



面向动力学未知的高超声速飞行器过载跟踪鲁棒控制

郭雨岩^{1*}, 刘源²

1. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广州 510641

2. 西北工业大学自动化学院, 西安 710072

* 通信作者. E-mail: yuyanguo@scut.edu.cn

收稿日期: 2023-10-01; 修回日期: 2023-12-19; 接受日期: 2024-01-18; 网络出版日期: 2024-08-07

空间智能控制技术全国重点实验室开放基金课题 (批准号: HTKJ2023KL502013) 资助项目

摘要 针对高超声速飞行器过载跟踪问题, 分析并给出了由过载和俯仰角速度组成的非线性系统动力学, 设计了有限时间预设性能控制策略以保证过载跟踪性能和精度. 考虑过载系统动力学中模型的不确定性, 利用神经网络估计系统未知非线性函数. 为改善神经网络学习性能, 采用平行估计模型构造表征学习性能的预测误差, 基于预测误差与跟踪误差设计了复合学习权重更新律, 通过李雅普诺夫 (Lyapunov) 函数分析证明了闭环系统学习与跟踪误差的有限时间稳定性. 仿真结果表明, 所设计的控制策略能够实现动力学未知函数的在线估计与过载指令的准确跟踪.

关键词 高超声速飞行器, 过载跟踪控制, 有限时间控制, 复合学习, 预设性能控制

1 引言

高超声速飞行器飞行马赫数大于 5, 能够实现快速全球到达与低成本可重复跨大气层飞行, 是新一代航空航天运输系统的发展方向之一. 高超声速飞行器的关键技术包括总体设计、推进系统、热防护、制导控制技术等, 飞行控制系统是实现高超声速飞行器指令准确跟踪的关键. 与常规飞行器相比, 高超声速飞行器空域、速域更大, 且临近空间飞行环境未被充分认知, 同时其机体采用飞发一体化、细长体设计等, 独特的环境与机体特点使得飞控系统面临气动参数不确定、发动机工作姿态约束、气动伺服弹性、非最小相位、执行机构约束等问题^[1, 2].

围绕高超声速飞行器控制, 早期研究多基于线性化模型设计控制方法提升系统鲁棒性, 代表性策略包括 H_∞ 控制^[3]、滑模控制^[4] 与线性变参数控制^[5] 等. 考虑高超声速飞行器动力学模型存在的强非线性, 许多学者直接基于非线性模型设计反步控制等非线性控制器, 并考虑对飞行器面临的飞推耦

引用格式: 郭雨岩, 刘源. 面向动力学未知的高超声速飞行器过载跟踪鲁棒控制. 中国科学: 信息科学, 2024, 54: 2281-2294, doi: 10.1360/SSI-2023-0285
Guo Y Y, Liu Y. Robust control for hypersonic flight vehicle overload tracking under dynamics uncertainties (in Chinese). Sci Sin Inform, 2024, 54: 2281-2294, doi: 10.1360/SSI-2023-0285

合、非最小相位、弹性振动、执行器动态等特性进行处理. 文献 [6,7] 分析超燃冲压发动机工作带来的攻角约束需求, 引入攻角边界构造非对称障碍李雅普诺夫 (Lyapunov) 函数设计控制律, 将攻角限制在给定范围内. 文献 [8] 分析尾控式布局带来的非最小相位特性影响, 通过输出重定义针对不稳定内动态设计控制器实现了系统稳定控制. 文献 [9,10] 考虑舵面偏转饱和与油门开度受限引入自适应补偿策略设计了鲁棒控制器. 文献 [11] 考虑高超声速飞行器气动伺服弹性, 设计了一类自适应陷波器, 实现了弹性模态辨识与抑制控制.

面向气动参数摄动与风干扰影响等带来的模型不确定, 部分研究在非线性和自适应估计策略, 通过前馈设计补偿不确定影响. 文献 [12] 考虑气动参数未知, 通过线性参数化将模型非线性函数转化为未知参数向量与已知飞行状态向量相乘的形式, 并设计自适应律实现对未知信息的估计. 文献 [13] 将滑模微分观测器与自适应控制技术结合给出了对模型不确定具有良好鲁棒性的控制策略. 文献 [14~16] 考虑包括风干扰在内的外部不确定, 通过扰动观测器对其进行观测与补偿, 基于受扰实际系统与理想模型的差异对等效干扰进行自适应估计. 模糊系统与神经网络因其良好的非线性拟合能力成为处理系统不确定性的有效手段^[17~19]. 文献 [20] 采用神经网络在线估计飞行器模型不确定性, 结合反步控制构造前馈补偿实现了宽域爬升跟踪控制. 文献 [21] 针对弹性体高超声速动力学利用神经网络对刚体慢变子系统动力学不确定进行估计并设计了相应的控制方案. 面向智能学习性能提升, 文献 [8,11] 通过建立平行估计模型或挖掘在线数据构造表征学习性能的预测误差, 引入权重更新律, 设计复合学习机制, 提升了高超声速飞行器跟踪性能. 文献 [22,23] 利用周期性参考信号激励学习系统保证离线学习过程中的持续激励条件, 构建有限时间复合学习策略, 提高离线学习性能, 进一步获得近似最优的神经网络权重并在高超声速飞行器在线控制中调用.

已有高超声速飞行器控制理论研究多面向姿态控制 (如攻角控制) 等开展, 实际工程中攻角难以准确测量反馈, 且机动飞行通常由制导系统根据弹目位置、自身约束等信息优化计算给出相应的过载指令并由过载跟踪控制律执行. 将过载直接作为被控状态量能够直接对飞行器质心运动进行控制, 提升机动能力. 面向过载跟踪, 现有工程方法多根据线性化后的飞行器模型给出线性化控制器或根据极点配置原理设计过载自动驾驶仪^[24], 对于如何实现过载非线性控制研究较少. 部分研究分析含有过载的状态空间线性模型, 基于现代控制理论给出了优化控制等策略^[25,26]. 如何利用智能控制等非线性控制策略提升过载跟踪控制性能需得到进一步关注. 由于攻角变化与法向过载变化之间存在对应关系, 为保证超燃冲压发动机正常工作, 过载控制还需考虑幅值限制问题.

本文针对高超声速飞行器过载跟踪设计了基于预设性能的反步控制律, 同时引入有限时间复合学习策略处理模型不确定性. 本文主要创新点如下:

(1) 本文针对高超声速飞行器的过载跟踪问题, 将过载考虑为系统状态, 分析动力学给出了一类过载-俯仰角速度二阶系统, 设计了面向过载跟踪的有限时间预设性能控制策略, 保证了过载跟踪误差被限制在给定范围内.

(2) 考虑过载系统动力学的不确定性, 本文引入复合学习策略并与有限时间预设性能控制结合, 实现了对模型不确定的在线估计与前馈补偿, 保证了学习和跟踪误差的有限时间收敛. 仿真验证表明, 所设计的控制策略可实现对未知特性的有效估计与过载高精度跟踪.

本文第 2 节给出了面向过载跟踪的动力学分析与变换, 第 3 节针对过载动力学给出了有限时间复合学习预设性能控制器设计步骤, 第 4 节通过李雅普诺夫函数分析证明了闭环系统的有限时间稳定性, 第 5 节针对过载指令跟踪通过仿真验证了所设计方法的学习与控制性能, 第 6 节对全文进行了总结.

