

高超声速飞行器干扰补偿与解耦最优反步控制策略

高海燕^{1,2}, 陈智超^{1,2}, 蔡远利³, 唐伟强⁴

(1. 厦门理工学院电气工程与自动化学院, 361024, 福建厦门; 2. 厦门市高端电力装备及智能控制重点实验室, 361024, 福建厦门; 3. 西安交通大学自动化科学与工程学院, 710049, 西安; 4. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 730050, 兰州)

摘要: 针对高超声速飞行器不确定性问题, 提出了一种融合最优控制、反步控制和极限学习机干扰观测器的新型复合控制策略。为降低控制器设计复杂度, 将其纵向模型解耦为速度子系统和高度子系统。速度子系统通过误差状态变换构建线性化模型, 设计二次型性能指标下的最优反馈控制律; 高度子系统采用反步控制框架, 在第一步虚拟控制中引入最优二次调节理论以提升动态跟踪性能。将系统的多源干扰视为复合加性干扰, 设计极限学习机神经网络进行估计, 并利用估计值在控制律中进行干扰补偿以提升系统鲁棒性, 通过李雅普诺夫稳定性理论证明了闭环系统的半全局一致最终稳定性。仿真结果表明: 与传统反步控制相比, 所提方法的速度和高度响应时间分别缩短了 99.61%、4.60%; 速度和高度跟踪精度分别提升了 99.91%、85.64%; 与基于扩张状态观测器的控制方案相比, 极限学习机干扰观测器在速度和高度跟踪精度上优势显著, 分别实现 83.3%、71.3% 的提升; 相较于固定时间干扰观测器, 速度跟踪精度提升幅度达 88.76%, 高度跟踪精度提升了 36.14%。结果充分验证了所提方法在动态响应性能与抗干扰能力方面的优势。

关键词: 高超声速飞行器; 极限学习机; 神经网络; 反步控制; 最优控制

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202510016 **文章编号:** 0253-987X(2025)10-0170-10

Disturbance Compensation and Decoupling Optimal Backstepping Control Strategy for Hypersonic Vehicle

GAO Haiyan^{1,2}, CHEN Zhichao^{1,2}, CAI Yuanli³, TANG Weiqiang⁴

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Xiamen University of Technology, Xiamen, Fujian 361024, China; 2. Xiamen Key Laboratory of Frontier Electric Power Equipment and Intelligent Control, Xiamen, Fujian 361024, China; 3. School of Automation Science and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 4. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: To address the uncertainties associated with hypersonic vehicles, a novel composite control strategy that integrates optimal control, backstepping control, and an extreme learning machine (ELM) disturbance observer is proposed. To reduce the complexity of the controller design, the longitudinal model is decoupled into a velocity subsystem and an altitude subsystem. For the velocity subsystem, a linearized model is constructed through error state transformation, and an optimal feedback control law is designed based on a quadratic performance index. The altitude subsystem adopts a backstepping control framework, where optimal quadratic regulation

收稿日期: 2025-01-09。 作者简介: 高海燕(1986—), 女, 讲师, 硕士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62463017)。

网络出版时间: 2025-04-16

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20250416.1624.002>

theory is introduced in the first virtual control step to enhance dynamic tracking performance. Multi-source disturbances are treated as composite additive disturbances and estimated using an ELM neural network, with the estimated values incorporated into the control law for disturbance compensation to improve system robustness. The semi-global uniform ultimate boundedness of the closed-loop system is proven via Lyapunov stability theory. Simulation results demonstrate that, compared to traditional backstepping control, the proposed method reduces response times by 99.61% for velocity and 4.60% for altitude, while improving tracking accuracy for velocity and altitude by 99.91% and 85.64%, respectively. When compared to an extended state observer (ESO)-based control scheme, the ELM disturbance observer exhibits significant advantages in velocity and altitude tracking accuracy, achieving improvements of 83.3% and 71.3%, respectively. Furthermore, it outperforms fixed-time disturbance observers with an 88.76% increase in velocity tracking accuracy and a 36.14% improvement in altitude tracking accuracy. These results validate the superiority of the proposed method in terms of dynamic response performance and disturbance rejection capability.

Keywords: hypersonic vehicle; extreme learning machine; neural network; backstepping control; optimal control

高超声速飞行器(HV)具有飞行高度高、速度快、突防能力强等优点,其战略意义和民用价值突出,受到了广泛关注^[1]。特殊的构型和复杂的飞行环境,使得其数学模型呈现快时变、强耦合、强非线性等特点^[2],HV 的控制系统比传统飞行器控制系统面临的挑战更大。特别是高超声速飞行器的弹性模态、未建模动态、由风效应等引起的一些未知外部干扰等会对系统控制性能产生不利影响,甚至使系统无法正常工作。因此,如何提高 HV 控制系统的鲁棒性,是保证其安全飞行、完成任务的关键^[3]。

针对 HV 鲁棒控制问题,文献[4-5]提出了自适应控制、智能控制等处理方案。虽然这些控制方案取得了一定的成功,但本质上存在一定的保守性,因为这些控制系统的鲁棒性是以牺牲名义控制性能为代价获得的^[6]。事实上,这些控制系统依靠自身的调节机制,被动地减弱干扰的影响,然而当面对强扰动时,由于这些控制系统的调节能力有限,使得抗干扰过程变慢甚至达不到要求^[6]。

基于干扰观测器的控制方法是一种主动抗干扰方案,对干扰采取估计-补偿处理方式,使得控制系统具有很强的抗干扰能力,确保了良好的控制性能。近年来,滑模干扰观测器^[7]、非线性干扰观测器^[8-9]、神经网络干扰观测器^[10-12]及扩张状态观测器^[13]等方案被广泛应用于高超声速飞行器的干扰估计,并通过与控制策略结合提升系统鲁棒性。然而,现有方法仍存在以下局限性:滑模干扰观测器、非线性干扰观测器等基于模型的设计方法需依赖系统动力学

方程,现有神经网络观测器虽减少对模型的依赖,但需设计隐含层和输出层的加权参数且在线学习效率较低,扩张状态观测器需基于系统的名义模型,且参数调节较困难。因此,有必要开展新型扰动估计方法,在有限先验知识条件下实现扰动观测,以满足高超声速飞行器的强鲁棒控制需求。

单隐层前馈神经网络结构简单、训练迅速且泛化能力强,在高超声速飞行器非线性模型逼近方面表现出色^[14-16],但这些方法仅考虑 HV 参数不确定性,并使用径向基神经网络,其性能受激活函数中心和带宽选择的影响较大。极限学习机(ELM)神经网络通过随机生成隐含层参数并在训练中仅需求解输出权重,简化了训练过程,降低了人为参数选择的影响^[17-19]。因此,将 ELM 应用于高超声速飞行器的扰动估计,不仅能有效处理多种不确定性因素,还能提升控制系统的鲁棒性和自适应能力^[10]。

