

DOI: 10.7652/xjtuxb201706005

面向高超声速飞行器的 新型复合神经网络预测控制方法

马宇, 蔡远利

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对高超声速飞行器(HV)受外界持续干扰影响以及非对称约束限制的问题,提出了一种基于神经网络的新型复合预测控制方法。首先,为了实现 HV 对攻角和控制信号这 2 类非对称约束的限制,利用多面体不变集处理非对称约束的能力,基于 HV 多个速度和高度的离散点,构建多面体不变集序列,并设计 HV 标称纵向模型(无持续干扰)的标称预测控制器;然后,基于神经网络,设计自适应神经网络干扰观测器估计 HV 的速度、攻角、俯仰角速率 3 个回路的干扰,并获得补偿控制器,有效抑制持续干扰。仿真结果表明:在 HV 受到外界持续干扰以及非对称约束限制的情况下,该方法可保证高度跟踪误差和速度跟踪误差分别收敛到 10^{-4} km 和 10^{-4} km/s 的范围内,而无补偿控制方法的跟踪误差则会大幅度振荡。

关键词: 高超声速飞行器;预测控制;神经网络;多面体不变集

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)06-0028-07

A Novel Composite Model Predictive Control Method Based on Neural Network for Hypersonic Vehicles

MA Yu, CAI Yuanli

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A novel composite model predictive control method based on neural network is proposed for a constrained hypersonic vehicle (HV) in the presence of external persistent disturbances and restriction of asymmetric constraints. Firstly, a stable polyhedral invariant set is constructed based on multiple discrete points of velocity and height of HV, and the ability of the set to deal with asymmetric constraint is used to limit asymmetric constraints of control signals and angle of attack. A nominal predictive controller for the nominal longitudinal theoretical model of HV without external persistent disturbances is designed. Secondly, an adaptive neural network disturbance observer is designed, and the observer is used to estimate the disturbances in loops of velocity, angle of attack and pitch rate. An auxiliary compensation controller of the nominal predictive controller is appended to effectively attenuate the influences of external persistent disturbances. Simulation results show that when HV is affected by persistent disturbances and limitation of asymmetric constraints, the proposed method guarantees the tracking errors for altitude and velocity to converge into sufficiently small ranges of 10^{-4} km and 10^{-4} km/s, respectively, while the tracking errors from the uncompensated control methods are oscillating in large amplitude.

Keywords: hypersonic vehicle; predictive control; neural network; polyhedral invariant set

随着超燃冲压发动机技术的成熟,以超燃冲压发动机为动力的高超声速飞行器(HV)具有马赫数大于 5 的高超声速巡航能力,使洲际快捷旅行和军事快速打击成为可能,比传统的涡轮喷气式飞行器更有军事和商业价值。然而,HV 的机体/发动机一体化设计使空气动力系统和发动机之间存在强耦合,具有强非线性特性,而且在大包线高速飞行时,容易受到外界持续干扰的影响。因此,研究具有抗干扰影响和非对称约束限制的控制系统,对 HV 的发展具有重要意义^[1-2]。

近年来,国内外专家基于 HV 的纵向动力学模型^[3],利用非线性和线性控制方法设计控制系统。例如,文献[4]基于传统的滑模控制方法,设计多输入多输出自适应滑模控制器。然而,该控制器在模型参数扰动较大时,难以保证控制精度,且存在控制量抖振的问题。为此,文献[5-6]通过构造积分链,分别提出了新的自适应高阶动态滑模控制器和连续高阶滑模控制器,在一定程度上获得了出色的抑制抖振效果。此外,其他控制方法,如鲁棒控制^[3,7-8]、自适应控制^[9]、动态逆控制^[10]、反演控制^[11-12]和滑模预测控制^[13]等,都被应用到 HV 控制器设计中。然而,在 HV 受到外界强干扰时,上述方法只能采用缓慢的反馈机制来抑制干扰,牺牲了标称控制性能。为此,文献[14]提出一种基于非线性干扰观测器的复合控制方法,直接抑制外界干扰,在一定程度上避免了标称控制性能的损失。此外,考虑到 HV 的控制执行机构的物理限制以及攻角对超燃冲压发动机进气的影响,必须在控制系统设计时限制控制量和攻角的大小。因此,文献[15]采用额外的辅助系统处理 HV 的控制约束,提出一种新型的自适应神经网络控制器,在控制限制的条件下,获得了良好的跟踪性能。借鉴鲁棒预测控制方法^[16]显式处理系统约束的优点,文献[17]引入非线性干扰观测器,提出一种复合鲁棒预测控制器,同时解决了 HV 的约束处理和持续干扰抑制的问题,但该控制器采用的鲁棒预测控制方法只能处理对称约束,且在线计算量大。为了克服该控制器的缺陷,本文提出了一种新型复合神经网络预测控制方法(NNMPC)。首先,借鉴多面体不变集序列处理非对称约束的能力^[18-19],设计基于 HV 线性化模型的标称预测控制器。其次,在传统的非线性干扰观测器的基础上,结合神经网络的非线性逼近能力,设计自适应神经网络干扰观测器。通过估计 HV 各回路的持续干扰,

