3^T H^T H e_3 - h\delta_{a3}^T K_{a3}^{-1} \delta_{a3} - \\ & he_4^T K_4 e_4 - h\delta_{a4}^T K_{a4}^{-1} \delta_{a4} + he_3^T K_{a3}^{-1} \delta_{a3} - \\ & e_3^T \Xi_{a3} + \delta_{a3}^T \Xi_{a3} + he_4^T K_{a4}^{-1} \delta_{a4} - e_4^T \Xi_{a4} + \\ & \delta_{a4}^T \Xi_{a4} - e_4^T \varepsilon_2 - h \text{tr}(\tilde{W}_2^T \sigma_2 \hat{W}_2). \end{aligned} \quad (33)$$

根据杨氏不等式可以得到

$$\begin{aligned} e_3^T K_{a3}^{-1} \delta_{a3} & \leq \frac{1}{2} \|K_{a3}^{-1}\|^2 e_3^T e_3 + \frac{1}{2} \delta_{a3}^T \delta_{a3}, \\ -e_3^T \Xi_{a3} & \leq \frac{1}{2h} e_3^T e_3 + \frac{h}{2} \Xi_{a3}^T \Xi_{a3}, \\ \delta_{a3}^T \Xi_{a3} & \leq \frac{1}{2h} \delta_{a3}^T \delta_{a3} + \frac{h}{2} \Xi_{a3}^T \Xi_{a3}, \\ e_4^T K_{a4}^{-1} \delta_{a4} & \leq \frac{1}{2} \|K_{a4}^{-1}\|^2 e_4^T e_4 + \frac{1}{2} \delta_{a4}^T \delta_{a4}, \\ -e_4^T \Xi_{a4} & \leq \frac{1}{2h} e_4^T e_4 + \frac{h}{2} \Xi_{a4}^T \Xi_{a4}, \\ \delta_{a4}^T \Xi_{a4} & \leq \frac{1}{2h} \delta_{a4}^T \delta_{a4} + \frac{h}{2} \Xi_{a4}^T \Xi_{a4}, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} -e_4^T \varepsilon_2 & \leq \frac{1}{2h} e_4^T e_4 + \frac{h}{2} \varepsilon_2^T \varepsilon_2, \\ -\text{tr}(\tilde{W}_2^T \sigma_2 \hat{W}_2) & \leq \\ -\frac{\sigma_2}{2} \Sigma & \left\| \frac{\tilde{W}_{2i}}{\tilde{W}_{2a}} \right\|^2 + \frac{\sigma_2}{2} \Sigma \left\| \frac{W_{2i}^*}{W_{2a}^*} \right\|^2. \end{aligned}$$

因此 \dot{V}_2 可以进一步表示为

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 \leq & -he_3^T \left(K_3 + \frac{1}{2} H^T H - \frac{1}{2} \|K_{a3}^{-1}\|^2 - \frac{1}{2h^2} I \right) e_3 - \\ & h\delta_{a3}^T \left(K_{a3}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right) \delta_{a3} - \\ & he_4^T \left(K_4 - \frac{1}{2} \|K_{a4}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right) e_4 - h\delta_{a4}^T \left(K_{a4}^{-1} - \right. \\ & \left. \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right) \delta_{a4} - h\frac{\sigma_2}{2} \Sigma \left\| \frac{\tilde{W}_{2i}}{\tilde{W}_{2a}} \right\|^2 + \\ & h\frac{\sigma_2}{2} \Sigma \left\| \frac{W_{2i}^*}{W_{2a}^*} \right\|^2 + \frac{h}{2} \|\varepsilon_2\|^2 + h\Xi_{a3m}^2 + h\Xi_{a4m}^2 \leq \\ & -h\rho_2 V_2 + hC_2. \end{aligned} \quad (34)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho_2 = & \min \left(2\lambda_{\min} \left(K_3 + \frac{1}{2} H^T H - \frac{1}{2} \|K_{a3}^{-1}\|^2 - \frac{1}{2h^2} I \right), \right. \\ & 2\lambda_{\min} \left(K_{a3}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right), \\ & 2\lambda_{\min} \left(K_4 - \frac{1}{2} \|K_{a4}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right), \\ & \left. 2\lambda_{\min} \left(K_{a4}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right), \frac{\sigma_2}{\lambda_{\max}(\gamma_2^{-1})} \right). \\ C_2 = & \frac{\sigma_2}{2} \Sigma \left\| \frac{W_{2i}^*}{W_{2a}^*} \right\|^2 + \frac{1}{2} \|\varepsilon_2\|^2 + \Xi_{a3m}^2 + \Xi_{a4m}^2. \end{aligned}$$