与干扰估计手段一样,系统的控制方法对性能有较大的影响。反步控制作为反馈系统中最有效的非线性控制方法之一,已成功应用于 HV 跟踪控制^[20-22]。然而,这些研究重点关注反步控制的微分爆炸问题、降低对模型的依赖程度和提高系统鲁棒性方面,较少关注如何进一步提升控制性能。文献[22]利用深度强化学习对关键控制参数进行优化,从而提升了控制性能。文献[23]指出,反步控制的第一步虚拟控制律对整体性能影响很大,并尝试设计了一种新的虚拟预测控制律,相比于传统的反步控制,这种新方法使系统输出信号更快地收敛到期望值,但是

由于预测控制每一步都需要求解优化问题,因此在线计算量较大,且耗时较长。

考虑到高超声速飞行器多源干扰问题,本文拟将 ELM 单隐层前馈神经网络用于逼近干扰信号。同时,将最优控制理论引入到反步控制第一步虚拟控制设计中,提出一种基于神经网络干扰估计的最优反步控制策略,以实现高超声速飞行器强鲁棒控制目标。

1 问题描述

1.1 高超声速飞行器纵向运动模型

文献[24]建立的弹性高超声速飞行器(FAHV)纵向动力学模型,包含速度 V 、弹道倾角 γ 、高度 h 、攻角 α 、俯仰角速度 q 等 5 个刚体状态,以及 6 个弹性模态 $\eta_1, \dot{\eta}_1, \eta_2, \dot{\eta}_2, \eta_3, \dot{\eta}_3$ 组成的一阶微分方程,即

$$\dot{V} = \frac{(T \cos \alpha - D)}{m} - g \sin \gamma + d_1 \quad (1)$$

$$\dot{\gamma} = \frac{L + T \sin \alpha}{mV} - \frac{g \cos \gamma}{V} + d_2 \quad (2)$$

$$\dot{h} = V \sin \gamma + d_3 \quad (3)$$

$$\dot{\alpha} = q - \dot{\gamma} + d_4 \quad (4)$$

$$\dot{q} = \frac{M}{I_{yy}} + d_5 \quad (5)$$

$$\ddot{\eta}_i = -2\zeta_i \omega_i \dot{\eta}_i - \omega_i^2 \eta_i + N_i, i = 1, 2, 3 \quad (6)$$

式中: $g, I_{yy}, m, \omega_i, \zeta_i$ 分别为重力加速度、转动惯量、飞行器质量、弹性模态振动频率和阻尼; d_i 表示系统受到的干扰,包括参数摄动和未知外部干扰;推力 T 、升力 L 、阻力 D 、俯仰力矩 M 以及广义弹性力 N_i 的表达式参考文献[25]。

从式(1)~(6)及文献[25]可以看出,高超声速飞行器纵向模型是高度非线性、强耦合的不确定系统,且弹性状态对推力、升力、阻力和力矩有很大影响,而系统的弹性状态很难测量^[12]。因此,在控制器设计中不容忽视,所设计的控制器必须具有很强的抗干扰性能。综上,控制目标在于针对高超声速飞行器受到的各种干扰条件,通过调节升降舵偏转角 δ_e 和发动机节流阀指令 φ 以实现速度、高度参考信号的跟踪。

1.2 模型变换

为了方便设计控制器,需对 FAHV 非线性模型进行一定的变换。考虑到 FAHV 的速度主要受发动机节流阀、高度受升降舵影响的特性,对 FAHV 进行解耦,将系统模型分解为速度、高度子系统。对解耦过程进行如下合理假设:①FAHV 在巡航阶段

的弹道倾角 γ 为很小的值,因此式(3)中的 $\sin \gamma \approx \gamma$; ②FAHV 在巡航阶段的攻角 α 足够小,使得式(2)中的 $T \sin \alpha \ll L$,因此 $T \sin \alpha$ 从数值上可以忽略不计。

在满足以上假设的情况下,可将高超声速飞行器模型解耦为 5 个相对独立的子系统,即

$$\dot{V} = f_V(\mathbf{x}) + g_V(\mathbf{x})\varphi + D_V \quad (7)$$

$$\dot{h} = f_h(\mathbf{x}) + g_h(\mathbf{x})\gamma + D_h \quad (8)$$

$$\dot{\gamma} = f_\gamma(\mathbf{x}) + g_\gamma(\mathbf{x})\alpha + D_\gamma \quad (9)$$

$$\dot{\alpha} = f_\alpha(\mathbf{x}) + g_\alpha(\mathbf{x})q + D_\alpha \quad (10)$$

$$\dot{q} = f_q(\mathbf{x}) + g_q(\mathbf{x})\delta_e + D_q \quad (11)$$

式中: $\mathbf{x} = [V, \gamma, h, \alpha, q]^T$; $f_V(\mathbf{x}) = \frac{\bar{q}S}{m}(C_T(\alpha)\cos \alpha - C_D(\alpha, \boldsymbol{\delta})) - g \sin \gamma$; $g_V(\mathbf{x}) = \frac{\bar{q}S}{m}C_{T,\varphi}(\alpha)\cos \alpha$;

$$D_V = \frac{\bar{q}S}{m}(C_T^0 \boldsymbol{\eta} \cos \alpha - C_D^0 \boldsymbol{\eta}) + d_1; f_h(\mathbf{x}) = 0, g_h(\mathbf{x})$$

$$= V, D_h = d_3; f_\gamma(\mathbf{x}) = \frac{\bar{q}S}{mV}(C_L^0 + C_L^0 \delta_e + C_L^0 \delta_c) -$$

$$\frac{g \cos \gamma}{V}; g_\gamma(\mathbf{x}) = \frac{\bar{q}S}{mV}C_L^0, D_\gamma = \frac{\bar{q}S}{mV}C_L^0 \boldsymbol{\eta} + d_2; f_\alpha(\mathbf{x}) =$$

$$\frac{g \cos \gamma}{V} - \frac{\bar{q}S}{mV}(C_L^0 + C_L^0 \alpha + C_L^0 \delta_e + C_L^0 \delta_c); g_\alpha(\mathbf{x}) = 1,$$

$$D_\alpha = -\frac{\bar{q}S}{mV}C_L^0 \boldsymbol{\eta} + d_4; f_q(\mathbf{x}) = \frac{z_T \bar{q} S}{I_{yy}}(C_{T,\varphi}(\alpha)\varphi +$$

$$C_T(\alpha)) + \frac{\bar{q}S}{I_{yy}}(C_M^0 \alpha^2 + C_M^0 \alpha + C_M^0); g_q(\mathbf{x}) = \frac{\bar{q}S}{I_{yy}}(C_M^0 -$$

$$C_M^0 C_L^0 / C_L^0); D_q = \frac{z_T \bar{q} S}{I_{yy}}C_L^0 \boldsymbol{\eta} + \frac{\bar{q}S}{I_{yy}}C_M^0 \boldsymbol{\eta} + d_5; \boldsymbol{\eta} =$$