获得干扰补偿控制器,弥补了标称预测控制器所欠缺的持续干扰抑制能力。

1 模型描述

本文所采用的 HV 纵向动力学模型^[4]为

$$\left. \begin{aligned} \dot{V} &= (T \cos \alpha - D) / m - \mu \sin \gamma / r^2 + d_1 \\ \dot{\gamma} &= (L + T \sin \alpha) / (mV) - (\mu - V^2 r) \cos \gamma / (V r^2) + d_2 \\ \dot{h} &= V \sin \gamma + d_3 \\ \dot{\alpha} &= q - \dot{\gamma} + d_4 \\ \dot{q} &= M / I + d_5 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: V, h, γ, α, q 分别为 HV 的速度、高度、航迹角、攻角、俯仰角速率; $d_1 \sim d_5$ 为持续干扰,且理论上 $d_2, d_3 = 0$; I, m, μ, r 分别表示飞行器转动惯量、质量、引力常数及飞行器离地心的距离,且 $r = h + R$, R 为地球半径; L 为升力, $L = 0.5 \rho V^2 S C_L(\alpha)$, 其中 ρ 为空气密度, S 为飞行器参考面积, $C_L(\alpha)$ 为升力系数; D 为阻力, $D = 0.5 \rho V^2 S C_D(\alpha)$, 其中 $C_D(\alpha)$ 为阻力系数; T 为推力, $T = 0.5 \rho V^2 S C_T(\beta)$, 其中 β 为节流阀设定值, $C_T(\beta)$ 为推力系数; M 为气动力矩, $M = 0.5 \rho V^2 S \bar{c} [C_M(\alpha) + C_M(\delta_e, \alpha) + C_M(q)]$, 其中 $\bar{c}$ 为平均空气动力弦, δ_e 为升降舵偏转角,且假设 $C_M(\delta_e, \alpha) = C_{M,1}(\alpha) + C_{M,2}(\delta_e)$ 。HV 的 2 个控制输入(β 和 δ_e)通过 T 和 M 控制纵向动力学模型式(1)中的状态变量。此外,鉴于 HV 的控制机构和超燃冲压发动机对控制输入和攻角的限制,合理的系统约束为

$$\left. \begin{aligned} -8^\circ &\leq \alpha \leq 8^\circ \\ 0 &\leq \beta \leq 3 \\ -20^\circ &\leq \delta_e \leq 20^\circ \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

2 控制器设计与分析

2.1 问题描述

为了便于设计控制器,本文设状态向量为 $\mathbf{x} = [V, \gamma, h, \alpha, q]^T$, 控制输入向量为 $\mathbf{u} = [\beta, \delta_e]^T$, 持续干扰向量为 $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_5]^T$, 则受式(2)约束限制的 HV 纵向动力学模型(式(1))可近似为一个多输入多输出(MIMO)的约束非线性系统

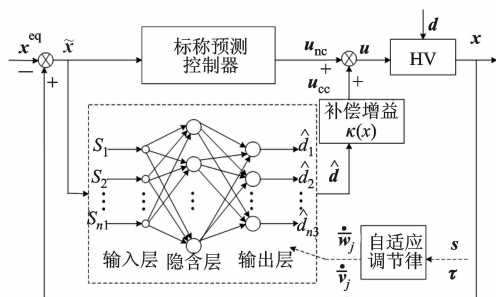
$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}(\mathbf{x})\mathbf{u} + \mathbf{p}\mathbf{d} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_5]^T$; $x_{\min} \leq x_4 \leq x_{\max}$; $\mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max}$; $x_{\min} = -8^\circ$; $x_{\max} = 8^\circ$; $\mathbf{u}_{\min} = [0, -20/57.3]^T$; $\mathbf{u}_{\max} = [0, 20/57.3]^T$; $\mathbf{p}$ 为单位矩阵 $\mathbf{I}_{5 \times 5}$;

$$f(x) = \begin{bmatrix} -D/m - \mu \sin \gamma / r^2 \\ L/(mV) - (\mu - V^2 r) \cos \gamma / (Vr^2) \\ V \sin \gamma \\ q - L/(mV) + (\mu - V^2 r) \cos \gamma / (Vr^2) \\ \rho V^2 S \bar{c} [C_M(\alpha) + C_M(q) + C_{M,1}(\alpha)] / (2I) \end{bmatrix} = [f_1(x), f_2(x), f_3(x), f_4(x), f_5(x)]^T \quad (4)$$

$$g(x)u = \begin{bmatrix} T \cos \alpha / m & 0 \\ T \sin \alpha / (mV) & 0 \\ 0 & 0 \\ -T \sin \alpha / (mV) & 0 \\ 0 & \rho V^2 S \bar{c} C_{M,2}(\delta_e) / (2I) \end{bmatrix} \quad (5)$$

本文所提的 HV 控制系统结构如图 1 所示。首先,针对无干扰的标称系统,引用多面体不变集定理^[18-19],设计标称预测控制器 u_{nc} ;然后,考虑到单一的标称预测控制器不能保持 HV 在受到外界持续干扰情况下的控制稳定性,且损失标称控制性能,因而本文借鉴神经网络的非线性逼近和快速学习能力,通过构造自适应神经网络干扰观测器来获得非线性干扰模型式(3)中各回路的干扰估计值 $\hat{d}$,结合补偿增益 $\kappa(x)$,将 $u_{cc} = \kappa(x)\hat{d}$ 作为补偿控制器,构成复合控制器 $u = u_{nc} + u_{cc}$,从而在不损失标称控制性能的情况下,达到抑制干扰的目的。



x^{eq} : HV 在平衡点处的状态向量; $\bar{x}$: 平移状态向量; $s = [S_1, \dots, S_{n_1}]^T$:

神经网络的输入; $\tau = p^T(\bar{x} - z)$, 其中 z 为自适应神经网络干扰

观测器的状态变量; w : 神经网络权值矩阵 W 的第 i 列向量;

v : 神经网络权值矩阵 $\bar{V}$ 的第 j 行向量

图1 HV 的控制系统结构

2.2 基于多面体不变集的标称预测控制器

考虑标称非线性系统

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (6)$$

设平移状态向量和平移控制输入分别为 $\bar{x} = x - x^{eq}$ 和 $\bar{u} = u - u^{eq}$, (x^{eq}, u^{eq}) 为平衡点。系统(6)近似为一个局部线性系统^[20]

$$\bar{x}(k+1) = A\bar{x}(k) + B\bar{u}(k) \quad (7)$$

式中: $\bar{x} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_5]^T$; $\bar{x}_{\min} \leq \bar{x}_4 \leq \bar{x}_{\max}$; $\bar{u}_{\min} \leq \bar{u}$