选择合适的参数使得

$$\begin{aligned} K_3 + \frac{1}{2} H^T H - \frac{1}{2} \|K_{a3}^{-1}\|^2 - \frac{1}{2h^2} I & > 0, \\ K_{a3}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I & > 0, \\ K_4 - \frac{1}{2} \|K_{a4}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I & > 0, \\ K_{a4}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I & > 0, \\ \sigma_2 & > 0. \end{aligned}$$

根据引理 1 可以得到误差信号 e_3 、 δ_{a3} 、 e_4 、 δ_{a4} 、 \tilde{W}_2 均为预设时间稳定的. \square

2.3 挥舞角环

2.3.1 控制器设计

定义纵向挥舞角误差为 $e_5 = a_d - a$, 横向挥舞角误差为 $e_6 = b_d - b$, 其中 a_d 和 b_d 分别对应式 (31) 中角度虚拟控制律 M_d 的第 2 项和第 3 项.

结合动态增益 h 及动态面控制方法, 设计动态面

控制项 Γ_{a5} 和 Γ_{a6} 的状态方程为

$$K_{a5}\dot{\Gamma}_{a5} = h(a_d - \Gamma_{a5}), \Gamma_{a5}(0) = a_d(0); \quad (35)$$

$$K_{a6}\dot{\Gamma}_{a6} = h(b_d - \Gamma_{a6}), \Gamma_{a6}(0) = b_d(0). \quad (36)$$

其中 $K_{a5} > 0$ 和 $K_{a6} > 0$ 为待设计的系数矩阵.

定义滤波器偏差为 $\delta_{a5} = \Gamma_{a5} - a_d$, $\delta_{a6} = \Gamma_{a6} - b_d$, 可以得到

$$\begin{aligned} \dot{\delta}_{a5} &= \dot{\Gamma}_{a5} - \dot{a}_d = \\ & - hK_{a5}^{-1}\delta_{a5} + \Xi_{a5}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2}), \end{aligned} \quad (37)$$

$$\begin{aligned} \dot{\delta}_{a6} &= \dot{\Gamma}_{a6} - \dot{b}_d = \\ & - hK_{a6}^{-1}\delta_{a6} + \Xi_{a6}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2}). \end{aligned} \quad (38)$$

根据假设 3 可以得到, 在给定初始条件下, $\Xi_{a5}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2})$ 和 $\Xi_{a6}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2})$ 光滑且有界, 因此可以得到 $\|\Xi_{a5}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2})\| \leq \Xi_{a5m}$, $\|\Xi_{a6}(e_3, e_4, \delta_{a4}, \Xi_{a2})\| \leq \Xi_{a6m}$.

基于以上分析, 最终得到挥舞角环的挥舞角控制律 u_a 和 u_b 分别为

$$u_a = \frac{\tau}{A_{\text{lon}}} \left(hK_5 e_5 + \dot{\Gamma}_{a5} + \frac{a}{\tau} + q \right), \quad (39)$$

$$u_b = \frac{\tau}{B_{\text{lat}}} \left(hK_6 e_6 + \dot{\Gamma}_{a6} + \frac{b}{\tau} + p \right). \quad (40)$$

其中: K_5 表示纵向挥舞角控制增益, K_6 表示横向挥舞角控制增益.

2.3.2 稳定性分析

定理 3 针对直升机挥舞角环系统, 在满足假设 1 ~ 假设 3 的情况下, 对纵向挥舞角和横向挥舞角分别使用控制器 (39) 和 (40) 并选取相关参数, 可以得到该系统是预设时间稳定的.