2 模型分析与问题描述

2.1 高超声速飞行器纵向姿态动力学

本文采用文献 [27] 给出的高超声速飞行器面向控制模型, 考虑纵向姿态动力学模型如下:

$$\dot{\gamma} = \frac{L + T \sin \alpha}{mV} - \frac{g \cos \gamma}{V}, \quad (1)$$

$$\dot{\alpha} = \omega_z - \dot{\gamma}, \quad (2)$$

$$\dot{\omega}_z = \frac{M_z}{I_z}, \quad (3)$$

其中, V 为速度, γ , α 及 ω_z 分别表示航迹角、攻角和俯仰角速度. 系统控制输入为升降舵偏角 δ_e 与油门 Φ . 相关力与力矩表达式如下:

$$\begin{aligned} T &= T_\Phi(\alpha)\Phi + T_0(\alpha) \\ &\approx [\beta_1\Phi + \beta_2]\alpha^3 + [\beta_3\Phi + \beta_4]\alpha^2 + [\beta_5\Phi + \beta_6]\alpha + [\beta_7\Phi + \beta_8], \\ L &= L_0 + L_\alpha\alpha \approx \bar{q}SC_L^0 + \bar{q}SC_L^\alpha\alpha, \\ M_z &= M_T + M_0(\alpha) + M_{\delta_e}\delta_e \approx z_T T + \bar{q}S\bar{c}(C_M^{\alpha^2}\alpha^2 + C_M^\alpha\alpha + C_M^0) + \bar{q}S\bar{c}C_M^{\delta_e}\delta_e, \end{aligned}$$

其中, \bar{q} 为动压, S 和 \bar{c} 分别为参考面积与平均气动弦长, 相关推力系数及气动参数的详细介绍可参考文献 [27].

2.2 过载跟踪动力学分析

为实现给定法向过载指令的跟踪, 将法向过载视为系统输出. 考虑高超声速飞行器法向过载表达式如下:

$$n_y = \frac{V\dot{\gamma}}{g} = \frac{T \sin \alpha + L}{mg} - \cos \gamma. \quad (4)$$

对其求一阶导数可得

$$\begin{aligned} \dot{n}_y &= \frac{\dot{T} \sin \alpha + T\dot{\alpha} \cos \alpha + \dot{L}}{mg} + \dot{\gamma} \sin \gamma \\ &= \frac{\sin \alpha}{mg} [(3\beta_1\alpha^2 + 2\beta_3\alpha + \beta_5)\Phi\dot{\alpha} + (3\beta_2\alpha^2 + 2\beta_4\alpha + \beta_6)\dot{\alpha}] \\ &\quad + \frac{\sin \alpha}{mg} (\beta_1\alpha^3 + \beta_3\alpha^2 + \beta_5\alpha + \beta_7)\dot{\Phi} \\ &\quad + \frac{1}{mg} [T\dot{\alpha} \cos \alpha + \bar{q}SC_L^\alpha\dot{\alpha} + \dot{\bar{q}}S(C_L^\alpha\alpha + C_L^0)] + \dot{\gamma} \sin \gamma. \end{aligned} \quad (5)$$

考虑攻角状态方程 $\dot{\alpha} = \omega_z - \dot{\gamma}$, 给出法向过载导数关于俯仰角速度的非线性模型如下:

$$\dot{n}_y = f_1 + g_1\omega_z, \quad (6)$$

其中,

$$f_1 = \frac{\sin \alpha}{mg} [-(3\beta_1\alpha^2 + 2\beta_3\alpha + \beta_5)\Phi\dot{\gamma} - (3\beta_2\alpha^2 + 2\beta_4\alpha + \beta_6)\dot{\gamma}]$$

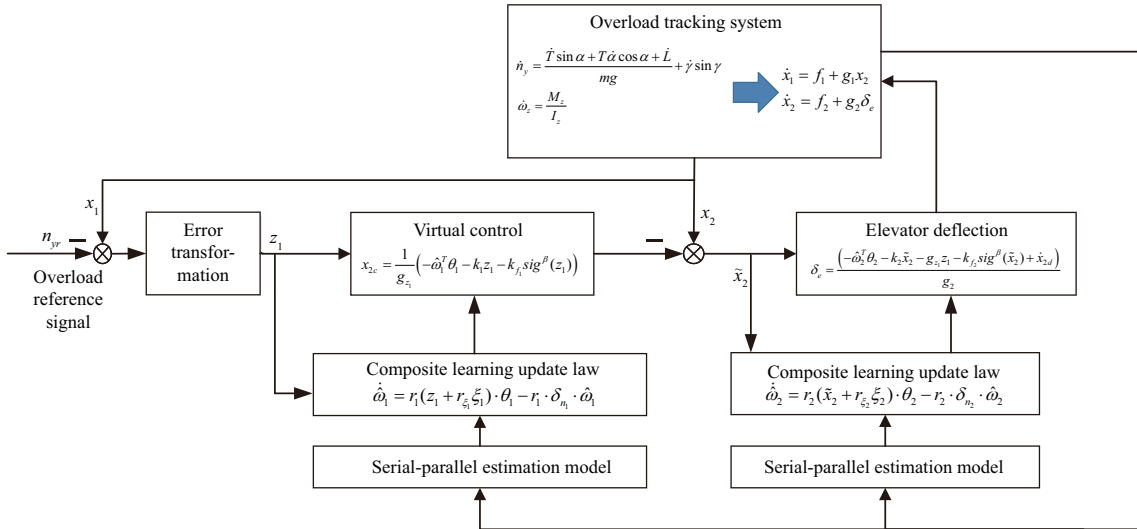


图 1 (网络版彩图) 控制系统框图
Figure 1 (Color online) Control scheme

$$+ \frac{\sin \alpha}{mg} (\beta_1 \alpha^3 + \beta_3 \alpha^2 + \beta_5 \alpha + \beta_7) \dot{\Phi} + \frac{1}{mg} [-T \dot{\gamma} \cos \alpha - \bar{q} S C_L^\alpha \dot{\gamma} + \dot{q} S (C_L^\alpha \alpha + C_L^0)] + \dot{\gamma} \sin \gamma,$$

$$g_1 = \frac{\sin \alpha}{mg} [(3\beta_1 \alpha^2 + 2\beta_3 \alpha + \beta_5) \Phi + (3\beta_2 \alpha^2 + 2\beta_4 \alpha + \beta_6)] + \left(\frac{1}{mg} \right) [T \cos \alpha + \bar{q} S C_L^\alpha].$$

定义 $x_1 = n_y$, $x_2 = \omega_z$, 给出以下二阶系统:

$$\dot{x}_1 = f_1 + g_1 x_2, \tag{7}$$

$$\dot{x}_2 = f_2 + g_2 \delta_e. \tag{8}$$

考虑模型气动参数摄动下非线性函数 $f_i, i = 1, 2$ 未知, 采用神经网络对其在线估计.

2.3 控制目标

考虑过载 - 俯仰角速度系统 (7) 和 (8), 控制目标为设计一类有限时间复合学习预设性能控制律, 实现对动力学未知非线性函数 $f_i, i = 1, 2$ 的在线估计与前馈补偿, 同时实现过载对指令 n_{yr} 的准确跟踪并保证跟踪误差处于预设性能函数约束范围内.

3 控制器设计

本节在反步控制框架下给出面向过载指令跟踪的神经网络预设性能控制律, 分别设计俯仰角速度虚拟控制量与舵偏角控制律, 控制系统框图如图 1 所示.