$\leq \bar{u}_{\max}$; $B = g(x^{eq})$; $A = [a_1, a_2, \dots, a_5]^T$, $a_i = \nabla f_i(x^{eq}) + (f_i(x^{eq}) - (x^{eq})^T \nabla f_i(x^{eq})) x^{eq} / \|x^{eq}\|^2$, 其中 $\nabla f_i(x^{eq})$ 为 f_i 在 x^{eq} 的梯度向量值; $\bar{x}_{\min} = x_{\min} - x_4^{eq}$, $\bar{x}_{\max} = x_{\max} - x_4^{eq}$, $\bar{u}_{\min} = u_{\min} - u^{eq}$, $\bar{u}_{\max} = u_{\max} - u^{eq}$ 。

考虑如下性能指标

$$J_{\infty}(k) = \sum_{i=0}^{\infty} [\|\bar{x}(k+i/k)\|_Q^2 + \|\bar{u}(k+i/k)\|_R^2] \quad (8)$$

式中: $Q \geq 0$ 和 $R > 0$ 为对称的权系数矩阵。本文利用多面体不变集序列处理非对称约束的能力, 引用离线预测控制方法^[19]设计 HV 的标称控制器。稳定的多面体不变集构造过程见引理 1。

引理 1^[18] 考虑约束系统式(7), 采用鲁棒预测控制方法^[16]获得满足 min-max 性能指标式(8)和系统对称约束的状态反馈增益 K 。进而, 给定非对称约束 $G\bar{x} \leq b$, 通过如下循环迭代方法, 构建使系统稳定的多面体不变集 $Z = \{\bar{x} | G\bar{x} \leq b\}$, 即当 k 时刻状态 $\bar{x}(k) \in Z$, 则 $\bar{x}(k+i) \in Z, \forall i = 1, 2, \dots, \infty$ 。多面体不变集的构建步骤如下。

(1) 设 $l=1, (G_l, b_l)$ 为 (G, b) 的第 l 行, 求解

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\bar{x}} W_l \\ & \text{s. t. } W_l = G_l(A+BK)\bar{x} - b_l \\ & G\bar{x} \leq b \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中, 在 $W_l \leq 0$ 时, 约束 $G_l(A+BK)\bar{x} \leq b_l$ 是 (G, b) 的冗余约束, 否则, 必须将其加到 (G, b) 中, 即 $G = [G^T, (G_l(A+BK))^T]^T, b = [b^T, b_l^T]^T$ 。

(2) 令 $l=l+1$, 返回上一步, 迭代终止条件是 l 大于新构建约束 (G, b) 的行数。

根据引理 1, 本文提出的 NN MPC 算法的标称预测控制器设计步骤如下。

(1) 离线部分。合理地选择多个状态 $\bar{x}_i (i=1, 2, \dots, N)$, 满足 $\bar{x}_i$ 比 $\bar{x}_{i+1}$ 到原点的距离更大的要求。针对各状态 $\bar{x}_i$, 根据引理 1, 获得状态反馈增益 K_i 。进而, 系统式(7)的约束可改写为一般形式 $G_i\bar{x} \leq b_i$, 其中 $G_i = [C^T, -C^T, K_i^T, -K_i^T]^T, C = [0, 0, 0, 1, 0]^T, b_i = [\bar{x}_{\max}^T, -\bar{x}_{\min}^T, \bar{u}_{\max}^T, -\bar{u}_{\min}^T]^T$ 。循环迭代引理 1 的步骤(1)和(2), 构建多面体不变集 $Z_i = \{\bar{x} | G_i\bar{x} \leq b_i\}$, 且 $\bar{x}_i$ 的合理选择保证 $Z_{i+1} \subset Z_i$, 保存 $\{K_i, Z_i\}$ 。

(2) 在线部分。在 k 时刻, 原点向当前状态 $\bar{x}(k)$ 做投影, 与包含 $\bar{x}(k)$ 的最小多面体不变集 $Z_i (i \neq N)$ 以及 Z_{i+1} 分别交于 $P_i(k)$ 和 $P_{i+1}(k)$ 。对应的标

称控制量为 $\bar{u} = (a_i(k)\mathbf{K}_i + (1-a_i(k))\mathbf{K}_{i+1})\bar{\mathbf{x}}(k)$, 其中 $a_i(k) = \|\bar{\mathbf{x}}(k) - \mathbf{P}_{i+1}(k)\|_2 / \|\mathbf{P}_i(k) - \mathbf{P}_{i+1}(k)\|_2$ 。此外,若 $i=N$, $\bar{u} = \mathbf{K}_N\bar{\mathbf{x}}(k)$ 。

2.3 自适应神经网络干扰观测器的补偿控制

在HV巡航飞行阶段, γ 很小,且 $\beta < 1$ 。因此,为了便于自适应神经网络干扰观测器的设计,约束非线性系统式(3)可描述为

$$\dot{\bar{\mathbf{x}}} = \bar{\mathbf{f}}(\bar{\mathbf{x}})\bar{\mathbf{x}} + \mathbf{g}(\bar{\mathbf{x}})\mathbf{u} + \mathbf{p}\mathbf{d} \quad (10)$$

本文设计如下自适应神经网络干扰观测器

$$\dot{\bar{\mathbf{z}}} = \lambda(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{z}}) + \bar{\mathbf{f}}(\bar{\mathbf{x}})\bar{\mathbf{x}} + \mathbf{g}(\bar{\mathbf{x}})\mathbf{u} + \mathbf{p}\hat{\mathbf{d}} \quad (11)$$

式中: $\bar{\mathbf{z}}$ 为干扰观测器的状态变量; $\lambda > 0$ 为固定增益参数。图1中神经网络的输出,即干扰估计 $\hat{\mathbf{d}}$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{d}} = \bar{\mathbf{W}}^T \phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) \quad (12)$$