证明 考虑以下 Lyapunov 函数:

$$V_3 = \frac{1}{2} e_5^T e_5 + \frac{1}{2} \delta_{a5}^T \delta_{a5}. \quad (41)$$

其导数可以表示为

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &= e_5^T \dot{e}_5 + \delta_{a5}^T \dot{\delta}_{a5} = \\ & e_5^T \left(\dot{a}_d + \frac{a}{\tau} + q - \frac{A_{\text{lon}}}{\tau} u_a \right) + \\ & \delta_{a5}^T \left(-hK_{a5}^{-1}\delta_{a5} + \Xi_{a5} \right) = \\ & - h e_5^T K_5 e_5 - h \delta_{a5}^T K_{a5}^{-1} \delta_{a5} + \\ & h e_5^T K_{a5}^{-1} \delta_{a5} - e_5^T \Xi_{a5} + \delta_{a5}^T \Xi_{a5}. \end{aligned} \quad (42)$$

根据杨氏不等式可以得到

$$\begin{aligned} e_5^T K_{a5}^{-1} \delta_{a5} &\leq \frac{1}{2} \|K_{a5}^{-1}\|^2 e_5^T e_5 + \frac{1}{2} \delta_{a5}^T \delta_{a5}, \\ - e_5^T \Xi_{a5} &\leq \frac{1}{2h} e_5^T e_5 + \frac{h}{2} \Xi_{a5}^T \Xi_{a5}, \\ \delta_{a5}^T \Xi_{a5} &\leq \frac{1}{2h} \delta_{a5}^T \delta_{a5} + \frac{h}{2} \Xi_{a5}^T \Xi_{a5}. \end{aligned}$$

因此 \dot{V}_3 可以进一步表示为

$$\begin{aligned} \dot{V}_3 &\leq - h e_5^T \left(K_5 - \frac{1}{2} \|K_{a5}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right) e_5 - \\ & h \delta_{a5}^T \left(K_{a5}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right) \delta_{a5} + \Xi_{a5m}^2 \leq \\ & - h \rho_3 V_3 + h C_3. \end{aligned} \quad (43)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho_3 &= \min \left(2\lambda_{\min} \left(K_5 - \frac{1}{2} \|K_{a5}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I \right), \right. \\ & \left. 2\lambda_{\min} \left(K_{a5}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I \right) \right), \\ C_3 &= \Xi_{a5m}^2. \end{aligned}$$

选择合适的参数使得

$$\begin{aligned} K_5 - \frac{1}{2} \|K_{a5}^{-1}\|^2 - \frac{1}{h^2} I &> 0, \\ K_{a5}^{-1} - \frac{1}{2} I - \frac{1}{2h^2} I &> 0. \end{aligned}$$

根据引理 1 可以得到误差信号 e_5 、 δ_{a5} 均为预设时间稳定的, 同理可证得误差信号 e_6 、 δ_{a6} 也均为预设时间稳定的. \square

3 仿真验证

本节基于 1.1 节中的直升机模型, 使用 Matlab 仿真平台对所提出控制方法的有效性进行验证, 直升机模型相关数据^[31]如表 1 所示.

表1 直升机模型系统参数

变量符号	描述	值
m/kg	质量	800
$J/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	转动惯量	(358.4, 777.9, 601.4)
L/m	主旋翼与质心相对距离	(0, 0, 2.1)
H/m	尾桨与质心相对距离	(4, 0, 0.7)
$C_m/(\text{N}/\text{rad})$	主旋翼刚度系数	52
$D_k/(\text{m}/\sqrt{\text{N}})$	扭矩系数	0.03
$D_k/(\text{N} \cdot \text{m})$	扭矩系数	4
τ/s	旋翼有效时间常数	0.1
$A_{\text{lon}}/(\text{rad}/\text{ms})$	纵向倾斜盘增益	20
$B_{\text{lat}}/(\text{rad}/\text{ms})$	横向倾斜盘增益	20

期望轨迹为

$$\begin{aligned} P_d &= \left[2 \cos \left(0.25t - \frac{\pi}{4} \right), \right. \\ & \left. 2 \sin \left(0.25t - \frac{\pi}{4} \right), -t - 2.5 \right] \text{m}, \end{aligned}$$

期望航向角为 $\psi_d = 0 \text{ deg}$.

