

基于RBF神经网络的自适应反演大机动飞行控制器设计

冯福沁^{1,2}, 张胜修¹, 曹立佳¹, 王林旭¹, 赵炜²

(1. 第二炮兵工程大学控制工程系, 西安 710025; 2. 中国人民解放军96317部队, 江西 宜春 336000)

摘要: 针对飞行器在大机动飞行过程中气动参数不确定、外部未知干扰因素较多及系统建模可能存在误差等问题, 设计了一种基于RBF神经网络的非线性自适应反演控制器。飞行器大机动飞行过程中的广义不确定性由RBF神经网络在线逼近, 神经网络权值矩阵通过自适应律在线更新。反演设计过程中对虚拟控制律的反复求导带来的“项数膨胀”问题, 通过引入一阶滤波器来解决。通过构造Lyapunov函数, 证明了闭环系统所有信号均有界, 并且跟踪误差指数收敛到零的一个小邻域内。对某飞行器进行了大机动飞行仿真, 结果表明该控制器具有良好的跟踪效果和鲁棒性。

关键词: RBF神经网络; 自适应反演; 大机动飞行

中图分类号: V249.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)05-0063-06

Design of Adaptive Backstepping Controller for High Maneuvering Flight Based on RBF Neural Network

FENG Fuqin^{1,2}, ZHANG Shengxiu¹, CAO Lijia¹, WANG Linxu¹, ZHAO Wei²

(1. Department of Control Engineering, The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. No. 96317 Unit of PLA, Yichun 336000, China)

Abstract: In view of such problems of aircraft in high maneuvering flight as the uncertain aerodynamic parameters, so many unknown external interference factors and possible errors in system modeling, a nonlinear adaptive backstepping controller based on RBF neural network was designed. The generalized uncertainty of aircraft in high maneuvering flight was online approximated by RBF neural network, and the weight matrix of neural network was online updated by adaptive law. The “terms explosion” problem in backstepping design caused by repeated derivation of the virtual control law was solved through introducing a first order filter. By construction of Lyapunov function, it was proved that all signals in the closed-loop system were bounded and the tracking error was converged to a small neighborhood around zero. High maneuvering flight simulation of some aircraft was carried out, and results showed that the designed controller has good tracking effectiveness and robustness.

Key words: RBF neural network; adaptive backstepping; high maneuvering flight

0 引言

在大机动飞行过程中, 飞行器各通道间耦合严重, 其动态模型中气动参数也可能出现大范围的变化, 外部未知干扰也有较大的不确定性。通过参数自适应估计方法仅能处理可参数化的不确定性, 但外界未知干扰难以用系统参数不确定性来表示, 并且系统建模也

可能存在一定的误差, 这些因素的存在可能对系统的控制性能产生一定的影响。

近年来, 反演法(Backstepping)^[1] 在非线性和控制领域得到了广泛应用, 其控制律则通过Lyapunov稳定性理论和构造中间虚拟控制信号逐步回推得出, 保证闭环系统稳定。随着智能控制理论的发展, 模糊控制、神经网络控制与反演法结合设计非线性系统自适应控制器的研究成果大量涌现^[2-6]。

由于神经网络通过基函数, 如径向基函数(Radial Basis Function, RBF)、小波基函数(Wavelets Basis Function)等和权值更新对任意连续非线性函数具有万能逼近^[7]性质, 因此, 利用神经网络对系统未知不确定性进

收稿日期: 2012-05-11 修回日期: 2012-06-13

基金项目: 装备技术基础项目(EPI14054)