式中: $\mathbf{s} = [1, \bar{\mathbf{x}}^T]^T$ 为神经网络的输入; $\bar{\mathbf{V}} \in \mathbf{R}^{n_1 \times n_2}$ 、 $\bar{\mathbf{W}} \in \mathbf{R}^{(n_2+1) \times n_3}$ 分别表示自适应调整的权值矩阵,且设 $\bar{\mathbf{w}}_i$ 为 $\bar{\mathbf{W}}$ 的第 i 列向量, $\bar{\mathbf{v}}_j$ 为 $\bar{\mathbf{V}}$ 的第 j 行向量, $\bar{\mathbf{v}}_p$ 为 $\bar{\mathbf{V}}$ 的第 p 列向量;激活函数 $\phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) = [1, \phi_1, \dots, \phi_i, \dots, \phi_{n_2+1}]^T$, $\phi_i = 1/(1 + \exp(-\bar{\mathbf{v}}_p^T \mathbf{s}))$ 。

假设1 根据神经网络逼近定理,存在有界的最优权值矩阵 $\bar{\mathbf{V}}^*$ 和 $\bar{\mathbf{W}}^*$, 满足 $\|\bar{\mathbf{v}}_j^*\| \leq \Gamma_{v_j}^2$, $\|\bar{\mathbf{w}}_i^*\| \leq \Gamma_{w_i}^2$ 。因此, $\mathbf{d}^* = \bar{\mathbf{W}}^{*T} \phi(\bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s})$ 成为 $\mathbf{d}$ 的最优估计,可表示为

$$\mathbf{d} = \mathbf{d}^* + \boldsymbol{\varepsilon} = \bar{\mathbf{W}}^{*T} \phi(\bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (13)$$

式中:估计误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 满足 $\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \leq \bar{\varepsilon}$, $\bar{\varepsilon}$ 为误差上界。

设 $\tilde{\mathbf{V}} = \bar{\mathbf{V}}^* - \bar{\mathbf{V}}$ 和 $\tilde{\mathbf{W}} = \bar{\mathbf{W}}^* - \bar{\mathbf{W}}$ 为权值矩阵的估计误差,因此神经网络的干扰估计误差为

$$\tilde{\mathbf{d}} = \mathbf{d} - \hat{\mathbf{d}} = \bar{\mathbf{W}}^{*T} \phi(\bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s}) - \bar{\mathbf{W}}^T \phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (14)$$

考虑到 $\phi(\bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s}) = \phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) + \phi' \tilde{\mathbf{V}}^T \mathbf{s} + O_H$, ϕ' 和 O_H 分别为 $\phi(\bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s})$ 的导数和泰勒展开式中的高阶项,因此 $\tilde{\mathbf{d}}$ 可进一步表示为

$$\tilde{\mathbf{d}} = \tilde{\mathbf{W}}^T \phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) + \bar{\mathbf{W}}^T \phi' \tilde{\mathbf{V}}^T \mathbf{s} - \tilde{\mathbf{W}}^T \phi' \bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s} + \boldsymbol{\Delta} \quad (15)$$

式中: $\boldsymbol{\Delta} = \tilde{\mathbf{W}}^T \phi' \bar{\mathbf{V}}^{*T} \mathbf{s} + \bar{\mathbf{W}}^{*T} O_H + \boldsymbol{\varepsilon}$ 。

针对式(11),设干扰观测误差 $\mathbf{e}_d = \bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{z}}$, 通过式(10)减式(11),可得干扰观测动态系统

$$\dot{\mathbf{e}}_d + \lambda \mathbf{e}_d = \mathbf{p}\tilde{\mathbf{d}} \quad (16)$$

式中: $\dot{\mathbf{e}}_d$ 为观测误差的一阶导数。

假设2 式(15)的估计误差项 $\boldsymbol{\Delta}$ 和干扰观测误差 $\mathbf{e}_d$ 有界,且存在一个常量 ξ , 使 $\mathbf{e}_d^T \boldsymbol{\Delta} \leq \xi$ 。

定理1 针对存在持续干扰的约束非线性系统式(3)以及干扰观测动态系统式(16),设神经网络权值 $\bar{\mathbf{W}}$ 和 $\bar{\mathbf{V}}$ 的自适应调节律为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\bar{\mathbf{w}}}_i &= -\dot{\bar{\mathbf{w}}}_i = \eta_1 [\phi(\bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s}) \boldsymbol{\tau}_m - \phi' \bar{\mathbf{V}}^T \mathbf{s} \boldsymbol{\tau}_m - \theta_1 \bar{\mathbf{w}}_i] \\ \dot{\bar{\mathbf{v}}}_j &= -\dot{\bar{\mathbf{v}}}_j = \eta_2 [\mathbf{s}_n (\boldsymbol{\tau}^T \bar{\mathbf{W}}^T \phi') - \theta_2 \bar{\mathbf{v}}_j] \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

式中: $\boldsymbol{\tau} = \mathbf{p}^T \mathbf{e}_d$; $\boldsymbol{\tau}_m$ 为 $\boldsymbol{\tau}$ 的第 m 项; $\mathbf{s}_n$ 为 $\mathbf{s}$ 的第 n 项; η_1 和 θ_1 为给定的参数, $l=1,2$ 。在满足假设1和2的条件下,保证干扰观测动态系统(16)稳定。此外,根据合适补偿增益

$$\kappa(\mathbf{x}) = -[\mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}\mathbf{g}]^{-1}\mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}\mathbf{p} \quad (18)$$