3.1 误差变换

定义过载跟踪误差 $\tilde{x}_1 = x_1 - n_{yr}$. 为保证跟踪误差不超出给定范围, 采用预设性能函数 $\phi(t)$ 描述跟踪误差上下边界, 其表达式如下:

$$\phi(t) = p_0 e^{-lt} + \epsilon, \tag{9}$$

其中 $p_0 > 0, l > 0, \epsilon > 0$ 均由设计者给定. 基于受限跟踪误差 \tilde{x}_1 与预设性能函数给出转换后的误差信号 z_1 如下:

$$z_1 = \frac{1}{2} \ln \frac{1 + \frac{\tilde{x}_1(t)}{\phi(t)}}{1 - \frac{\tilde{x}_1(t)}{\phi(t)}}. \quad (10)$$

对 z_1 求导得

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= \frac{\partial(z_1)}{\partial(\frac{\tilde{x}_1(t)}{\phi(t)})} \frac{\dot{\tilde{x}}_1(t)\phi(t) - \tilde{x}_1(t)\dot{\phi}(t)}{\phi^2(t)} \\ &= \frac{\phi(t)}{\phi^2(t) - \tilde{x}_1^2(t)} \left(f_1 + g_1 x_2 - \dot{n}_{yr} - \frac{\tilde{x}_1(t)\dot{\phi}(t)}{\phi(t)} \right). \end{aligned} \quad (11)$$

假设1 法向过载指令 n_{yr} 及其一阶与二阶导数均存在且有界, 满足 $[n_{yr}, \dot{n}_{yr}, \ddot{n}_{yr}]^T \in \Omega_d$, 其中紧致集 $\Omega_d = \{[n_{yr}, \dot{n}_{yr}, \ddot{n}_{yr}]^T : n_{yr}^2 + \dot{n}_{yr}^2 + \ddot{n}_{yr}^2 \leq B_0\} \subset \mathbb{R}^3$, B_0 为有界正常数.

假设2 过载跟踪误差 \tilde{x}_1 的初值满足预设性能函数约束条件, 即 $-\phi(0) < \tilde{x}_1(0) < \phi(0)$.

注释1 实际机动飞行过程中过载指令 n_{yr} 通常由制导系统根据机动轨迹给出, 对于吸气式高超声速飞行器而言, 由于超燃冲压发动机工作对攻角幅值有要求, 若过载幅值过大, 可能导致攻角幅值过大并引起发动机失效, 因此过载指令最大边界应保证相应的攻角限幅. 本文考虑实际工程中由制导系统给出的过载指令 n_{yr} 已进行优化设计以满足攻角约束、动压约束等需求, 重点针对该指令基于预设性能函数 $\phi(t)$ 限制过载跟踪误差, 避免误差过大, 从而避免过载幅值超出安全范围.

注释2 误差 z_1 由过载跟踪误差 \tilde{x}_1 经过变换得到, 其意义在于: 当 \tilde{x}_1 接近给定的边界 $\phi(t)$ 或 $-\phi(t)$ 时, z_1 将趋于无穷大, 通过设计控制器保证 z_1 有界, 即可证明当 $-\phi(0) < \tilde{x}_1(0) < \phi(0)$ 时, $-\phi(t) < \tilde{x}_1(t) < \phi(t), \forall t > 0$.

3.2 有限时间复合学习预设性能控制

步骤1: 定义 $f_{z1} = \frac{\phi(t)}{\phi^2(t) - \tilde{x}_1^2(t)} (f_1 - \dot{n}_{yr} - \frac{\tilde{x}_1(t)\dot{\phi}(t)}{\phi(t)})$, $g_{z1} = \frac{\phi(t)}{\phi^2(t) - \tilde{x}_1^2(t)} g_1$. 采用径向基函数 (radial basis function, RBF) 神经网络在线估计 f_{z1} , 对 z_1 求导可得

$$\dot{z}_1 = \omega_1^{*T} \theta_1 + \varepsilon_1 + g_{z1} x_2, \quad (12)$$

其中, ω_1^* 为神经网络最优权重向量, θ_1 为 RBF 函数向量, ε_1 为有界的神经网络残余项, 且满足 $|\varepsilon_1| \leq \varepsilon_{1m}$.

根据式 (12), 设计俯仰角速度虚拟控制律为

$$x_{2c} = \frac{1}{g_{z1}} (-\hat{\omega}_1^T \theta_1 - k_1 z_1 - k_{f1} \text{sig}^\beta(z_1)), \quad (13)$$

其中, $\text{sig}^c(a) = \text{sign}(a) |a|^c$, $k_1 > 0, k_{f1} > 0, 0 < \beta < 1$ 为待设计的控制参数. 令 x_{2c} 通过以下一阶微分器以获得 \dot{x}_{2d} :

$$\dot{x}_{2d} = -p_{20} \sqrt{|x_{2d} - x_{2c}|} \text{sign}(x_{2d} - x_{2c}) + x_{2c}, \quad (14)$$

$$\dot{x}_{2e} = -p_{21} \text{sign}(x_{2e} - \dot{x}_{2d}), \quad (15)$$

其中 p_{20}, p_{21} 为待设计参数. 定义 $\sigma_2 = \dot{x}_{2d} - \dot{x}_{2c}$. 根据文献 [28] 对一阶微分器性质的分析可知, σ_2 有界.

为表征神经网络学习性能, 定义预测误差为

$$\xi_1 = z_1 - \hat{z}_1, \quad (16)$$

其中 \hat{z}_1 由以下平行估计模型给出:

$$\dot{\hat{z}}_1 = \hat{\omega}_1^T \theta_1 + g_{z_1} x_2 + \zeta_1 \xi_1 + \zeta_{f1} \text{sig}^\beta(\xi_1), \quad (17)$$

其中 ζ_1, ζ_{f1} 均为正的待设计参数.

定义神经网络权重估计误差向量 $\tilde{\omega}_1 = \omega_1^* - \hat{\omega}_1$. 对 ξ_1 求导并代入式 (17) 可得

$$\dot{\xi}_1 = \tilde{\omega}_1^T \theta_1 + \varepsilon_1 - \zeta_1 \xi_1 - \zeta_{f1} \text{sig}^\beta(\xi_1). \quad (18)$$

基于转换后的跟踪误差 z_1 与神经网络预测误差 ξ_1 , 设计神经网络权重更新律如下:

$$\dot{\hat{\omega}}_1 = r_1 (z_1 + r_{\xi_1} \xi_1) \theta_1 - r_1 \delta_{n1} \hat{\omega}_1, \quad (19)$$

其中 $r_1 > 0, r_{\xi_1} > 0, \delta_{n1} > 0$ 均为待设计参数.

定义俯仰角速度跟踪误差为 $\tilde{x}_2 = x_2 - x_{2c}$, 进一步可得 z_1 的误差动力学

$$\dot{z}_1 = -k_1 z_1 - k_{f1} \text{sig}^\beta(z_1) + \tilde{\omega}_1^T \theta_1 + \varepsilon_1 + g_{z1} \tilde{x}_2. \quad (20)$$

步骤 2: 采用神经网络在线估计 f_2 , 对 \tilde{x}_2 求导得

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}}_2 &= \dot{x}_2 - \dot{x}_{2c} \\ &= \omega_2^{*T} \theta_2 + \varepsilon_2 + g_2 \delta_e - \dot{x}_{2c}, \end{aligned} \quad (21)$$

其中, ω_2^* 为最优权重向量, θ_2 为 RBF 函数向量, ε_2 为有界残差项且满足 $|\varepsilon_2| \leq \varepsilon_{2m}$.