$$[\eta_1, \dot{\eta}_1, \eta_2, \dot{\eta}_2, \eta_3, \dot{\eta}_3]^T; \varphi, \delta_e \text{ 和 } \delta_c \text{ 分别为燃油当量比、升降舵偏转角和鸭翼偏转角,均为飞行器的控制}$$

$$\text{输入。由于鸭翼偏转与升降舵偏转呈负增益关系 } \delta_c = -C_L^0 / C_L^0 \delta_e, \text{ 故实际需要设计控制输入 } \mathbf{u} =$$

$$[\varphi, \delta_e]^T. S, z_T, \bar{c} \text{ 分别表示参考面积、推力力臂和平}$$

$$\text{均气动弦。} C_{T,\varphi}(\alpha), C_T(\alpha), C_T^0 \text{ 分别为推力系数中与燃油当量比 } \varphi \text{ 和攻角的各阶幂次 } \alpha^n (n = 0, 1, 2, 3)$$

$$\text{成比例的项、仅与攻角 } \alpha \text{ 相关的项和与弹性模态向量 } \boldsymbol{\eta} \text{ 成比例的项。} C_D(\alpha, \boldsymbol{\delta}), C_D^0 \text{ 分别为阻力系数中与攻角 } \alpha, \text{ 控制面偏转向量 } \boldsymbol{\delta} \text{ 相关的量和与弹性模态向量 } \boldsymbol{\eta} \text{ 相关的项。} C_L^0, C_L^0, C_L^0, C_L^0 \text{ 和 } C_L^0 \text{ 分别为升力系数中的常数项、与攻角的正比例系数、与升降舵偏转角的正比例系数、与鸭翼的正比例系数和与控制面偏转向量 } \boldsymbol{\delta} \text{ 相关的系数。} C_M^0, C_M^0, C_M^0, C_M^0, C_M^0 \text{ 和 } C_M^0 \text{ 分别为俯仰力矩系数与攻角平方的正比例系数、与攻角的正比例系数、常数项、与升降舵偏转角的正比例系数、与鸭翼的正比例系数和与弹性模态向量 } \boldsymbol{\eta}$$

相关的项。动压计算公式为 $\bar{q} = 0.5\rho V^2$, 其中空气密度模型为 $\rho = \rho_0 e^{-h/h_0}$, $\rho_0 = 1.2266 \text{ kg/m}^3$ 。

从式(7)~(11)可以看出, $D_i (i = V, h, \gamma, \alpha, q)$ 不仅包含参数不确定性和外部干扰, 还包含未建模的弹性模态。

2 基于神经网络干扰估计的控制器

本文设计的控制系统结构如图 1 所示, 图中 LQR、BSC 分别表示线性二次型调节器和反步控制器, V_s, h_s 分别为给定的速度和高度的参考信号, $\hat{D}_V, \hat{D}_h, \hat{D}_\gamma, \hat{D}_\alpha, \hat{D}_q$ 分别为式(7)~(11)中的扰动估计值, γ_d, α_d, q_d 分别为第 1、2、3 步虚拟控制律。针对系统干扰, 采用极限学习机神经网络构建干扰估计器; 同时, 分别设计速度子系统与高度子系统的控制律。对于速度子系统, 基于干扰估计值将系统模型重构为误差状态方程, 设计二次型性能指标下的最优控制律; 对于高度子系统, 将最优控制理论引入第 1 步虚拟控制律设计中, 设计了最优反步控制律, 并将扰动估计作为补偿信号对控制律进行补偿。为了解决反步法的微分爆炸问题, 并进一步提高控制精度, 引入反正切跟踪微分器替代传统一阶低通滤波器, 对虚拟控制律导数进行计算。

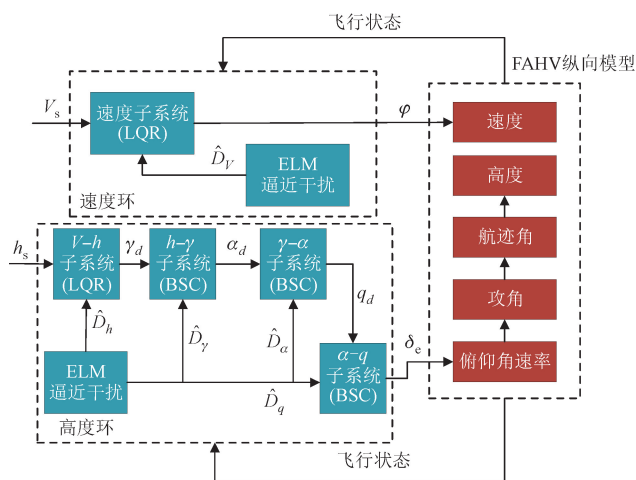


图 1 高超声速飞行器的控制框图

Fig. 1 Control block diagram of hypersonic vehicle

2.1 干扰观测器设计

2.1.1 极限学习机学习算法

ELM 是一种针对单隐层前馈神经网络的新型学习算法, 该算法随机产生输入层与隐含层的连接权值和隐含层神经元的阈值, 且在训练过程中无需调整, 只需要设置隐含层神经元数, 便可以获得唯一的全局最优解。因此, 相比于传统训练方法, 其具有

学习速度快、泛化性能好等优点^[17]。

2.1.2 极限学习机神经网络干扰观测器设计

从式(7)~式(11)可以看出, 各个子系统受到的干扰均为加性干扰, 干扰估计的设计过程类似。为了减少内容相似度, 下面以通用形式说明干扰估计过程。将式(7)~(11)写成如下通用形式

$$\dot{z} = f_z(\mathbf{x}) + g_z(\mathbf{x})v + D_z \quad (12)$$

式中: z, v, D_z 的具体定义随子系统不同而变化。式(7)中 $z = V, v = \varphi, D_z = D_V$; 式(8)中 $z = h, v = \gamma, D_z = D_h$; 其他子系统类推。

采用 ELM 神经网络估计系统未知干扰, 扰动估计值为

$$\hat{D}_z = \hat{\beta}_z H_z(\omega^T e_z + b) \quad (13)$$

式中: $e_z = z - z_s, z_s$ 表示各个子系统到达稳态时的状态值; $\hat{\beta}_z \in \mathbf{R}^{1 \times L}$ 为输出加权估计值; $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_L]^T \in \mathbf{R}^{L \times 1}$ (L 为隐含层节点数) 和 $b = [b_1, b_2, \dots, b_L] \in \mathbf{R}^{L \times 1}$ 分别为随机生成的输入加权值和隐含层节点偏置; $H_z \in \mathbf{R}^{L \times 1}$ 为隐含层输出, 写成向量形式为 $H_z(\omega^T e_z + b) = [H_{z1}, H_{z2}, \dots, H_{zL}]^T$ 。