作者简介: 冯福沁(1985—), 男, 湖北谷城人, 硕士生, 研究方向为飞行器控制与仿真。

行逼近,结合反演法设计具有强鲁棒性的智能自适应控制器^[8-11]不失为一种解决问题十分有效的途径。

本文针对飞行器非线性动态模型的串联结构,提出了一种基于RBF神经网络和反演法的自适应大机动飞行控制器设计方法。通过引入一阶低通滤波器^[12-13],避免了设计过程中对虚拟控制律的反复求导带来的项数膨胀(Terms Explosion)问题,降低了控制律的复杂性,减小了计算量,利于保证系统的实时性。由于RBF神经网络具有运算量小、学习速度快、自适应能力强等特点,本文将参数不确定性、外部未知干扰以及系统建模误差等作为广义不确定性,利用RBF神经网络在线逼近。利用系统状态误差、神经网络权值估计误差以及滤波误差构造Lyapunov函数,具有形式简洁、规范的特点。为了验证方法的有效性,结合具体飞行器进行了仿真,验证了该控制器具有良好的控制效果。

1 问题描述

本文研究对象为控制舵面“十”字型配置的有翼飞行器,控制目的是在飞行末段进行大俯仰角机动,实现对控制指令的跟踪。故选取滚转角 ϕ 、俯仰角 θ 与侧滑角 β 作为角度状态变量;绕机体轴的滚转角速度

$$f_2(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} c_1 p q + c_2 q r + \bar{q} S b (c_3 C_{l,\beta} \beta + c_4 C_{n,\beta} \beta) + \frac{\bar{q} S b^2}{2V} [c_3 (C_{l,p} p + C_{l,r} r) + c_4 (C_{n,p} p + C_{n,r} r)] \\ c_5 p r - c_6 (p^2 - r^2) + c_7 \bar{q} S c (C_{m,0} + C_{m,\alpha} \alpha + C_{m,\dot{\alpha}} \dot{\alpha} + C_{m,\beta} \beta + \frac{C_{m,q} c}{2V} q) \\ c_8 p q - c_1 q r + \bar{q} S b (c_4 C_{l,\beta} \beta + c_9 C_{n,\beta} \beta) + \frac{\bar{q} S b^2}{2V} [c_4 (C_{l,p} p + C_{l,r} r) + c_9 (C_{n,p} p + C_{n,r} r)] \end{bmatrix};$$

$$g_2(x_1) = \bar{q} S \cdot \begin{bmatrix} bc_3 C_{l,\delta_a} + bc_4 C_{n,\delta_a} & 0 & bc_3 C_{l,\delta_r} + bc_4 C_{n,\delta_r} \\ cc_7 C_{m,\delta_a} & cc_7 C_{m,\delta_r} & cc_7 C_{m,\delta_\beta} \\ bc_4 C_{l,\delta_a} + bc_9 C_{n,\delta_a} & 0 & bc_4 C_{l,\delta_r} + bc_9 C_{n,\delta_r} \end{bmatrix}。其中,$$

$f_1(x_1), g_1(x_1)$ 中其余变量为 x_1 的非线性函数,运算过程中其值为通过实时解算得到的值。另有系数 $c_1 = (I_x - I_y + I_z) I_{xz} / \Sigma$; $c_2 = [(I_y - I_z) I_z - I_{xz}^2] / \Sigma$; $c_3 = I_z / \Sigma$; $c_4 = I_{xz} / \Sigma$; $c_5 = (I_z - I_x) / I_y$; $c_6 = I_{xz} / I_y$; $c_7 = 1 / I_y$; $c_8 = [(I_x - I_y) I_x + I_{xz}^2] / \Sigma$; $c_9 = I_x / \Sigma$; $\Sigma = I_x I_z - I_{xz}^2$ 。其中: I_x 、 I_y 和 I_z 分别为各轴向转动惯量; I_{xz} 为惯性积。