根据式 (21), 设计升降舵偏角控制律为

$$\delta_e = \frac{1}{g_2} (-\tilde{\omega}_2^T \theta_2 - k_2 \tilde{x}_2 - g_{z1} z_1 - k_{f2} \text{sig}^\beta(\tilde{x}_2) + \dot{x}_{2d}), \quad (22)$$

其中 $k_2 > 0, k_{f2} > 0$ 均为待设计控制参数.

定义神经网络预测误差为

$$\xi_2 = x_2 - \hat{x}_2, \quad (23)$$

其中 \hat{x}_2 通过以下平行估计模型给出:

$$\dot{\hat{x}}_2 = \hat{\omega}_2^T \theta_2 + g_2 \delta_e + \zeta_2 \xi_2 + \zeta_{f2} \text{sig}^\beta(\xi_2), \quad (24)$$

其中 ζ_2, ζ_{f2} 均为正的待设计参数.

定义神经网络权重估计误差向量 $\tilde{\omega}_2 = \omega_2^* - \hat{\omega}_2$. 对 ξ_2 求导并代入式 (24) 可得

$$\dot{\xi}_2 = \tilde{\omega}_2^T \theta_2 + \varepsilon_2 - \zeta_2 \xi_2 - \zeta_{f2} \text{sig}^\beta(\xi_2). \quad (25)$$

基于跟踪误差 \tilde{x}_2 与预测误差 ξ_2 设计神经网络权重更新律为

$$\dot{\hat{\omega}}_2 = r_2(\tilde{x}_2 + r_{\xi_2}\xi_2)\theta_2 - r_2\delta_{n_2}\hat{\omega}_2, \quad (26)$$

其中 $r_2 > 0, r_{\xi_2} > 0, \delta_{n_2} > 0$ 均为待设计参数.

进一步可得俯仰角速度跟踪误差 \tilde{x}_2 的误差动力学为

$$\dot{\tilde{x}}_2 = -k_2\tilde{x}_2 - k_{f_2}\text{sig}^\beta(\tilde{x}_2) + \tilde{\omega}_2^T\theta_2 + \varepsilon_2 - g_{z_1}z_1 + \sigma_2. \quad (27)$$

注释3 传统神经网络控制方法中, 由于学习误差 $f_i - \hat{\omega}_i^T\theta_i$ 无法直接获取, 其权重更新律多面向系统稳定基于跟踪误差设计, 缺乏学习误差信息导致学习性能难以提升. 本文基于动力学模型分析与神经网络估计结果建立了平行估计模型 (17) 与 (24), 利用平行估计模型与实际系统状态间的误差 $\xi_i, i = 1, 2$ 表征神经网络学习性能, 同时在平行估计模型中引入有限时间设计保证系统收敛速度. 在权重更新律 (19) 与 (26) 中, ξ_i 作为学习性能评价指标与跟踪误差 z_1, \tilde{x}_2 共同作用调节权重以提升学习性能.

4 稳定性分析

定理1 对于满足假设 1 和 2 的闭环系统 (7) 和 (8), 设计控制律 (13), (22) 以及权重更新自适应律 (19), (26), 则李雅普诺夫函数 (28) 中的所有信号能够在有限时间收敛至一有界集, 且过载跟踪误差 \tilde{x}_1 满足 $|\tilde{x}_1(t)| < \phi(t), \forall t > 0$.

证明 选取李雅普诺夫函数为

$$L_v = \frac{1}{2}z_1^2 + \frac{1}{2}\tilde{x}_2^2 + \frac{1}{2}r_1^{-1}\tilde{\omega}_1^T\tilde{\omega}_1 + \frac{1}{2}r_2^{-1}\tilde{\omega}_2^T\tilde{\omega}_2 + \frac{1}{2}r_{\xi_1}\xi_1^2 + \frac{1}{2}r_{\xi_2}\xi_2^2. \quad (28)$$

对 L_v 求导可得

$$\dot{L}_v = z_1\dot{z}_1 + \tilde{x}_2\dot{\tilde{x}}_2 - r_1^{-1}\tilde{\omega}_1^T\dot{\tilde{\omega}}_1 - r_2^{-1}\tilde{\omega}_2^T\dot{\tilde{\omega}}_2 + r_{\xi_1}\xi_1\dot{\xi}_1 + r_{\xi_2}\xi_2\dot{\xi}_2. \quad (29)$$

将误差动力学 (18), (20), (25), (27) 以及自适应律 (19), (26) 代入式 (29) 可得

$$\begin{aligned} \dot{L}_v = & -k_1z_1^2 - k_{f_1}|z_1|^{\beta+1} + z_1\varepsilon_1 - k_2\tilde{x}_2^2 - k_{f_2}|\tilde{x}_2|^{\beta+1} + \tilde{x}_2\varepsilon_2 + \sigma_2 \\ & + \delta_{n_1}\tilde{\omega}_1^T\dot{\tilde{\omega}}_1 + \delta_{n_2}\tilde{\omega}_2^T\dot{\tilde{\omega}}_2 + r_{\xi_1}\xi_1\varepsilon_1 - r_{\xi_1}\zeta_1\xi_1^2 - r_{\xi_1}\zeta_1|\xi_1|^{\beta+1} \\ & + r_{\xi_2}\xi_2\varepsilon_2 - r_{\xi_2}\zeta_2\xi_2^2 - r_{\xi_2}\zeta_2|\xi_2|^{\beta+1}. \end{aligned} \quad (30)$$

考虑以下不等式关系:

$$\begin{aligned} z_1\varepsilon_1 & \leq \frac{1}{2}z_1^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_{1m}^2, \\ \tilde{x}_2\varepsilon_2 & \leq \frac{1}{2}\tilde{x}_2^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_{2m}^2, \\ r_{\xi_i}\xi_i\varepsilon_i & \leq \frac{1}{2}r_{\xi_i}\xi_i^2 + \frac{1}{2}r_{\xi_i}\varepsilon_{im}^2, \quad i = 1, 2, \\ \delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\dot{\tilde{\omega}}_i & \leq \frac{1}{2}\delta_{ni}\|\omega_i^*\|^2 - \frac{1}{2}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i, \quad i = 1, 2. \end{aligned}$$

考虑 $\frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i > 1$ 时, $(\frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i)^{\frac{\beta+1}{2}} < \frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i$. 当 $\frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i \leq 1$ 时, $(\frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i)^{\frac{\beta+1}{2}} - \frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i \leq 1 - \frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i \leq 1$, 可得不等式

$$\left(\frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i\right)^{\frac{\beta+1}{2}} - \frac{1}{4}\delta_{ni}\tilde{\omega}_i^T\tilde{\omega}_i \leq 1, \quad i = 1, 2.$$