式中: $\bar{\mathbf{f}} \triangleq \bar{\mathbf{f}}(\bar{\mathbf{x}})$; $\mathbf{g} \triangleq \mathbf{g}(\bar{\mathbf{x}})$; $\mathbf{C}_0$ 为单位矩阵 $\mathbf{I}_{5 \times 5}$; $\mathbf{K}$ 为状态反馈控制增益。从而,构建标称预测控制器 $\mathbf{u}_{nc}$ 的补偿控制器 $\mathbf{u}_{cc} = \kappa(\mathbf{x})\hat{\mathbf{d}}$, 达到对持续干扰抑制的目的,且 $\mathbf{u} = \mathbf{u}_{nc} + \mathbf{u}_{cc}$ 保证 $\mathbf{y}_0 = \mathbf{C}_0 \mathbf{x}$ 收敛到平衡点 $\mathbf{x}^{eq}$ 附近极小的领域内。

证明 对于干扰观测动态系统式(16),本文定义如下 Lyapunov 函数

$$V(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}}) = \frac{1}{2} \mathbf{e}_d^T \mathbf{e}_d + \frac{1}{2\eta_1} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}}) + \frac{1}{2\eta_2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{V}}^T) \quad (19)$$

考虑到 $\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}) = \sum_{i=1}^{n_3} \bar{\mathbf{w}}_i^T \dot{\bar{\mathbf{w}}}_i$, $\text{tr}(\dot{\tilde{\mathbf{V}}} \tilde{\mathbf{V}}^T) = \sum_{j=1}^{n_1} \dot{\bar{\mathbf{v}}}_j \bar{\mathbf{v}}_j^T$, 对 $V(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}})$ 求导,并将式(15)~(17)代入,可得

$$\begin{aligned} \dot{V}(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}}) &= \mathbf{e}_d^T (-\lambda \mathbf{e}_d + \mathbf{p}\tilde{\mathbf{d}}) + \frac{1}{\eta_1} \sum_{i=1}^{n_3} \bar{\mathbf{w}}_i^T \dot{\bar{\mathbf{w}}}_i + \\ &\quad \frac{1}{\eta_2} \sum_{j=1}^{n_1} \dot{\bar{\mathbf{v}}}_j \bar{\mathbf{v}}_j^T = -\lambda \|\mathbf{e}_d\|^2 + \mathbf{e}_d^T \boldsymbol{\Delta} + \\ &\quad \theta_1 \sum_{i=1}^{n_3} \bar{\mathbf{w}}_i^T \bar{\mathbf{w}}_i + \theta_2 \sum_{j=1}^{n_1} \bar{\mathbf{v}}_j \bar{\mathbf{v}}_j^T \end{aligned} \quad (20)$$

由于 $2\bar{\mathbf{w}}_i^T \bar{\mathbf{w}}_i \leq \Gamma_{w_i}^2 - \|\bar{\mathbf{w}}_i\|^2$, $2\bar{\mathbf{v}}_j \bar{\mathbf{v}}_j^T \leq \Gamma_{v_j}^2 - \|\bar{\mathbf{v}}_j\|^2$, 因此在满足假设1和2的条件下,得到以下关系

$$\begin{aligned} \dot{V}(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}}) &\leq -\lambda \|\mathbf{e}_d\|^2 - \frac{1}{2} \left(\theta_1 \sum_{i=1}^{n_3} \|\bar{\mathbf{w}}_i\|^2 + \right. \\ &\quad \left. \theta_2 \sum_{j=1}^{n_1} \|\bar{\mathbf{v}}_j\|^2 \right) + \frac{1}{2} \left(\theta_1 \sum_{i=1}^{n_3} \Gamma_{w_i}^2 + \theta_2 \sum_{j=1}^{n_1} \Gamma_{v_j}^2 \right) + \xi \end{aligned} \quad (21)$$

设 $\sigma = \theta_1 \sum_{i=1}^{n_3} \Gamma_{w_i}^2 + \theta_2 \sum_{j=1}^{n_1} \Gamma_{v_j}^2 + 2\xi$, 选择合适的参数,使得 $\text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \tilde{\mathbf{W}}) > \sigma/\theta_1$, $\text{tr}(\tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{V}}^T) > \sigma/\theta_2$, $\|\mathbf{e}_d\|^2 > \sigma/(2\lambda)$ 中任一不等式成立,则 $\dot{V}(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}}) \leq 0$, 即 Lyapunov 函数 $V(\mathbf{e}_d, \bar{\mathbf{W}}, \bar{\mathbf{V}})$ 单调递减,证明干扰观测动态系统(16)稳定, $\mathbf{e}_d$ 趋于某一稳定值。

将 $\mathbf{u} = \mathbf{u}_{nc} + \mathbf{u}_{cc}$ 代入非线性系统式(10),可得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= (\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})\mathbf{x} - \mathbf{g}(\mathbf{K}\mathbf{x}^{eq} - \mathbf{u}^{eq}) + \\ &\quad (\mathbf{g}\kappa(\mathbf{x}) + \mathbf{p})\mathbf{d} - \mathbf{g}\kappa(\mathbf{x})\tilde{\mathbf{d}} \end{aligned} \quad (22)$$

因此, $\mathbf{y}_0$ 可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_0 &= \mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}\mathbf{g}(\mathbf{K}\mathbf{x}^{eq} - \mathbf{u}^{eq}) - \\ &\quad \mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}(\mathbf{g}\kappa(\mathbf{x}) + \mathbf{p})\mathbf{d} + \mathbf{C}_0(\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1}\mathbf{g}\kappa(\mathbf{x})\tilde{\mathbf{d}} \end{aligned} \quad (23)$$