根据单隐层神经网络的全局近似定理^[18], 存在最优输出加权 β_z^* , 满足条件

$$D_z = \beta_z^* H_z(\omega^T e_z + b) + \tau(e_z) \quad (14)$$

$$|\tau(e_z)| \leq \tau_N \quad (15)$$

$$\tilde{D}_z = D_z - \hat{D}_z = (\beta_z^* - \hat{\beta}_z) H_z(\omega^T e_z + b) + \tau(e_z) = \tilde{\beta}_z H_z(\omega^T e_z + b) + \tau(e_z) \quad (16)$$

式中: $\tau(e_z)$ 为近似误差, 并且是有界的^[19]; $\tilde{D}_z, \tilde{\beta}_z$ 分别为扰动估计误差和神经网络的输出加权误差。

输出加权通过如下自适应律更新

$$\dot{\hat{\beta}}_z = (\eta_z e_z H_z(\omega^T e_z + b))^T \quad (17)$$

式中: η_z 为各个通道的神经网络学习率, $\eta_z > 0$ 。

2.2 组合控制律设计

2.2.1 速度环控制器设计

对式(7)进行变换, 等价式为

$$\dot{V} = \frac{f_V(\mathbf{x})}{V} V + g_V(\mathbf{x})\varphi + D_V =$$

$$f_1(\mathbf{x})V + g_V(\mathbf{x})\varphi + D_V \quad (18)$$

假定系统达到稳态时, 系统状态 $\mathbf{x}_s = [V_s, \gamma_s, h_s, \alpha_s, q_s]^T$, 控制输入信号 $\mathbf{u}_s = [\varphi_s, \delta_{es}]^T$, 则满足条件

$$\dot{V}_s = f_1(\mathbf{x}_s)V_s + g_V(\mathbf{x}_s)\varphi_s + D_V = 0 \quad (19)$$

由于实际干扰 D_V 不可测, 故用估计值 $\hat{D}_V$ 来代替, 即

$$\dot{V}_s = f_1(\mathbf{x}_s)V_s + g_V(\mathbf{x}_s)\varphi_s + \hat{D}_V = 0 \quad (20)$$

由式(18)~(20)可得

$$\dot{V} - \dot{V}_s = f_1(\mathbf{x})V - f_1(\mathbf{x}_s)V_s + g_V(\mathbf{x})\varphi - g_V(\mathbf{x}_s)\varphi_s + \tilde{D}_V \quad (21)$$

令 $e_V = V - V_s$, $\Delta\varphi = \varphi - \varphi_s$, 并且认为式(21)中 $f_1(\mathbf{x}) \approx f_1(\mathbf{x}_s)$, $g_V(\mathbf{x}) \approx g_V(\mathbf{x}_s)$, 则式(21)可近似为如下误差转移状态方程

$$\dot{e}_V = f_1(\mathbf{x})e_V + g_V(\mathbf{x})\Delta\varphi + \tilde{D}_V \quad (22)$$

$f_1(\mathbf{x}) \approx f_1(\mathbf{x}_s)$, $g_V(\mathbf{x}) \approx g_V(\mathbf{x}_s)$ 是合理的, 因为 $f_1(\mathbf{x}) = \frac{f_V(\mathbf{x})}{V}$, 速度较大, $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_1(\mathbf{x}_s)$ 、 $g_V(\mathbf{x})$ 、 $g_V(\mathbf{x}_s)$ 均是较小的值, 在不同的飞行状态中, 值非常接近。

对式(22)设计控制律, 可将其转化为求解如下最优控制问题

$$\min_{\Delta\varphi} J = \int_0^\infty (\|e_V\|_{Q_V}^2 + \|\Delta\varphi\|_{R_V}^2) dt \quad (23)$$

根据最优控制理论, 可得最优控制律

$$\Delta\varphi = -K_V e_V = -R_V^{-1} (g_V(\mathbf{x}))^T P_V e_V \quad (24)$$

式中: P_V 为对应 Riccati 方程的正定解。

则施加于原系统的控制律为

$$\varphi = \Delta\varphi + \varphi_s \quad (25)$$

2.2.2 高度环控制器设计

本文所提最优反步控制方案, 实现了高超声速飞行器的高度跟踪。整个设计过程分 4 个步骤完成。

(1) 设计虚拟控制输入 γ_d 。令 $e_h = h - h_s$, 则

$$\dot{e}_h = \dot{h} - \dot{h}_s = g_h(\mathbf{x})\gamma + D_h - \dot{h}_s \quad (26)$$

忽略扰动信号 D_h 和参考信号导数 $\dot{h}_s$, 基于式(26), 将高度环第一步虚拟输入 γ_d 转化为求解如下最优控制问题

$$\min_{\gamma_d} J = \int_0^\infty (\|e_h\|_{Q_h}^2 + \|\gamma_d\|_{R_h}^2) dt \quad (27)$$

根据最优控制原理, 求得最优控制增益

$$K_h = R_h^{-1} (g_h(\mathbf{x}))^T P_h \quad (28)$$

式中: P_h 为对应 Riccati 方程的正定解。

最优控制律为

$$\gamma_d = -K_h e_h \quad (29)$$

考虑扰动、参考信号的影响, 需对式(29)进行补偿, 第 1 步虚拟控制律为

$$\gamma_d = -K_h e_h - (g_h(\mathbf{x}))^{-1} (\hat{D}_h - \dot{h}_s) \quad (30)$$

(2) 设计虚拟控制输入 α_d 。定义弹道倾角跟踪误差

$$e_\gamma = \gamma - \gamma_d \quad (31)$$

对弹道倾角误差 e_γ 求导, 可得

$$\dot{e}_\gamma = f_\gamma(\mathbf{x}) + g_\gamma(\mathbf{x})\alpha + D_\gamma - \dot{\gamma}_d \quad (32)$$

则虚拟控制律为

$$\alpha_d = (g_\gamma(\mathbf{x}))^{-1} (-k_\gamma e_\gamma - f_\gamma(\mathbf{x}) - D_\gamma + \dot{\gamma}_d) \quad (33)$$

式中: $k_\gamma > 0$ 。

式(33)中 D_γ 未知, 用估计值代替, 即

$$\alpha_d = (g_\gamma(\mathbf{x}))^{-1} (-k_\gamma e_\gamma - f_\gamma(\mathbf{x}) - \hat{D}_\gamma + \dot{\gamma}_d) \quad (34)$$

(3) 设计虚拟控制输入 q_d 。定义攻角跟踪误差

$$e_\alpha = \alpha - \alpha_d \quad (35)$$

对攻角误差 e_α 求导, 可得

$$\dot{e}_\alpha = f_\alpha(\mathbf{x}) + g_\alpha(\mathbf{x})q + D_\alpha - \dot{\alpha}_d \quad (36)$$