根据以上不等式, L_v 的导数满足

$$\begin{aligned} \dot{L}_v &\leq -\left(k_1 - \frac{1}{2}\right)z_1^2 - \left(k_2 - \frac{1}{2}\right)\tilde{x}_2^2 - k_{f1}|z_1|^{\beta+1} - k_{f2}|\tilde{x}_2|^{\beta+1} \\ &\quad - r_{\xi_1}\left(\zeta_1 - \frac{1}{2}\right)\xi_1^2 - r_{\xi_2}\left(\zeta_2 - \frac{1}{2}\right)\xi_2^2 - r_{\xi_1}\zeta_{f1}|\xi_1|^{\beta+1} - r_{\xi_2}\zeta_{f2}|\xi_2|^{\beta+1} \\ &\quad - \frac{1}{4}\delta_{n1}\tilde{\omega}_1^T\tilde{\omega}_1 + \left[\left(\frac{1}{4}\delta_{n1}\tilde{\omega}_1^T\tilde{\omega}_1\right)^{\frac{\beta+1}{2}} - \frac{1}{4}\delta_{n1}\tilde{\omega}_1^T\tilde{\omega}_1\right] - \left(\frac{1}{4}\delta_{n1}\tilde{\omega}_1^T\tilde{\omega}_1\right)^{\frac{\beta+1}{2}} \\ &\quad - \frac{1}{4}\delta_{n2}\tilde{\omega}_2^T\tilde{\omega}_2 + \left[\left(\frac{1}{4}\delta_{n2}\tilde{\omega}_2^T\tilde{\omega}_2\right)^{\frac{\beta+1}{2}} - \frac{1}{4}\delta_{n2}\tilde{\omega}_2^T\tilde{\omega}_2\right] - \left(\frac{1}{4}\delta_{n2}\tilde{\omega}_2^T\tilde{\omega}_2\right)^{\frac{\beta+1}{2}} \\ &\quad + \frac{1}{2}(r_{\xi_1} + 1)\varepsilon_{1m}^2 + \frac{1}{2}(r_{\xi_2} + 1)\varepsilon_{2m}^2 + \frac{1}{2}\delta_{n1}\|\omega_1^*\| + \frac{1}{2}\delta_{n2}\|\omega_2^*\| + \sigma_2 \\ &\leq -\rho_f L_v^{\frac{\beta+1}{2}} + \Delta, \end{aligned} \quad (31)$$

其中, $\rho_f = \min\{2^{\frac{\beta+1}{2}}k_{fi}, (\frac{2}{r_{\xi_i}})^{\frac{\beta+1}{2}}r_{\xi_i}\zeta_{fi}, (\frac{1}{2}r_i\delta_{ni})^{\frac{\beta+1}{2}}\}$, $i = 1, 2$ 为正的常数, $\Delta = \frac{1}{2}(r_{\xi_1} + 1)\varepsilon_{1m}^2 + \frac{1}{2}(r_{\xi_2} + 1)\varepsilon_{2m}^2 + \frac{1}{2}\delta_{n1}\|\omega_1^*\| + \frac{1}{2}\delta_{n2}\|\omega_2^*\| + 2 + \sigma_2$ 为正的有界常数.

根据文献 [29] 分析可知, 对于 $\forall 0 < \vartheta < 1$, 以下不等式成立:

$$\dot{L}_v \leq -\vartheta\rho_f L_v^{\frac{\beta+1}{2}} - (1-\vartheta)\rho_f L_v^{\frac{\beta+1}{2}} + \Delta. \quad (32)$$

定义 $\Omega_{L_v} = \{L_v | L_v^{\frac{\beta+1}{2}} > \frac{\Delta}{(1-\vartheta)\rho_f}\}$, $\bar{\Omega}_{L_v} = \{L_v | L_v^{\frac{\beta+1}{2}} \leq \frac{\Delta}{(1-\vartheta)\rho_f}\}$. 假设 $L_v \in \Omega_{L_v}$, 式 (32) 可写为

$$\dot{L}_v \leq -\vartheta\rho_f L_v^{\frac{\beta+1}{2}}. \quad (33)$$

对其求积分可得

$$\int_0^t \frac{\dot{L}_v}{L_v^{\frac{\beta+1}{2}}} d\tau \leq -\int_0^t \vartheta\rho_f d\tau. \quad (34)$$

求解上述方程得到

$$\frac{2}{1-\beta}L_v^{\frac{1-\beta}{2}}(t) - \frac{2}{1-\beta}L_v^{\frac{1-\beta}{2}}(0) \leq -\vartheta\rho_f t, \quad (35)$$

其中 $L_v(0)$ 为李雅普诺夫函数 L_v 的初值. 定义 $T_r = \frac{2}{\vartheta\rho_f(1-\beta)}[L_v^{\frac{1-\beta}{2}}(0) - (\frac{\Delta}{(1-\vartheta)\rho_f})^{\frac{1-\beta}{2}}]$, 通过式 (35) 可知 $L_v \in \bar{\Omega}_{L_v}, \forall t \geq T_r$.

若 L_v 满足 $L_v \in \bar{\Omega}_{L_v}$, 根据上述分析可知 L_v 不会超出 $\bar{\Omega}_{L_v}$, 即 L_v 在 T_r 内收敛至 $\bar{\Omega}_{L_v}$.

考虑误差 z_1 的有界性, 根据式 (10) 可知满足假设 2 的过载跟踪误差 \tilde{x}_1 的最大值不会超出 $\pm\phi(t)$ 范围.