HV 处于平衡点 $(\mathbf{x}^{\text{eq}}, \mathbf{u}^{\text{eq}})$, 满足 $\mathbf{u}^{\text{eq}} = \mathbf{g}^{-1} \bar{\mathbf{f}} \mathbf{x}^{\text{eq}}$, 将此条件与式(18)代入 $\mathbf{g}\mathbf{x}(\mathbf{x}) + \mathbf{p}$, 结果为 0。此外, 基于算法 1, 文献[19]中的定理 3 已经证明系统式(7)稳定, 且 $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{\mathbf{x}} = 0$ 。本文已证明干扰观测动态系统(16)稳定, 且 $\mathbf{e}_d$ 趋于某一稳定值, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{\mathbf{e}}_d = 0$ 。因此, 当 $t \rightarrow \infty$ 时

$$\mathbf{y}_0(\infty) = \mathbf{C}_0 \mathbf{x}^{\text{eq}} - \mathbf{C}_0 (\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1} \lambda \mathbf{e}_d \quad (24)$$

假设跟踪误差向量 $\boldsymbol{\zeta} = -\mathbf{C}_0 (\bar{\mathbf{f}} + \mathbf{g}\mathbf{K})^{-1} \lambda \mathbf{e}_d$, 且存在一个常量 $\bar{\zeta} > 0$, 使得 $\|\boldsymbol{\zeta}\| \leq \bar{\zeta}$ 。因此, $\mathbf{y}_0(\infty) = \mathbf{C}_0 \mathbf{x}^{\text{eq}} + \boldsymbol{\zeta}$, 证明 $\mathbf{u}_{\text{cc}}$ 有效地抑制持续干扰, 且 $\mathbf{u}$ 保证 $\mathbf{y}_0 = \mathbf{C}_0 \mathbf{x}$ 收敛到 $\mathbf{x}^{\text{eq}}$ 附近极小的领域内 $\varphi = \{\mathbf{x} | \mathbf{C}_0 \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{\text{eq}}\| \leq \bar{\zeta}\}$ 。

3 仿真结果与分析

为了验证本文所提方法的有效性, 针对高超声速飞行器模型(式(1)), 在 MATLAB/Simulink 仿真平台, 采用四阶 Runge-Kutta 方法设计仿真实验, 在约束限制式(2)及持续干扰存在的情况下, 使 HV 跟踪给定的速度和高度的动态轨迹。当 HV 处于某一巡航飞行阶段时, 其马赫数为 15, $V = 4\,590.3 \text{ m/s}$, $h = 33\,528 \text{ m}$, $\gamma = 0^\circ$, $\alpha = 1.789\,5^\circ$, $q = 0 \text{ rad/s}$, 则 HV 的 $C_L(\alpha)$ 、 $C_D(\alpha)$ 等气动系数可简化为

$$\left. \begin{aligned} C_L(\alpha) &= 0.620\,3\alpha \\ C_D(\alpha) &= 0.645\alpha^2 + 0.004\,337\,8\alpha + 0.003\,772 \\ C_T(\beta) &= \begin{cases} 0.025\,76\beta, & \beta < 1 \\ 0.022\,4 + 0.003\,36\beta, & \beta > 1 \end{cases} \\ C_M(\alpha) &= -0.035\alpha^2 + 0.036\,617\alpha + 5.326\,1 \times 10^{-6} \\ C_M(q) &= (\bar{c}/2V)q(-6.796\alpha^2 + 0.301\,5\alpha - 0.228\,9) \\ C_M(\delta_e) &= c_e(\delta_e - \alpha), \\ \{C_{M,1}(\alpha) &= -c_e\alpha, C_{M,2}(\delta_e) = c_e\delta_e\} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

式(10)中 $\bar{\mathbf{f}}(\mathbf{x})$ 的表达式详见文献[18], 其他动力学模型的参数 μ 、 m 、 S 等的取值详见文献[4]。

本文的初始速度和高度分别为 $V(0) = 4\,484.8 \text{ m/s}$, $h(0) = 33\,400.4 \text{ m}$, 给定的速度 V_r 和高度 h_r 的参考轨迹由二阶滤波器给出, 即 $V_r = \omega_v^2 V_c / (s^2 + 2\xi_v \omega_v s + \omega_v^2)$, $h_r = \omega_h^2 h_c / (s^2 + 2\xi_h \omega_h s + \omega_h^2)$, $\omega_v = \omega_h = 0.2$, $\xi_v = \xi_h = 0.95$ 。为了避免初始控制量超出给定约束, 一般设参考轨迹的初始值为 HV 的初始值。

表 1 8 个离散状态点的平移速度和平移高度的取值

i	1	2	3	4	5	6	7	8
$\tilde{V}_i/\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$	-440	-380	-330	-250	-195	-150	-105	-75
$\tilde{h}_i/\text{m}$	-330	-280	-250	-200	-140	-100	-55	-30

然而, 本文所提方法显式地处理非对称约束问题, 可有效地避免初始控制量超界, 因此设其初始值为 $V_r(0) = 4\,541.5 \text{ m/s}$ 和 $h_r(0) = 33\,465.5 \text{ m}$, 输入指令为 $V_c = 4\,590.3 \text{ m/s}$ 和 $h_c = 33\,528 \text{ m}$ 。此外, 在 HV 模型中, 设额外未知的持续干扰为: 当 $t \geq 45 \text{ s}$ 时, $d_1 = -8$; 当 $t \geq 60 \text{ s}$ 时, $d_4 = 0.05$, $d_5 = 0.08 + 0.1 \sin(0.2\pi t + \pi)$ 。

对速度和高度参考轨迹的跟踪结果如表 1 所示, 在本文算法中, 仅选择 V 和 h 这 2 个状态量的离散点。设性能指标式(8)中 $\mathbf{Q} = \text{diag}\{1, 0.1, 1, 0.1, 0.1\}$, $\mathbf{R} = \text{diag}\{50, 50\}$, 通过算法 1 的离线部分, 获得 $\mathbf{K}_i$ 及其对应的多面体不变集 $Z_i = \{\bar{\mathbf{x}} | \mathbf{G}_i \bar{\mathbf{x}} \leq \mathbf{b}_i\}$, $i = 1, 2, \dots, 8$ 。图 2 是逐层嵌套的 Z_i 在速度和高度二维坐标平面的投影。