宽度神经网络更新相关参数设置为

$$\alpha = 5, \quad n = 200.$$

其中: n 表示检测周期数, α 表示更新阈值. 通过将检测周期数设置为 $n = 200$, 既可以避免网络频繁地更

新消耗过多的计算资源, 同时又能够对扰动做出快速响应; 通过将更新阈值设置为 $\alpha = 5$, 可以保证仅在发生明显扰动的情况下才实施网络更新操作, 避免系统稳态误差或小幅扰动导致频繁更新。

动态增益函数 h 相关参数设置为

$$\mu_u = 5, \mu_l = 1, T_p = 8, \xi = 0.3.$$

其中: μ_u 和 μ_l 分别为动态增益的最大值和最小值, 通过此设置可以保证动态增益 h 保持在 $1 \sim 5$ 之间, 避免了由于增益过大或过小带来的稳定性问题; T_p 为预设稳定时间, 通过此设置可以保证各信号量在 8 s 内收敛到期望值; ξ 为临界增益约束值, 通过此设置可以避免在 $t = T_p$ 时出现奇异值。

根据稳定性分析部分参数范围限制, 设置控制器相关参数为

$$K_1 = \text{diag}(1, 1, 1),$$

$$K_2 = \text{diag}(2.5, 2.5, 4),$$

$$K_3 = \text{diag}(5, 5, 5),$$

$$K_4 = \text{diag}(10, 10, 10),$$

$$K_5 = 5, K_6 = 5;$$

$$K_{a2} = \text{diag}(0.6, 0.6, 0.6),$$

$$K_{a3} = \text{diag}(0.8, 0.8, 0.8),$$

$$K_{a4} = \text{diag}(0.8, 0.8, 0.8),$$

$$K_{a5} = 0.9, K_{a6} = 0.9;$$

$$\sigma_1 = 10^{-6}, \sigma_2 = 10^{-7};$$

$$\gamma_1 = \text{diag}(-8 \times 10^{-5}, -8 \times 10^{-5}, -2 \times 10^{-4}),$$

$$\gamma_2 = \text{diag}(-5 \times 10^{-6}, -5 \times 10^{-6}, -3 \times 10^{-4}).$$

对直升机主旋翼升力及尾桨拉力分别设置故障率为 $\rho_{mr} = 0.85, \rho_{tr} = 0.8$, 故障时间为 $t_f^{mr} = 20\text{ s}, t_f^{tr} = 40\text{ s}$, 设置系统质量不确定项为 $\eta_{m1} = 0.2, \eta_{m2} = 0.4$, 发生变化的时间为 $t_{m1} = 60\text{ s}, t_{m2} = 80\text{ s}$ 。

图4展示了结合使用宽度神经网络及预设时间控制下的轨迹跟踪效果, 其中虚线表示期望轨迹, 实

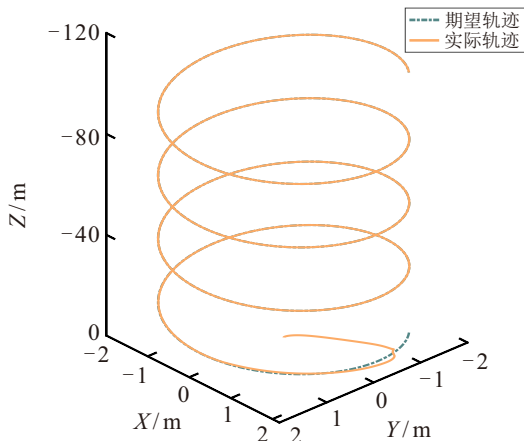
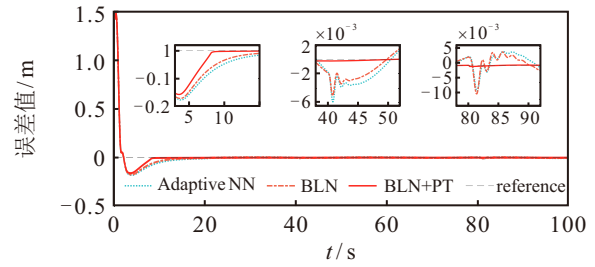