同理, 用扰动估计代替真实值, 得虚拟控制律

$$q_d = (g_\alpha(\mathbf{x}))^{-1} (-k_\alpha e_\alpha - f_\alpha(\mathbf{x}) - \hat{D}_\alpha + \dot{\alpha}_d) \quad (37)$$

式中: $k_\alpha > 0$ 。

(4) 设计控制量 δ_e 。定义俯仰角速率跟踪误差

$$e_q = q - q_d \quad (38)$$

对俯仰角速率误差 e_q 求导, 可得

$$\dot{e}_q = f_q(\mathbf{x}) + g_q(\mathbf{x})\delta_e + D_q - \dot{q}_d \quad (39)$$

同理, 用扰动估计代替真实值, 则有

$$\delta_e = (g_q(\mathbf{x}))^{-1} (-k_q e_q - f_q(\mathbf{x}) - \hat{D}_q + \dot{q}_d) \quad (40)$$

式中: $k_q > 0$ 。

从式(34)、式(37)和式(40)可以看出, 均需要虚拟控制律的一阶导数。为了解决“微分爆炸”问题, 并进一步提高控制精度, 设计反正切跟踪微分器, 可得虚拟控制律导数

$$\begin{cases} \dot{x}_{i1} = x_{i2} \\ \dot{x}_{i2} = R_i^2 \{-a_{i1} \arctan[b_{i1}(x_{i1}(t) - v_d(t))] - a_{i2} \arctan[b_{i2}(x_{i2}(t)/R_i)]\} \\ \dot{v}_d = x_{i2} \end{cases} \quad (41)$$

式中: i 分别表示 γ 、 α 、 q ; v_d 分别表示 γ_d 、 α_d 、 q_d , 为跟踪微分器的输入信号; R_i 、 a_{i1} 、 b_{i1} 、 a_{i2} 、 b_{i2} 分别为微分跟踪器的设计参数。

2.3 稳定性分析及系统跟踪误差分析

定理 1 对于式(7), 在式(25)、式(13)和式(17)的作用下, 速度跟踪误差为半全局一致最终有界。

证明 1 对于速度通道, 选择李雅普诺夫函数为

$$W_V = \frac{1}{2} e_V^2 + \frac{1}{2\eta_V} \tilde{\boldsymbol{\beta}}_V^T \tilde{\boldsymbol{\beta}}_V \quad (42)$$

对 W_V 求一阶导数, 并联立式(17)、式(22), 则有

$$\dot{W}_V = e_V (f_1(\mathbf{x})e_V + g_V(\mathbf{x})\Delta\varphi + \tilde{D}_V) + \frac{1}{\eta_V} \tilde{\boldsymbol{\beta}}_V^T (-\eta_V e_V \mathbf{H}_V (\boldsymbol{\omega}^T e_V + \mathbf{b})) \quad (43)$$

将式(24)、式(16)代入式(43), 则有

$$\begin{aligned}\dot{W}_V &= e_V(f_1(\mathbf{x})e_V + g_V(\mathbf{x})(-K_V e_V) + \\ &\quad \tilde{\beta}_V \mathbf{H}_V(\omega^T e_V + \mathbf{b}) + \tau(e_V)) + \\ &\quad \frac{1}{\eta_V} \tilde{\beta}_V (-\eta_V e_V \mathbf{H}_V(\omega^T e_V + \mathbf{b})) = \\ &\quad e_V^2(f_1(\mathbf{x}) - g_V(\mathbf{x})K_V) + e_V \tau(e_V)\end{aligned}\quad (44)$$

式中: $e_V^2(f_1(\mathbf{x}) - g_V(\mathbf{x})K_V)$ 为设计的标称最优控制律对应的项,根据最优控制原理,该部分对应的特征根必定在 s 平面左半平面,为了便于理解,改写为 $-(g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}))e_V^2 \leq 0$ 。

由式(15)得到 $e_V \tau(e_V)$, 满足

$$e_V \tau(e_V) \leq \frac{1}{2} e_V^2 \tau_N^2 + \frac{1}{2} \quad (45)$$

$$\dot{W}_V \leq -(g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_V^2 + \frac{1}{2} \quad (46)$$

如果 $-(g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_V^2 + \frac{1}{2} < 0$, 且 $g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) - \frac{1}{2} \tau_N^2 > 0$, 则有

$$|e_V| > \sqrt{\frac{0.5}{(g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) - 0.5\tau_N^2)}} \quad (47)$$

此时 $\dot{W}_V < 0$, 即李雅普诺夫函数是递减的。

定义集合

$$\Omega_V = \left\{ e_V \mid |e_V| \leq \sqrt{\frac{0.5}{(g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) - 0.5\tau_N^2)}} \right\} \quad (48)$$

如果跟踪误差在集合 Ω_V 外,则必定会收敛到集合内部,即只要满足 $g_V(\mathbf{x})K_V - f_1(\mathbf{x}) > \frac{1}{2} \tau_N^2$, 系统跟踪误差能够收敛到集合内,系统跟踪误差最终会收敛到有限的集合内部。

定理 2 对于式(8)~式(11),在式(30)、式(34)、(37)、式(40)、式(41)、式(13)和式(17)的作用下,系统的各个信号跟踪误差均为半全局一致最终有界。

证明 2 对于高度通道,选取李雅普诺夫函数

$$\begin{aligned}W_h &= \frac{1}{2} e_h^2 + \frac{1}{2} e_\gamma^2 + \frac{1}{2} e_a^2 + \frac{1}{2} e_q^2 + \frac{1}{2\eta_h} \tilde{\beta}_h \tilde{\beta}_h^T + \\ &\quad \frac{1}{2\eta_\gamma} \tilde{\beta}_\gamma \tilde{\beta}_\gamma^T + \frac{1}{2\eta_a} \tilde{\beta}_a \tilde{\beta}_a^T + \frac{1}{2\eta_q} \tilde{\beta}_q \tilde{\beta}_q^T\end{aligned}\quad (49)$$