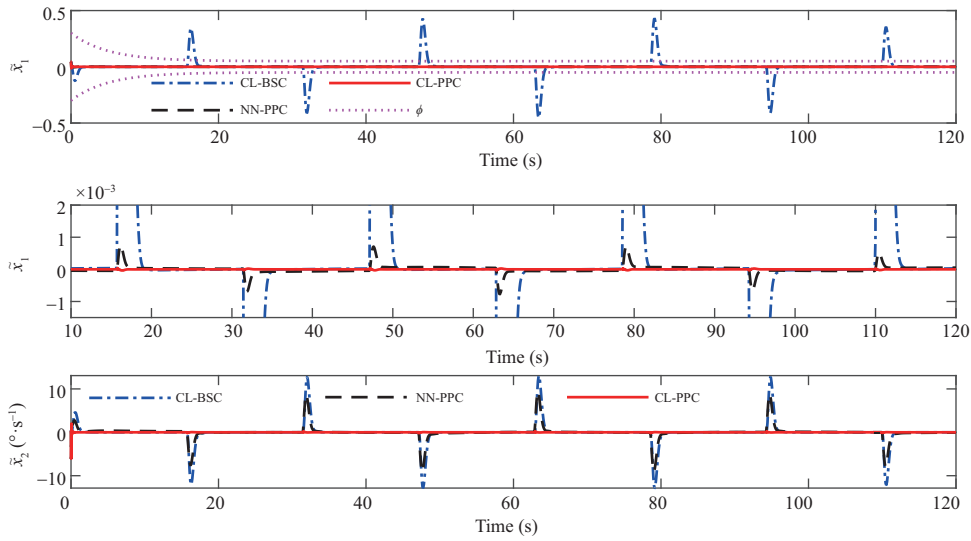


图 2 (网络版彩图) 系统跟踪误差
Figure 2 (Color online) System tracking error

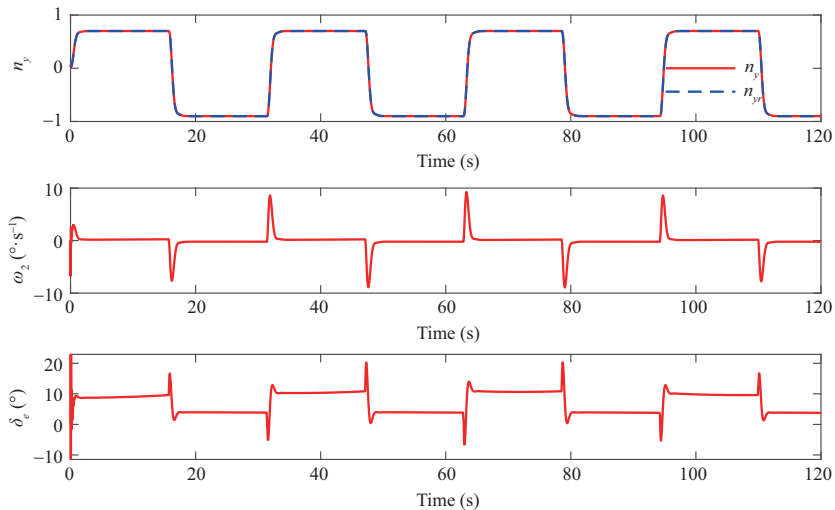


图 3 (网络版彩图) 系统状态与控制输入
Figure 3 (Color online) System states and control inputs

5 仿真验证

给定过载指令为幅值在 $[-0.9, 0.7]$ 之间, 周期为 31.4 s 的方波信号, 并将信号经过滤波器得到平滑的参考信号 n_{yr} . 系统初始状态设置为 $\gamma_0 = 0^\circ$, $\alpha_0 = 3.67^\circ$, $\omega_{z0} = 0^\circ/\text{s}$.

对于过载预设性能跟踪, 选取预设性能函数为 $\phi(t) = 0.25e^{-0.2t} + 0.05$. 控制律参数选择为 $k_1 = 2$, $k_2 = 25$, $k_{f1} = 0.2$, $k_{f2} = 0.1$, $\beta = 0.5$. 神经网络权重更新律参数设置为 $r_1 = 40$, $r_2 = 1$, $r_{\xi_1} = 40$, $r_{\xi_2} = 5$, $\delta_{n_1} = \delta_{n_2} = 0.001$. 对于平行估计模型, 选取参数 $\zeta_1 = 10$, $\zeta_2 = 5$, $\zeta_{f1} = \zeta_{f2} = 0.2$. 针对 f_{z1} 的估计神经网络节点数为 $25 (5 \times 5)$, 网络输入为航迹角、攻角; 针对 f_2 的估计神经网络节点数

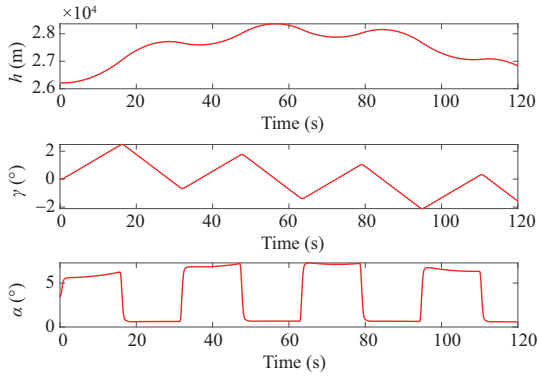


图 4 (网络版彩图) 飞行器高度、航迹角与攻角
 Figure 4 (Color online) Altitude, FPA, and AOA of the flight vehicle

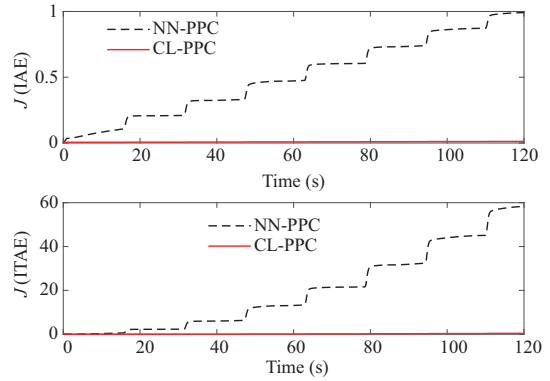


图 5 (网络版彩图) 控制性能指标
 Figure 5 (Color online) Control performance index

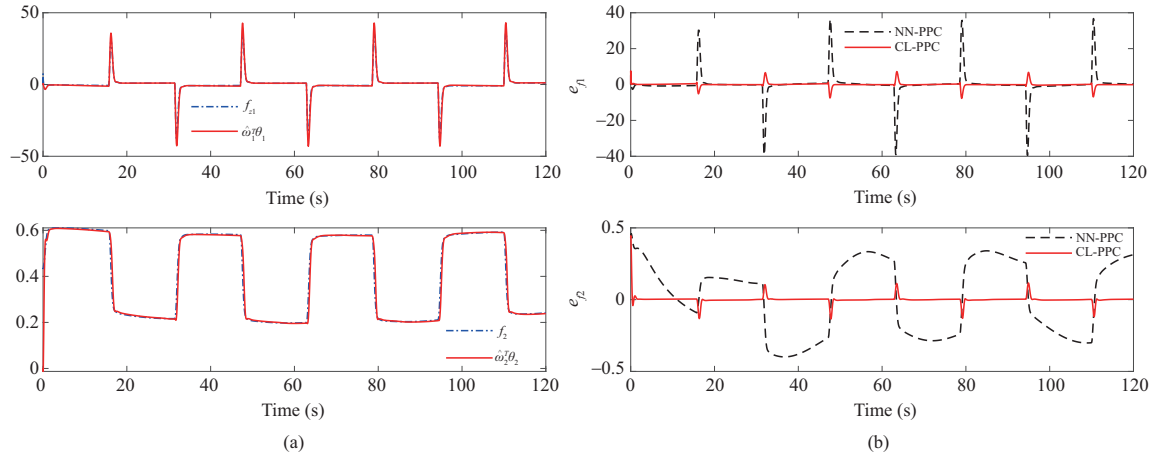


图 6 (网络版彩图) (a) 神经网络估计和 (b) 神经网络估计误差
 Figure 6 (Color online) (a) NN estimation and (b) NN estimation error

为 75 ($5 \times 5 \times 3$), 网络输入为航迹角、攻角、俯仰角速度. 神经网络基函数选取高斯 (Gauss) 函数 $\Theta_j = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{\|X_{in}-h_j\|}{2\omega_j^2})$, $j = 1, 2, \dots, N_i$, 其中 X_{in} 为输入向量, h_j 表示第 j 个基函数的中心向量 (网络节点中心), 分别针对相应的网络输入在适当的区间内均匀分布, $\omega_1 = \omega_3 = 2$ 表示基函数分布方差. 针对速度控制, 选取油门 PID 控制律为 $\Phi = 0.5e_V + 0.05 \int e_V + 0.01\dot{e}_V$, 其中, $e_V = V - V_d$, V_d 为速度指令.

为验证所设计方法的有效性, 在仿真中设置对比如下: (1) 本文所设计控制律标记为 “CL-PPC”; (2) 采用有限时间复合学习但未采用预设性能设计的方法标记为 “CL-BSC”; (3) 采用传统神经网络更新律的预设性能控制 (即式 (19) 与 (26) 中未引入预测误差项 $r_{\xi_i} \xi_i$) 标记为 “NN-PPC”. 仿真结果如图 2 和 3 所示.