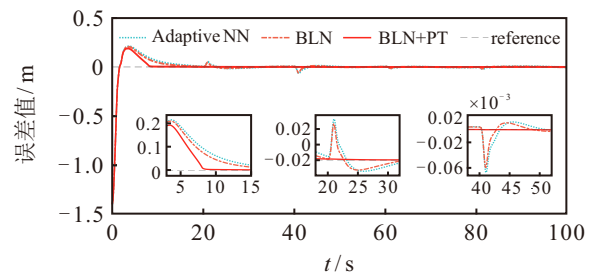
图4 轨迹跟踪效果

线表示实际跟踪轨迹. 由图4可见, 在初始时刻, 直升机能够在一定时间内机动到期望位置, 并实现稳定跟踪, 在出现执行器故障和参数变化的情况下也能够迅速收敛, 无明显的位置偏差, 满足轨迹跟踪要求。

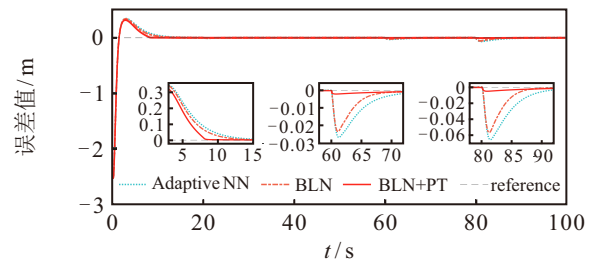
图5~图7分别为位置跟踪误差曲线、角度跟踪误差曲线和挥舞角跟踪误差曲线. 图8为对位置环受力不确定性的估计精度曲线以及宽度神经网络节点的数量变化曲线。



(a) X方向位置跟踪误差



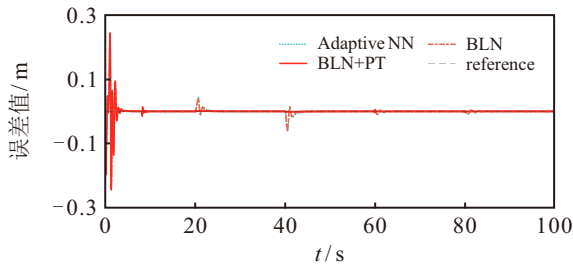
(b) Y方向位置跟踪误差



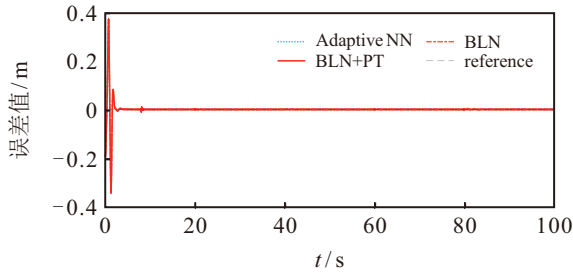
(c) Z方向位置跟踪误差

图5 位置跟踪误差

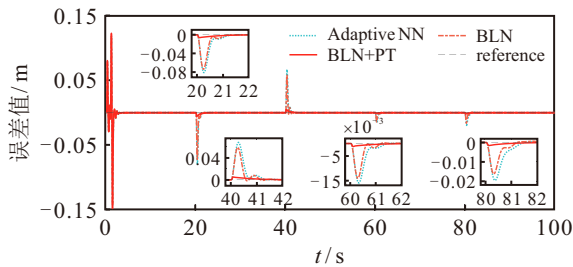
由图5和图6可见, 相较于仅使用神经网络进行补偿的误差曲线, 在使用预设时间控制的情况下, 系统位置及航向角均能在预设时间 $T_p = 8\text{ s}$ 内收敛, 且对于系统故障及参数变化具有更快的调节能力, 在相同不确定项影响下扰动范围仅有未施加预设时间控制情况的 $1/10$, 系统的鲁棒性得到了显著提升. 通过对比使用增量学习和未使用增量学习的跟踪误差曲线及估计精度曲线可见, 在使用增量学习的情况下估计精度会随着网络节点数量的增加而逐渐增加, 对于阶跃信号具有更快的收敛速度以及更高的估计精度, 且在故障和参数变化的情况下具有较小的波动范围, 有利于飞行稳定性的提升。