求一阶导数,联立式(26)、式(30)、式(32)、式(34)、式(36)、式(37)、式(39)和式(40),得到

$$\begin{aligned}\dot{W}_h &= e_h(-g_h(\mathbf{x})K_h e_h + \tilde{D}_h) + e_\gamma(-k_\gamma e_\gamma + \tilde{D}_\gamma) + \\ &\quad e_a(-k_a e_a + \tilde{D}_a) + e_q(-k_q e_q + \tilde{D}_q) - \\ &\quad \tilde{\beta}_h e_h \mathbf{H}_h(\omega^T e_h + \mathbf{b}) - \tilde{\beta}_\gamma e_\gamma \mathbf{H}_\gamma(\omega^T e_\gamma + \mathbf{b}) - \\ &\quad \tilde{\beta}_a e_a \mathbf{H}_a(\omega^T e_a + \mathbf{b}) - \tilde{\beta}_q e_q \mathbf{H}_q(\omega^T e_q + \mathbf{b}) =\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&-g_h(\mathbf{x})K_h e_h^2 + \tau(e_h)e_h - k_\gamma e_\gamma^2 + \tau(e_\gamma)e_\gamma - k_a e_a^2 + \\ &\tau(e_a)e_a - k_q e_q^2 + \tau(e_q)e_q \leq -g_h(\mathbf{x})K_h e_h^2 + \frac{1}{2} \tau_N^2 e_h^2 + \\ &\frac{1}{2} - k_\gamma e_\gamma^2 + \frac{1}{2} \tau_N^2 e_\gamma^2 + \frac{1}{2} - k_a e_a^2 + \frac{1}{2} \tau_N^2 e_a^2 + \\ &\frac{1}{2} - k_q e_q^2 + \frac{1}{2} \tau_N^2 e_q^2 + \frac{1}{2} = -(g_h(\mathbf{x})K_h - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_h^2 - \\ &(k_\gamma - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_\gamma^2 - (k_a - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_a^2 - (k_q - \frac{1}{2} \tau_N^2) e_q^2 + 2\end{aligned}\quad (50)$$

与速度通道类似分析过程,定义集合

$$\Omega_h = \left\{ e_h \mid |e_h| \leq \sqrt{\frac{2}{(g_h(\mathbf{x})K_h - 0.5\tau_N^2)}} \right\} \quad (51)$$

$$\Omega_\gamma = \left\{ e_\gamma \mid |e_\gamma| \leq \sqrt{\frac{2}{(k_\gamma - 0.5\tau_N^2)}} \right\} \quad (52)$$

$$\Omega_a = \left\{ e_a \mid |e_a| \leq \sqrt{\frac{2}{(k_a - 0.5\tau_N^2)}} \right\} \quad (53)$$

$$\Omega_q = \left\{ e_q \mid |e_q| \leq \sqrt{\frac{2}{(k_q - 0.5\tau_N^2)}} \right\} \quad (54)$$

如果设计的控制律满足条件 $g_h(\mathbf{x})K_h > \frac{1}{2} \tau_N^2$ 、

$k_\gamma > \frac{1}{2} \tau_N^2$ 、 $k_a > \frac{1}{2} \tau_N^2$ 、 $k_q > \frac{1}{2} \tau_N^2$, 则如果 $e_h \notin \Omega_h$ 或 $e_\gamma \notin \Omega_\gamma$ 或 $e_a \notin \Omega_a$ 或 $e_q \notin \Omega_q$, $\dot{W}_h < 0$, 系统跟误差 e_h, e_γ, e_a, e_q 为半全局一致最终有界。

3 仿真结果及分析

以高超声速飞行器模型为仿真对象,用 Matlab 进行数值仿真。仿真步长设为 0.01,采用四阶龙格-库塔法模拟高超声速飞行器的非线性运动。速度环的控制器参数 $Q_V = 1, R_V = 10$,高度环的参数 $Q_h = 1, R_h = 2 \times 10^6, k_\gamma = 0.9, k_a = 0.6, k_q = 20$ 。神经网络隐含层激活函数采用 sigmoid 函数,学习率选取 $\eta_V = 10, \eta_h = 1, \eta_\gamma = 1, \eta_a = 1, \eta_q = 1$, 且 5 个神经网络估计器的输入层、隐含层和输出层的节点数均为 1、11、1。跟踪微分器的参数 $R_\gamma = 5, a_{\gamma 1} = 2, a_{\gamma 2} = 2, b_{\gamma 1} = 3, b_{\gamma 2} = 3; R_a = 12, a_{a 1} = 2, a_{a 2} = 2, b_{a 1} = 3, b_{a 2} = 3; R_q = 12, a_{q 1} = 2, a_{q 2} = 2, b_{q 1} = 3, b_{q 2} = 3$ 。

仿真的初始状态如表 1 所示,给定的高度和速度参考信号由如下二阶滤波器产生,即

$$\frac{V_r(s)}{V_s(s)} = \frac{h_r(s)}{h_s(s)} = \frac{0.0009}{s^2 + 0.057s + 0.0009} \quad (55)$$

速度和高度的最终值取 $V_s = 2688.34 \text{ m/s}$ 、 $h_s = 26212.8 \text{ m}$ 。

表1 初始飞行状态

Table 1 Initial flight state

参数	数值	参数	数值
$V/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	2 383.54	$\eta_1/(\text{m} \cdot \text{kg}^{0.5})$	0.591 1
$\gamma/(^{\circ})$	0	$\dot{\eta}_1$	0
h/m	25 908	$\eta_2/(\text{m} \cdot \text{kg}^{0.5})$	-0.056 5
$\alpha/(^{\circ})$	1.673	$\dot{\eta}_2$	0
$q/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	0	$\eta_3/(\text{m} \cdot \text{kg}^{0.5})$	-0.015 5
		$\dot{\eta}_3$	0

为了验证所提方法的有效性,在标称情况下与传统的反步控制方法(BSC)^[7]进行对比仿真,仿真结果如图2~4所示。从图2、3可以看出,两种方法均能使速度和高度跟踪上给定参考信号,传统反步控制方法存在跟踪误差,而本文方法基本不存在跟踪误差。从图4可以看出,速度方向上的收敛速度更快,两种方法所需的控制量均在合理范围内。