图 2 给出了系统状态跟踪误差响应. 可见所设计预设性能控制律通过误差变换保证了过载跟踪误差始终满足 $\pm\phi(t)$ 边界约束条件, 误差最大幅值出现在初始时刻, 约为 0.048, 在 20 s 后的机动飞行响应中稳态误差量级为 10^{-5} , 而不采用预设性能控制时, 过载误差最大幅值为 0.45, 且在 20 s 后的

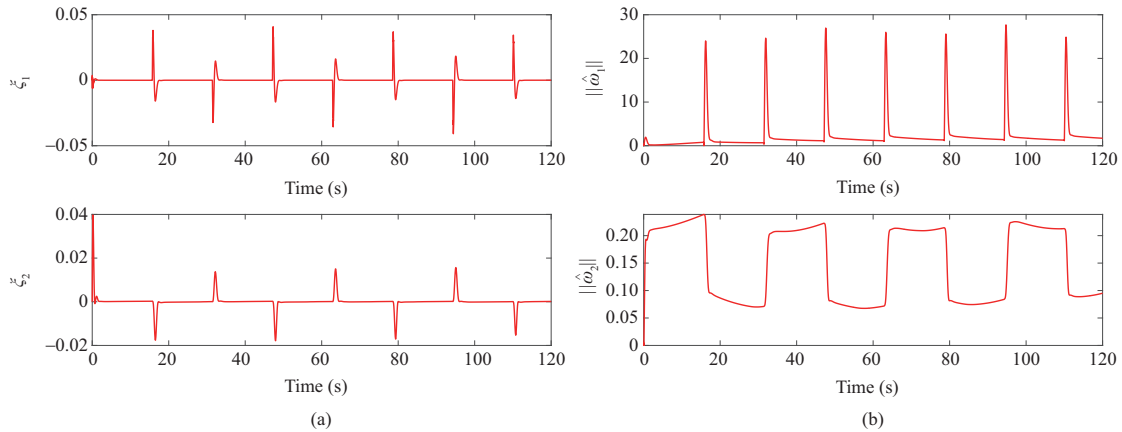


图 7 (网络版彩图) (a) 预测误差和 (b) 神经网络权重范数
 Figure 7 (Color online) (a) Prediction error and (b) NN weights norm

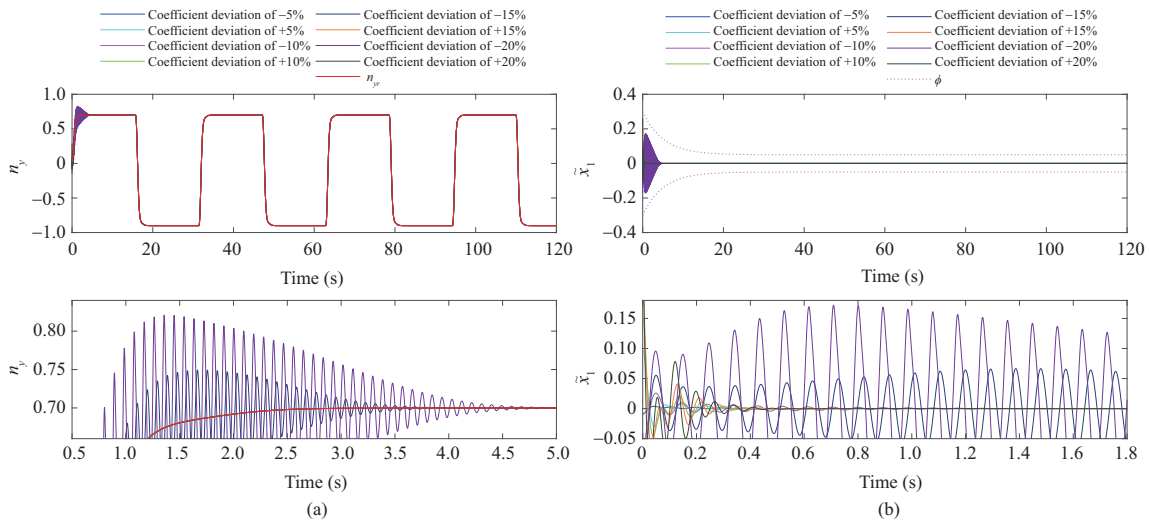


图 8 (网络版彩图) 气动拉偏下的 (a) 过载跟踪响应和 (b) 过载跟踪误差响应
 Figure 8 (Color online) Overload tracking response (a) and overload tracking error (b) under coefficient deviation

飞行响应中多次超出预设稳态误差边界, 该结果表明所设计的预设性能控制方案保证了给定的过载约束条件, 且相比未考虑约束的控制策略能够提升机动飞行下的过载跟踪动态与稳态性能. 同时, 尽管 NN-PPC 能够保证误差 \tilde{x}_1 的约束, 其相比于 CL-PPC 的误差幅值更大. 图 3 给出了系统状态及控制输入响应. 图 4 给出了飞行器高度、航迹角与攻角响应. 所设计的控制律保证了过载方波指令的跟踪, 且飞行器各状态量响应均在合理范围内, 在给定的过载指令下, 高度进行了一定范围内的持续机动, 航迹角、攻角、俯仰角速度均随之动态变化. 为表征跟踪性能, 定义控制性能指标为 $J(\text{IAE}) = \int_0^T \|\bar{E}(t)\| dt$ 与 $J(\text{ITAE}) = \int_0^T t \|\bar{E}(t)\| dt$, 其中 $\bar{E} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2]^T$. 图 5 给出了相应的性能指标响应, 可见复合学习控制策略下, 控制性能指标优于采用传统神经网络权重更新律的控制器.

定义神经网络估计误差 $e_{f_1} = f_{z1} - \hat{\omega}_1^T \theta_1$, $e_{f_2} = f_2 - \hat{\omega}_2^T \theta_2$. 图 6(a) 和 (b) 分别给出了神经网络对非线性函数的估计响应和估计误差响应. 可见所设计的有限时间复合学习策略实现了对非线性函数 f_{z1} 与 f_2 的在线估计, 复合学习误差幅值更小且保持在 0 附近, 而当过载指令变化时, NN-PPC 方案

的估计误差无法有效收敛, 表明所设计有限时间复合学习方案具备更好的学习性能. 综合图 6(b) 与图 2 可知, 所设计控制策略能够实现对 f_{z1} 与 f_{z2} 的在线估计并进一步保证跟踪控制性能, 体现了复合学习策略的有效性. 图 7(a) 和 (b) 给出了预测误差 ξ_i 及神经网络权重范数响应, 随着系统状态变化, 预测误差进行了动态调整, 为神经网络更新提供了学习性能评价信息.

图 8(a) 和 (b) 进一步测试了气动拉偏下的控制性能. 在仿真测试中, 针对升力系数、阻力系数与俯仰力矩系数分别设置拉偏范围从 $\pm 5\%$ 到 $\pm 20\%$, 测试结果表明在上述拉偏范围内, 过载跟踪误差仍满足给定的预设性能限制要求, 拉偏范围增大可能导致跟踪误差幅值较大, 过载最大幅值约 0.83 g.

6 结论

本文考虑高超声速飞行器的过载跟踪控制需求, 给出了一类有限时间复合学习预设性能控制策略. 为处理过载系统动力学中的模型不确定性, 应用神经网络对其进行在线学习, 引入平行估计模型构造神经网络预测误差, 结合跟踪误差给出了复合学习权重更新律. 基于学习结果构造前馈补偿, 结合有限时间预设性能控制实现了过载跟踪. 仿真结果表明, 所设计的控制器可以实现更好的学习和过载跟踪性能. 在未来研究工作中, 本文方法可进一步与增量学习等技术相结合, 在系统状态超出神经网络学习的有效范围时自主增加节点, 提升适应性与泛化能力.