(a) X方向角度跟踪误差

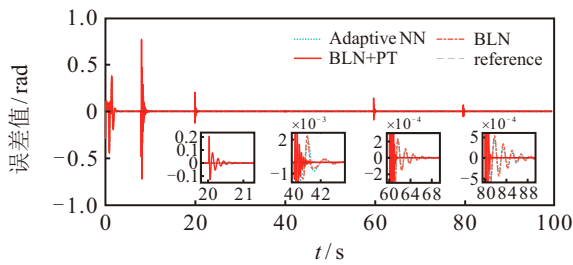


(b) Y方向位置跟踪误差

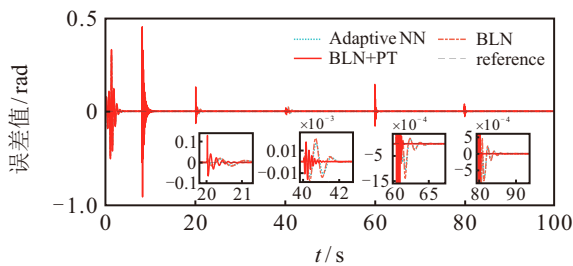


(c) Z方向位置跟踪误差

图6 角度跟踪误差



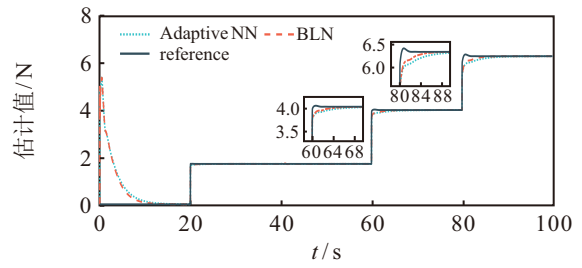
(a) 纵向挥舞角跟踪误差



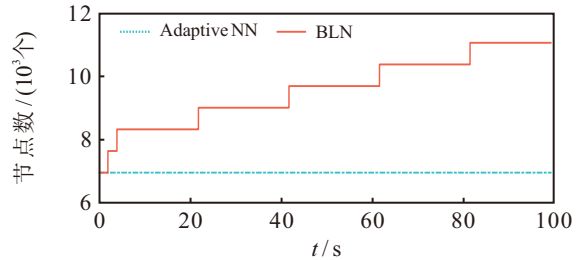
(b) 横向挥舞角跟踪误差

图7 挥舞角跟踪误差

根据仿真结果及以上分析可知,所设计的控制器能够实现控制目标值在预设时间下的收敛.在执行器故障和参数变化的情况下最大位置误差不超过0.0049 m,最大角度误差不超过0.0062 rad.该控制器能够满足直升机的控制需求,能够在出现执行器故障或参数不确定情况下实现对参考轨迹的稳定有



(a) 估计精度



(b) 节点数量变化

图8 故障及不确定项估计值及网络节点数量

界跟踪.

4 结论

为了实现故障及参数不确定情况下对直升机更高精度的轨迹跟踪控制,本文设计了一种基于宽度神经网络的预设时间容错控制器.该控制器使用宽度神经网络实现了对于故障和不确定项的精确估计,并通过增量学习扩展了神经网络的节点数量,提高了估计精度.设计了一种动态增益函数,结合动态面技术,避免了微分爆炸问题,实现了对于直升机位置环、姿态环及挥舞角环的预设时间控制.仿真结果表明系统状态可以在预先设置的时间内收敛,且在故障和参数变化的情况下,通过增量学习可以进一步提高估计精度,减小扰动影响.未来将探索算法在实际直升机飞行中的性能,进一步增加模型复杂度,验证算法的工程应用能力.

参考文献 (References)

[1] 吴希明, 牟晓伟. 直升机关键技术及未来发展与设想[J]. 空气动力学学报, 2021, 39(3): 1-10.
(Wu X M, Mu X W. A perspective of the future development of key helicopter technologies[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2021, 39(3): 1-10.)