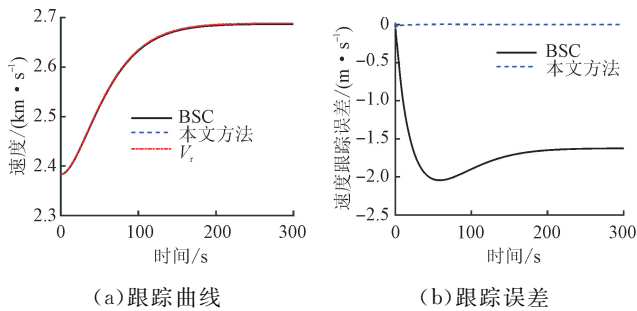


图2 速度跟踪曲线及误差曲线

Fig. 2 Velocity tracking curve and error curve

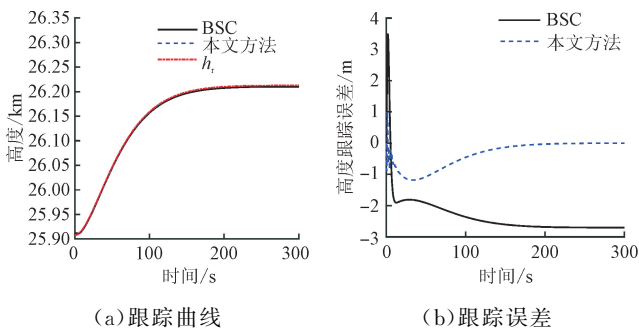


图3 高度跟踪曲线和误差曲线

Fig. 3 Altitude tracking curve and error curve

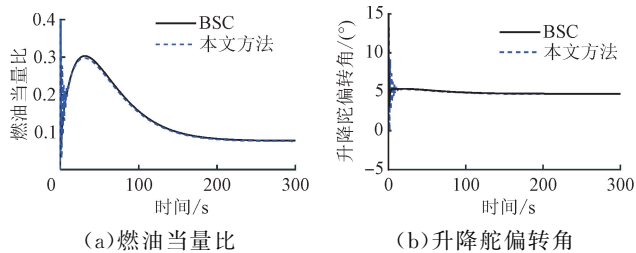


图4 控制律变化曲线

Fig. 4 Control law variation curves

为定量评估控制方法的稳态与瞬态性能,计算速度、高度跟踪误差的均方根值和调节时间,稳态精度显著提升,速度通道从1.702 6 m/s降至0.001 5 m/s,误差减少99.91%,高度通道由2.4147 m降至0.346 7 m,误差减少86.64%;动态响应得到有效改善,速度调节时间从205.31 s缩短至0.8 s,响应速度提升99.61%,高度调节时间从213.67 s减少至203.84 s,性能提升4.60%。验证了本文方法在改善系统动态品质方面的有效性,其中速度通道的性能提升较为突出。

为了测试所提方法的鲁棒性,考虑在外部干扰和参数不确定情况下进行仿真验证,并将其与扩张状态观测器^[13]和固定时间干扰观测器^[26]进行对比。参考文献[12],假定高超声速飞行器的气动系数是不确定的,建模为

$$C_i = (1 + \Delta_i) C_i^*, t \geq 300 \quad (56)$$

式中: C_i^* 为相应的气动系数的标称值; Δ_i 为不确定性,阻力、升力、推力和俯仰力矩的各个不确定值为40%、-40%、-40%和-40%。同时考虑各个通道的未知外部干扰,建模为

$$\begin{cases} d_v = 2\sin(0.05\pi t), & 300 \leq t \leq 400 \\ d_\gamma = 0.005\sin(0.05\pi t), & 300 \leq t \leq 400 \\ d_h = 0.1, & 300 \leq t \leq 400 \\ d_\alpha = 0.5\sin(0.05\pi t), & 300 \leq t \leq 400 \\ d_q = 0.5\sin(0.05\pi t), & 300 \leq t \leq 400 \end{cases} \quad (57)$$

仿真结果如图5~7所示,图中OBSC表示没有对干扰信号进行补偿的反步最优控制,OBSC+ESO表示采用扩张状态观测器估计干扰信号的反步最优控制,OBSC+FTDO表示采用固定时间干扰观测器估计干扰的反步最优控制。从图5、6可以看出,基于ELM神经网络估计的最优反步控制跟踪效果最好,在存在外部干扰的300~400 s内,跟踪误差曲线波动最小,且一旦系统外部干扰消失,能很快收敛到0,基本不存在跟踪误差。基于扩张状态观测器和固定时间干扰观测器的最优反步控制,跟踪效果一般。在外部干扰存在时,误差曲线波动相对较大,且速度方面均存在一定程度的微小跟踪误差。单纯的最优反步控制方法表现最差,受到外部干扰时,跟踪误差曲线波动剧烈,高度和速度方向均出现较大的稳态跟踪误差。从图7可以看出,4种方法的控制量均在合理波动范围内。

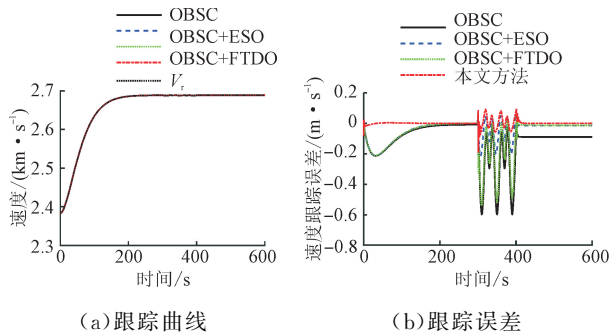


图 5 干扰情况下速度跟踪曲线和误差曲线

Fig. 5 Velocity tracking curve and error curve under disturbances

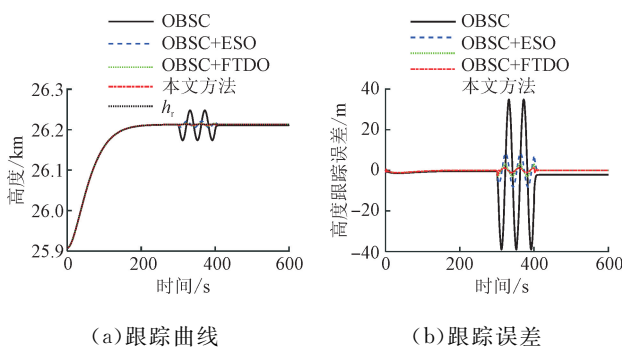


图 6 干扰情况下高度跟踪曲线和误差曲线

Fig. 6 Altitude tracking curve and error curve under disturbances

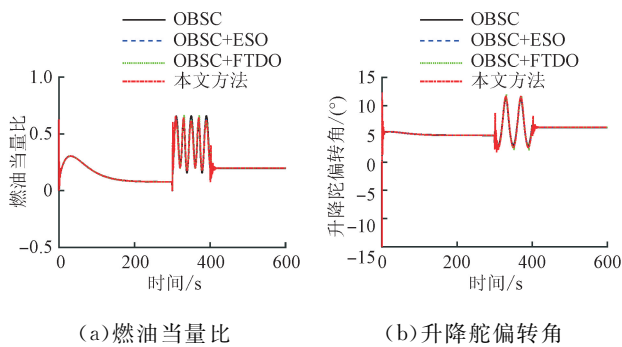


图 7 干扰情况下控制律变化曲线

Fig. 7 Control law variation curves under disturbances

表 2 给出扩张状态观测器、固定时间干扰观测器与本文方法在速度和高度跟踪方面的均方根误差,可知 ELM 干扰估计方法显著提升了系统的跟踪精度。相比于扩张状态观测器方法,本文方法的速度和高度跟踪精度分别提升了 83.3%、71.3%;相较于固定时间干扰观测器方法,本文方法的速度和高度跟踪精度分别提升了 88.76%、36.14%。结果充分验证了基于 ELM 的干扰估计方法对提升系统跟踪精度的有效性。

表 2 干扰情况下性能指标数值

Table 2 Performance indicators under disturbances

方法	速度均方 误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	高度均方 误差/m
OBSC+ESO ^[13]	0.049 1	1.059 0
OBSC+FTDO ^[26]	0.073 0	0.475 9
本文方法	0.008 2	0.303 9