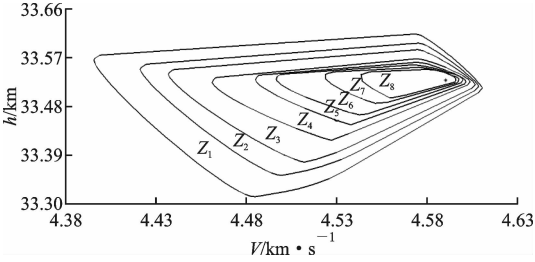


图 2 8 个多面体不变集 Z_i ($i = 1, 2, \dots, 8$) 在速度和高度二维坐标平面的投影

考虑到神经网络干扰观测器的参数设置的重要性, 本文设神经网络的单隐层节点数 $n_2 = 11$, 输入和输出维数 $n_1 = 6$ 、 $n_3 = 5$ 。权值矩阵 $\bar{\mathbf{W}}$ 和 $\bar{\mathbf{V}}$ 的初始值为 0, 其自适应调节律式(17)的参数分别为 $\eta_1 = \eta_2 = 250$ 、 $\theta_1 = 0.25$ 和 $\theta_2 = 0.01$ 。此外, 设干扰观测动态系统(16)的增益参数 $\lambda = 0.01$ 。

为了验证本文所提方法(NNMPC)的优越性, 在相同的仿真条件下, 采用无干扰补偿项的离线预测控制(PMPC)方法和自适应滑模控制(ASMC)^[4]方法进行对比分析, 结果如图 3 和图 4 所示。由图 3 可见, 与 ASMC 方法相比, NNMPC 和 PMPC 方法不仅能够使 HV 更快地跟踪速度和高度的参考轨迹, 而且跟踪曲线平滑。在 HV 受到持续干扰影响后, 由于 NNMPC 的补偿控制器对持续干扰的有效抑制, NNMPC 仍能够保持对参考轨迹的稳定跟踪, 有效地抑制干扰。然而, PMPC 和 ASMC 方法不再保持对参考轨迹的精确跟踪, 甚至跟踪曲线偏

离参考轨迹,且存在大幅振荡。如图 4 所示,在跟踪过程中,3 种方法都能限制攻角、节流阀设定值和升降舵偏转角在给定约束范围内,但 NN MPC 和 PMPC 方法可直接地处理系统的约束要求,从而避免 ASMC 方法所需的调整参数过程。此外,因为 NN MPC 方法的补偿控制器是由合适的补偿增益和持续干扰的估计值构成,所以随着持续干扰的变化,图 4a 和图 4b 所示的控制信号会有波动,特别是升降舵偏转角。同样,在持续干扰影响下,如图 4c 的攻角曲线所示,对比其他 2 种方法大幅度波动的响应曲线,NN MPC 方法能够保证攻角在极小幅度内波动,并且趋于稳定。

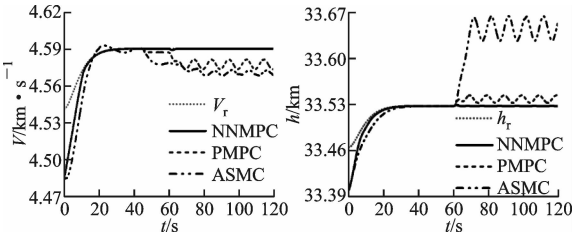


图 3 跟踪曲线

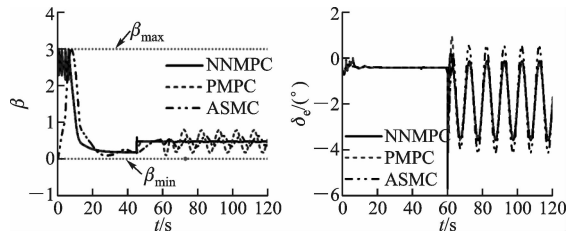


图 4 控制信号及攻角响应曲线

图 5a~5c 是自适应神经网络对速度、攻角、俯仰角速率 3 个回路持续干扰的估计值。由于自适应神经网络的权值初始值设为 0,需要在线自适应调整,因此在起始时刻,存在一个调整过程,在 10 s 之后,神经网络可以较为准确地估计实际干扰。当 $t > 68$ s 时,图 5d 验证了 $y_0(\infty) = C_0 x^{eq} + \zeta$ 中的 ζ 有界,且存在一个极小的值 $\bar{\zeta} = 0.45$,满足 $\|\zeta\| \leq \bar{\zeta}$ 。因此,在持续干扰的影响下,HV 的速度和高度仍能

稳定地跟踪参考轨迹,跟踪误差有界且极小。此外,如图 6 的神经网络权值自适应变化曲线所示,本文设计的自适应调节律能够保证权值 $\|\bar{w}_i\|$ 和 $\|\bar{v}_j\|$ 趋于稳定的有界值。