[2] 盛守照, 王道波, 姜斌, 等. 新型无人直升机纵横向无姿态反馈自适应控制[J]. 控制与决策, 2010, 25(8): 1215-1219.
(Sheng S Z, Wang D B, Jiang B, et al. Longitudinal and lateral adaptive control without attitude feedback for a new prototype unmanned helicopter[J]. Control and Decision, 2010, 25(8): 1215-1219.)

[3] 贺战胜, 邱宏凌, 沈俊. 输入受限下无人直升机自适应固定时间滑模控制[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3547-3556.

- (He Z S, Qiu H L, Shen J. Adaptive fixed-time sliding mode control of unmanned helicopter with input saturation[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3547-3556.)
- [4] 邓景辉. 高速直升机关键技术与发展[J]. *航空学报*, 2024, 45(9): 529085.
(Deng J H. Key technologies and development for high-speed helicopters[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(9): 529085.)
- [5] 刘昌昊, 曹义华, 梅晓萌, 等. 高速直升机运输效能评估[J]. *航空学报*, 2024, 45(9): 530182.
(Liu C H, Cao Y H, Mei X M, et al. Transport effectiveness evaluation of high-speed helicopters[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(9): 530182.)
- [6] Joseph A M, Horvat C M, Evans I V, et al. Helicopter versus ground ambulance transport for interfacility transfer of critically ill children[J]. *The American Journal of Emergency Medicine*, 2022, 61: 44-51.
- [7] Chen R L, Yuan Y, Thomson D. A review of mathematical modelling techniques for advanced rotorcraft configurations[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2021, 120: 100681.
- [8] 鲜斌, 林嘉裕. 基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计[J]. *控制与决策*, 2020, 35(11): 2646-2652.
(Xian B, Lin J Y. Finite time control based on reinforcement learning for a small-size unmanned helicopter[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(11): 2646-2652.)
- [9] Yang H L, Jiang B, Liu H H T, et al. Attitude synchronization for multiple 3-DOF helicopters with actuator faults[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, 24(2): 597-608.
- [10] Pandey V, Kamal S, Ghosh S. Finite-time discrete control for two-DOF helicopter system[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2024, 71(8): 3800-3804.
- [11] Zhao Z J, He W T, Zou T, et al. Adaptive broad learning neural network for fault-tolerant control of 2-DOF helicopter systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(12): 7560-7570.
- [12] 鲜斌, 张浩楠. 基于神经网络的小型无人直升机非线性鲁棒控制设计[J]. *控制与决策*, 2018, 33(4): 627-632.
(Xian B, Zhang H N. Nonlinear robust control for a small unmanned helicopter based on neural network[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(4): 627-632.)
- [13] Cheng W L, Zhang K, Jiang B, et al. Neural network observer-based prescribed-time fault-tolerant tracking control for heterogeneous multiagent systems with a leader of unknown disturbances[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(6): 9042-9053.
- [14] Philip Chen C L, Liu Z L. Broad learning system: An effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(1): 10-24.
- [15] 赵诗影, 闫泽, 孟庆鑫, 等. 基于宽度学习系统的气动波纹管驱动器无模型跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 121-128.
(Zhao S Y, Yan Z, Meng Q X, et al. Model-free tracking control of pneumatic bellow actuator based on broad learning system[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 121-128.)
- [16] Cao W Q, Yan J, Yang X, et al. Model-free formation control of autonomous underwater vehicles: A broad learning-based solution[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2023, 10(5): 1325-1328.
- [17] 俞鑫丽, 易辉. 基于宽度学习的航天器编队分布式姿态协同容错控制[J]. *航天控制*, 2024, 42(3): 54-60.
(Yu X L, Yi H. Distributed attitude cooperative fault-tolerant control of spacecraft formations based on broad learning system[J]. *Aerospace Control*, 2024, 42(3): 54-60.)
- [18] Polyakov A, Efimov D, Perruquetti W. Finite-time and fixed-time stabilization: Implicit Lyapunov function approach[J]. *Automatica*, 2015, 51: 332-340.
- [19] 向雨竹, 邹文成, 郭健, 等. 无人机领导的多无人艇系统固定时间优化编队控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 223-230.
(Xiang Y Z, Zou W C, Guo J, et al. Fixed-time optimal formation control for multi-unmanned surface vessels under the leadership of unmanned aerial vehicle[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(1): 223-230.)
- [20] 刘建刚, 杨胜杰, 谢小良, 等. 并联 DC-DC 变换器系统的固定时间分布式协同控制[J]. *控制与决策*, 2023, 38(10): 2912-2918.
(Liu J G, Yang S J, Xie X L, et al. Fixed-time based distributed cooperative control for parallel DC-DC converter systems[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(10): 2912-2918.)
- [21] Ye H F, Song Y D. Backstepping design embedded with time-varying command filters[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2022, 69(6): 2832-2836.
- [22] Liu Q Y, Zhang K, Jiang B, et al. Prescribed-time fault-tolerant formation control for collision-free unmanned helicopters: A high-order fully actuated system approach[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(4): 4715-4727.
- [23] 戴凌飞, 陈昕, 过榴晓, 等. 分布式网络系统的任意预设时间分组一致[J]. *控制与决策*, 2023, 38(12): 3482-3489.
(Dai L F, Chen X, Guo L X, et al. Prescribed-time group consensus of multiagent systems[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(12): 3482-3489.)