4 结 论

本文针对高超声速飞行器复杂飞行环境中面临的参数不确定、未知外部干扰和未建模弹性模态等多源干扰问题,提出了一种基于 ELM 神经网络估计的复合鲁棒控制策略。该策略基于系统跟踪误差信息设计无模型干扰估计器,简化设计过程;将扰动估计引入跟踪误差子系统,设计速度子系统的干扰估计复合最优控制律,降低控制器复杂度;把最优控制理论嵌入反步控制框架,优化高度子系统控制律,提升动态跟踪性能。理论证明,该控制律可保证系统跟踪误差半全局最终一致有界,仿真结果验证了对多源干扰的有效抑制能力,为高超声速飞行器稳定控制提供可行技术方案。

参考文献:

- [1] 王鹏飞,刘红琴,杨自牧,等. 吸气式高超声速飞行器控制研究进展 [J]. 空天技术, 2024(5): 33-43.
WANG Pengfei, LIU Hongqin, YANG Zimu, et al. Review of control on air-breathing hypersonic flight vehicle [J]. Aerospace Technology, 2024(5): 33-43.
- [2] DING Yibo, YUE Xiaokui, CHEN Guangshan, et al. Review of control and guidance technology on hypersonic vehicle [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(7): 1-18.
- [3] XU Bin, SHI Zhongke. An overview on flight dynamics and control approaches for hypersonic vehicles [J]. Science China Information Sciences, 2015, 58(7): 1-19.
- [4] HAN Chao, LIU Zhen, YI Jianqiang. Immersion and invariance adaptive finite-time control of air-breathing hypersonic vehicles [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part G Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233(7): 2626-2641.
- [5] WANG Guan, AN Hao, WANG Yiming, et al. Intelligent control of air-breathing hypersonic vehicles subject to path and angle-of-attack constraints [J]. Acta Astronautica, 2022, 198: 606-616.

- [6] CHEN Haolan, WANG Peng, TANG Guojian. Fuzzy disturbance observer-based fixed-time sliding mode control for hypersonic morphing vehicles with uncertainties [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(4): 3521-3530.
- [7] SUN Jinlin, YI Jianqiang, PU Zhiqiang, et al. Fixed-time sliding mode disturbance observer-based nonsmooth backstepping control for hypersonic vehicles [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(11): 4377-4386.
- [8] GAO Haiyan, CAI Yuanli. Nonlinear disturbance observer-based model predictive control for a generic hypersonic vehicle [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part I Journal of Systems and Control Engineering, 2016, 230(1): 3-12.
- [9] GAO Haiyan, ZHANG Ji, TANG Weiqiang. Offset-free trajectory tracking control for hypersonic vehicle under external disturbance and parametric uncertainty [J]. Journal of the Franklin Institute, 2018, 355(3): 997-1017.
- [10] GAO Haiyan, TANG Weiqiang, FU Rong. Sliding mode control for hypersonic vehicle based on extreme learning machine neural network disturbance observer [J]. IEEE Access, 2022, 10: 69333-69345.
- [11] 马宇, 蔡远利. 面向高超声速飞行器的新型复合神经网络预测控制方法 [J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(6): 28-34.
- MA Yu, CAI Yuanli. A novel composite model predictive control method based on neural network for hypersonic vehicles [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(6): 28-34.
- [12] MA Yu, CAI Yuanli, YU Zhenhua. Adaptive neural network disturbance observer based nonsingular fast terminal sliding mode control for a constrained flexible air-breathing hypersonic vehicle [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233(7): 2642-2662.
- [13] PU Zhiqiang, YUAN Ruyi, TAN Xiangmin, et al. Active robust control of uncertainty and flexibility suppression for air-breathing hypersonic vehicles [J]. Aerospace Science and Technology, 2015, 42: 429-441.
- [14] BU Xiangwei, WU Xiaoyan, ZHANG Rui, et al. A neural approximation-based novel back-stepping control scheme for air-breathing hypersonic vehicles with uncertain parameters [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers: Part I Journal of Systems and Control Engineering, 2016, 230(3): 231-243.
- [15] BU Xiangwei, WU Xiaoyan, MA Zhen, et al. Novel auxiliary error compensation design for the adaptive neural control of a constrained flexible air-breathing hypersonic vehicle [J]. Neurocomputing, 2016, 171: 313-324.
- [16] BU Xiangwei, LEI Humin, HE Guangjun, et al. Adaptive neural back-stepping control of flexible air-breathing hypersonic vehicles with parametric uncertainties [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2018, 2018(6): 1687814018782841.
- [17] HUANG Guangbin, ZHU Qinyu, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. Neurocomputing, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [18] HUANG Guangbin, CHEN Lei, SIEW C K. Universal approximation using incremental constructive feed-forward networks with random hidden nodes [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(4): 879-892.
- [19] RONG Haijun, ZHAO Guangshe. Direct adaptive neural control of nonlinear systems with extreme learning machine [J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(3): 577-586.
- [20] 王晴, 余瑶, 孙长银. 具有非线性不确定性的高超声速飞行器的分布式鲁棒反步跟踪控制 [J]. 控制理论与应用, 2018, 35(7): 963-972.
- WANG Qing, YU Yao, SUN Changyin. Robust back-stepping decentralized tracking control for the hypersonic flight vehicle with nonlinear uncertainties [J]. Control Theory & Applications, 2018, 35(7): 963-972.
- [21] 杜雨欣, 王芳, 温林枝. 预设时间性能约束下高超声速飞行器的自适应容错控制 [J]. 燕山大学学报, 2024, 48(1): 62-76.
- DU Yuxin, WANG Fang, WEN Linzhi. Adaptive fault-tolerant control of hypersonic vehicle under preset time performance constraints [J]. Journal of Yanshan University, 2024, 48(1): 62-76.
- [22] 王冠, 安昊, 王常虹. 高超声速飞行器纵向通道智能反步控制 [J]. 空天技术, 2022(3): 80-87.
- WANG Guan, AN Hao, WANG Changhong. Intelligent back-stepping longitudinal control of hypersonic vehicles [J]. Aerospace Technology, 2022(3): 80-87.
- [23] KIM Y, OH T H, PARK T, et al. Backstepping control integrated with Lyapunov-based model predictive control [J]. Journal of Process Control, 2019, 73:

- 137-146.
- [24] BOLENDER M A, DOMAN D B. Nonlinear longitudinal dynamical model of an air-breathing hypersonic vehicle [J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2007, 44(2): 374-387.
- [25] FIORENTINI L. Nonlinear adaptive controller design for air-breathing hypersonic vehicles [D]. Columbus, OH, USA: The Ohio State University, 2010.
- [26] 李亚苹, 王芳, 周超. 全状态受限的高超声速飞行器的预定性能滤波反步控制 [J]. *航空学报*, 2020, 41(11): 104-115.
- LI Yaping, WANG Fang, ZHOU Chao. Prescribed performance filter backstepping control of hypersonic vehicle with full state constraints [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2020, 41(11): 104-115.
- (编辑 赵炜 武红江 亢列梅)