参考文献

- 1 闫杰, 于云峰, 凡永华. 吸气式高超声速飞行器控制技术. 西安: 西北工业大学出版社, 2015
- 2 Xu B, Shi Z K. An overview on flight dynamics and control approaches for hypersonic vehicles. *Sci China Inf Sci*, 2015, 58: 070201
- 3 Hughes H, Wu F. H_∞ LPV state feedback control for flexible hypersonic vehicle longitudinal dynamics. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 2010
- 4 Xu H J, Mirmirani M D, Ioannou P A. Adaptive sliding mode control design for a hypersonic flight vehicle. *J Guid Control Dynam*, 2004, 27: 829–838
- 5 Sigthorsson D, Serrani A, Bolender M, et al. LPV control design for over-actuated hypersonic vehicles models. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*, 2009
- 6 Guo Y Y, Yan T, Xu B, et al. Asymmetric integral BLF based state-constrained flight control using NN and DOB. *Int J Robust Nonlinear*, 2022, 32: 3021–3038
- 7 Dong C Y, Liu Y, Wang Q. Adaptive backstepping controller design for hypersonic vehicle with limited angle-of-attack. *J Astronaut*, 2020, 41: 174–181 [董朝阳, 刘扬, 王青. 带攻角约束的高超声速飞行器自适应反步控制器设计. *宇航学报*, 2020, 41: 174–181]
- 8 Xu B, Wang X, Shi Z K. Robust adaptive neural control of nonminimum phase hypersonic vehicle model. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 2021, 51: 1107–1115
- 9 Gibson T, Annaswamy A. Adaptive control of hypersonic vehicles in the presence of thrust and actuator uncertainties. In: *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, 2008
- 10 Zong Q, Wang F, Tian B L, et al. Robust adaptive dynamic surface control design for a flexible air-breathing hypersonic vehicle with input constraints and uncertainty. *Nonlinear Dynam*, 2014, 78: 289–315
- 11 Wang X, Xu B. Robust adaptive control of hypersonic flight vehicle with aero-servo-elastic effect. *IEEE Trans Aero Elec Sys*, 2023, 59: 1955–1964
- 12 An H, Wu Q Q, Wang G, et al. Adaptive compound control of air-breathing hypersonic vehicles. *IEEE Trans Aero Elec Sys*, 2020, 56: 4519–4532
- 13 Basin M V, Yu P, Shtessel Y B. Hypersonic missile adaptive sliding mode control using finite-and fixed-time observers. *IEEE Trans Ind Electron*, 2018, 65: 930–941
- 14 Wang F, Li Y P, Zhou C, et al. Composite practically fixed time controller design for a hypersonic vehicle with multisource uncertainty and actuator fault. *IEEE Trans Aero Elec Sys*, 2021, 57: 4375–4389

- 15 Li Y P, Wang F, Zhou C. Prescribed performance filter backstepping control of hypersonic vehicle with full state constraints. *Acta Aero Astronaut Sin*, 2020, 41: 623857 [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. *航空学报*, 2020, 41: 623857]
- 16 Zong Q, Dong Q, Wang F, et al. Super twisting sliding mode control for a flexible air-breathing hypersonic vehicle based on disturbance observer. *Sci China Inf Sci*, 2015, 7: 070207
- 17 Guo J G, Lu N B, Zhou J. Fuzzy control of finite time attitude coupling in hypersonic vehicles. *Acta Aero Astronaut Sin*, 2020, 41: 623838 [郭建国, 鲁宁波, 周军. 高超声速飞行器有限时间耦合模糊控制. *航空学报*, 2020, 41: 623838]
- 18 Sun J L, Yi J Q, Pu Z Q, et al. Adaptive fuzzy nonsmooth backstepping output-feedback control for hypersonic vehicles with finite-time convergence. *IEEE Trans Fuzzy Syst*, 2020, 28: 2320–2334
- 19 Shin J. Adaptive dynamic surface control for a hypersonic aircraft using neural networks. *IEEE Trans Aero Elec Sys*, 2017, 53: 2277–2289
- 20 Cheng Y X, Xu B, Hong R. Switching control of combined power aerospace vehicles for wide-area flight. *Sci Sin Inform*, 2022, 52: 1687–1710 [程怡新, 许斌, 洪锐. 面向宽域飞行的组合动力空天飞行器切换控制. *中国科学: 信息科学*, 2022, 52: 1687–1710]
- 21 Xu B, Wang X. Time-scale decomposition based intelligent control of flexible hypersonic flight vehicle. *Acta Aero Astronaut Sin*, 2020, 41: 624387 [许斌, 王霞. 基于时标分解的弹性高超声速飞行器智能控制. *航空学报*, 2020, 41: 624387]
- 22 Guo Y Y, Xu B. Finite-time deterministic learning command filtered control for hypersonic flight vehicle. *IEEE Trans Aero Elec Sys*, 2022, 58: 4214–4225
- 23 Guo Y Y, Xu B, Zhang R. Terminal sliding mode control of MEMS gyroscopes with finite-time learning. *IEEE Trans Neur Net Lear*, 2021, 32: 4490–4498
- 24 Lee C H, He S M, Hong J H. Investigation on physical meaning of three-loop autopilot. *Int J Control Autom*, 2020, 18: 2709–2720
- 25 Bi Y T, Wang Y H, Yao Y. Attitude control design of missiles with dual control based on model predictive control and active disturbance rejection control. *J Astronaut*, 2015, 36: 1373–1383 [毕永涛, 王宇航, 姚郁. 直/气复合控制导弹的模型预测和自抗扰姿态控制设计. *宇航学报*, 2015, 36: 1373–1383]
- 26 Lee J, Cho N, Kim Y. Analysis of missile longitudinal autopilot based on the state-dependent Riccati equation method. *J Guid Control Dynam*, 2019, 42: 2183–2196
- 27 Parker J T, Serrani A, Yurkovich S, et al. Control-oriented modeling of an air-breathing hypersonic vehicle. *J Guid Control Dynam*, 2007, 30: 856–869
- 28 Levant A. Robust exact differentiation via sliding mode technique. *Automatica*, 1998, 34: 379–384
- 29 Wang F, Chen B, Lin C, et al. Adaptive neural network finite-time output feedback control of quantized nonlinear systems. *IEEE Trans Cybern*, 2018, 48: 1839–1848

Robust control for hypersonic flight vehicle overload tracking under dynamics uncertainties

Yuyan GUO^{1*} & Yuan LIU²

1. *School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;*

2. *School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China*

* Corresponding author. E-mail: yuyanguo@scut.edu.cn

Abstract Considering the overload tracking of hypersonic flight vehicles, the nonlinear system dynamics model consisting of the overload and the pitch rate is established. Furthermore, the finite-time (FT) prescribed performance control is designed to guarantee overload tracking performance and accuracy. Considering the model uncertainties in the transformed system, a neural network (NN) is utilized to estimate the unknown functions. To improve the NN learning, the prediction error that indicates the learning performance is constructed via a serial-parallel estimation model (SPEM). Furthermore, the composite learning law is proposed using the tracking error and the prediction error. The FT stability of the system is proven via the Lyapunov function approach. Simulation results demonstrate that the proposed method can achieve the online estimation of the unknown functions in the dynamics, and guarantee the accurate overload tracking performance.

Keywords hypersonic flight vehicle, overload tracking control, finite-time control, composite learning, prescribed performance control