- [24] 张黎明, 张继垒. 舰载直升机旋翼迎风面防护技术研究进展[J]. 装备环境工程, 2023, 20(7): 63-71.
(Zhang L M, Zhang J L. Research progress on protection technology for ship-based helicopter rotor leading edge[J]. Equipment Environmental Engineering, 2023, 20(7): 63-71.)
- [25] 王久龙, 杨库, 曹金华, 等. 直升机尾桨叶疲劳试验技术的研究[J]. 测控技术, 2022, 41(3): 49-54.
(Wang J L, Yang K, Cao J H, et al. Study on fatigue test technology of helicopter tail rotor blade[J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(3): 49-54.)
- [26] Demir S, Kurt M, Kotil T. Fatigue damage-based topology optimization of helicopter tail rotor pitch arm[J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 35(5): 04022073.
- [27] 王帅星, 戴玉山, 任浩, 等. 基于 EEMD-BP 的自动倾斜器轴承故障诊断研究[J]. 中国设备工程, 2023(5): 162-165.
(Wang S X, Dai Y S, Ren H, et al. Research on bearing fault diagnosis of automatic tilter based on EEMD-BP[J]. *China Plant Engineering*, 2023(5): 162-165.)
- [28] Wang J G, Wang J Y, Wang X H. Model free adaptive sliding mode fault tolerant control for a 3-DOF helicopter[C]. 2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems. Guangzhou, 2022: 1345-1349.
- [29] Peng H C, Wei L J, Zhu X Y, et al. Aggressive maneuver oriented integrated fault-tolerant control of a 3-DOF helicopter with experimental validation[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2022, 120: 107265.
- [30] Li W, Yang P C, Geng K K, et al. Fault-tolerant attitude tracking control of tandem rotor helicopter considering internal actuator saturation and external wind gust[J]. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2023, 37(7): 1671-1692.
- [31] 阎坤. 无人直升机鲁棒容错受限控制技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2020: 17-24).
(Yan K. Research on robust fault-tolerant limited control technology for unmanned helicopter[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020: 17-24.)
- [32] Song Y D, Ye H F, Lewis F L. Prescribed-time control and its latest developments[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(7): 4102-4116.
- [33] Lu Y, Zhang K, Jiang B. Fully actuated system approach based prescribed-time fault-tolerant formation control for unmanned helicopters under fixed and switching topologies[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2024, 71(11): 5249-5260.

作者简介

朱俊杰 (2001-), 男, 博士生, 主要研究方向为自适应容错控制, E-mail: junjie_zhu@nuaa.edu.cn;

张柯 (1981-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为故障诊断、容错控制, E-mail: kezhang@nuaa.edu.cn;

姜斌 (1966-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为故障诊断、容错控制, E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn;

缪祺阳 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为故障诊断、容错控制, E-mail: qiyang_miao@nuaa.edu.cn.