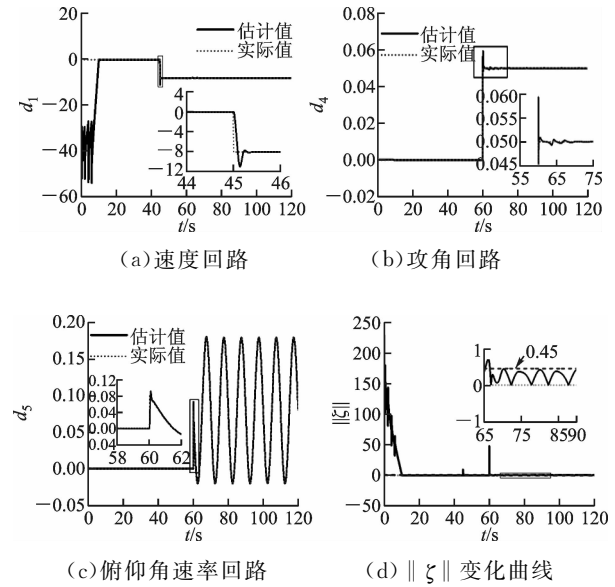


图 5 持续干扰的实际值和估计值以及 $\|\zeta\|$ 变化曲线

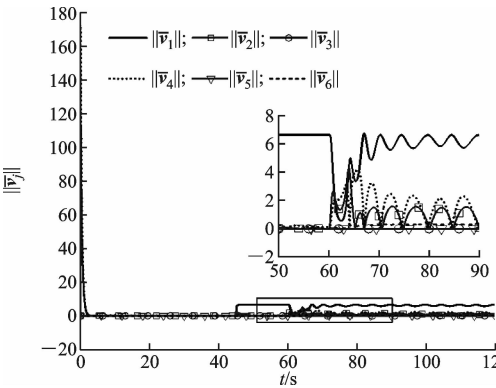
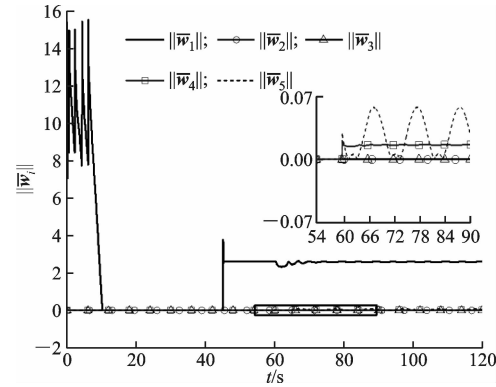


图 6 神经网络权值 $\|\bar{w}_i\|$ 和 $\|\bar{v}_j\|$ 的自适应变化曲线

综上所述,本文所提的 NN MPC 方法具有抑制

持续干扰和处理非对称约束的能力,当存在持续干扰和给定非对称约束时,保证对参考轨迹的稳定跟踪,且损失较少的标称跟踪性能。

4 结 论

本文针对 HV 的纵向模型,提出一种基于多面体不变集序列并结合预测控制和自适应神经网络干扰观测器的复合预测控制方法。一方面,本文方法利用多面体不变集序列对非对称约束的处理能力,实现 HV 对攻角、节流阀设定值和升降舵偏转角幅值的限制;另一方面,本文方法通过自适应神经网络干扰观测器对持续干扰的估计,构造补偿控制量,有效地抑制了持续干扰所带来的影响。最后,仿真验证了本文方法以牺牲较少的标称跟踪性能为代价,稳定地跟踪高度和速度的参考轨迹。

参考文献:

- [1] FIDAN B, MIRMIRANI M, IOANNOU P A. Flight dynamics and control of air-breathing hypersonic vehicles: review and new directions [C]//12th AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies. Reston, VA, USA: AIAA, 2003: 1-24.
- [2] RODRIGUEZ A A, DICKESON J J, CIFDALOZ O, et al. Modeling and control of scramjet-powered hypersonic vehicles: challenges, trends, and tradeoffs [C]//AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit. Reston, VA, USA: AIAA, 2008: 1-40.
- [3] WANG Qian, STENGEL R F. Robust nonlinear control of a hypersonic aircraft [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2000, 23(4): 577-585.
- [4] XU Haojian, MIRMIRANI M D, IOANNOU P A. Adaptive sliding mode control design for a hypersonic flight vehicle [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2004, 27(5): 829-838.
- [5] ZONG Qun, WANG Jie, TAO Yang. Adaptive high-order dynamic sliding mode control for a flexible air-breathing hypersonic vehicle [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2013, 23(15): 1718-1736.
- [6] WANG Jie, ZONG Qun, SU Rui, et al. Continuous high order sliding mode controller design for a flexible air-breathing hypersonic vehicle [J]. ISA Transactions, 2014, 53(3): 690-698.
- [7] MARRISON C I, STENGEL R F. Design of robust

- control systems for a hypersonic aircraft [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1998, 21(1): 58-63.
- [8] SIGTHORSSON D, JANKOVSKY P, SERRANI A, et al. Robust linear output feedback control of an air-breathing hypersonic vehicle [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2008, 31(4): 1052-1066.
- [9] FIORENTINI L, SERRANI A. Adaptive restricted trajectory tracking for a non-minimum phase hypersonic vehicle model [J]. Automatica, 2012, 48(7): 1248-1261.
- [10] WAN Jing, WANG Qian, AI Jianliang. Dynamic inversion-based control system of a hypersonic vehicle with model uncertainty [C]//The 18th AIAA/3AF International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference. Reston, VA, USA: AIAA, 2012: 24-28.
- [11] 高道祥, 孙增圻, 杜天容. 高超声速飞行器基于 Backstepping 的离散控制器设计 [J]. 控制与决策, 2009, 24(3): 459-463.
GAO Daoxiang, SUN Zengqi, DU Tianrong. Discrete-time controller design for hypersonic vehicle via backstepping [J]. Control and Decision, 2009, 24(3): 459-463.
- [12] FIORENTINI L, SERRANI A, BOLENDER M A, et al. Nonlinear robust adaptive control of flexible air-breathing hypersonic vehicles [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2009, 32(2): 402-417.
- [13] 高海燕, 蔡远利. 高超声速飞行器的滑模预测控制方法 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(1): 67-72.
GAO Haiyan, CAI Yuanli. Sliding mode predictive control for hypersonic vehicle [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(1): 67-72.
- [14] YANG Jun, ZHAO Zhenhua, LI Shihua, et al. Composite predictive flight control for airbreathing hypersonic vehicles [J]. International Journal of Control, 2014, 87(9): 1970-1984.
- [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] KOTHARE M V, BALAKRISHNAN V, MORARI M. Robust constrained model predictive control using linear matrix inequalities [J]. Automatica, 1996, 32(10): 1361-1379.

(下转第 65 页)