为便于阅读,本文将 $f_1(x)$ 简记为 f_1 ,其余类似。

实际飞行过程中,由于气动参数的不确定性, f_1 、 f_2 、 g_2 、 h_1 均不可能精确得知,再考虑系统外界干扰和系统建模误差,式(1)可表示为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1 + g_1 x_2 + \Delta_1 \\ \dot{x}_2 = f_2 + g_2 \delta + \Delta_2 \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δ_1, Δ_2 为系统的广义不确定项; $\Delta_1 = \Delta f_1 + (h_1 +$

p 、俯仰角速度 q 和偏航角速度 r 作为角速度状态变量;虚拟的副翼舵偏角 δ_a 、升降舵偏角 δ_e 和方向舵偏角 δ_r 作为控制输入。即 $x_1 = [\phi \ \theta \ \beta]^T$; $x_2 = [p \ q \ r]^T$; $\delta = [\delta_a \ \delta_e \ \delta_r]^T$ 。则其非线性动态模型可以表示为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(x_1) + g_1(x_1) x_2 + h_1(x_1) \delta \\ \dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2) + g_2(x_1) \delta \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为飞行器质量; g 为重力常数; V 为飞行速度; T 为发动机推力; \bar{q} 为来流动压; S 为特征面积; b 为飞行器翼展; c 为飞行器翼平均气动弦长; C_{*} 分别指与两个下标有关的气动系数; $f_1(x_1) = \frac{1}{mV} [0 \ 0 \ f_{31}]^T$;

$$g_1(x_1) = \begin{bmatrix} 1 & \tan \theta \sin \phi & \tan \theta \cos \phi \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \alpha & 0 & -\cos \alpha \end{bmatrix}; h_1(x_1) = \frac{\bar{q} S}{mV} \cdot \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ C_{Y,\delta_a} & C_{Y,\delta_e} & C_{Y,\delta_r} \end{bmatrix}; f_{31} = \bar{q} S C_{Y,\beta} \beta - T \sin \beta \cos \alpha + mg(\cos \alpha \sin \beta \sin \theta + \cos \beta \sin \phi \cos \theta - \sin \alpha \sin \beta \cos \phi \cdot \cos \theta);$$

$\Delta h_1) \delta + d_1 + e_1$; $\Delta_2 = \Delta f_2 + \Delta g_2 \delta + d_2 + e_2$ Δf_1 ; Δh_1 , Δf_2 , Δg_2 分别为系统参数不确定性引起的非线性不确定项; d_1, d_2 为外界未知干扰; e_1, e_2 为系统建模误差。

2 大机动飞行控制器设计

2.1 RBF神经网络

RBF神经网络是一种单隐层前向神经网络,运算量小,学习收敛速度快,能够任意精度逼近任意非线性光滑函数^[7]。对于一个光滑的非线性函数 $\Delta: \Omega \rightarrow \mathbf{R}^n$, Ω 为 \mathbf{R}^p 上的紧集,存在RBF向量 $h: \mathbf{R}^p \rightarrow \mathbf{R}^m$,神经网络理想权值矩阵 $W^* \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 和任意给定的常数 $\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n]^T, \varepsilon_i > 0$,使得

$$\Delta = W^* h + \varepsilon \quad (3)$$

式中: $h = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_m]^T$; $h_j = \exp(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2})$, $j = 1, 2, \dots, m$; $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 为网络的输入向量;第 j 个节点的中心向量为 $C_j = [c_{j1} \ c_{j2} \ \dots \ c_{jn}]^T$; $b_j > 0$ 为节点 j 的基宽参数; $B = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m]^T$; ε 为有界逼近误差,即

存在正常数 ε_h , 满足 $\|\varepsilon\| \leq \varepsilon_h$ 。理想权值矩阵 \mathbf{W}^* 取为在紧集 Ω 内使得 $\|\varepsilon\|$ 最小的 $\hat{\mathbf{W}}$, 定义为

$$\mathbf{W}^* = \arg \min_{\hat{\mathbf{W}} \in \mathbf{R}^{n \times n}} \left\{ \sup_{x \in \Omega} \|\Delta - \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(x)\| \right\} \quad (4)$$

对于式(2), 利用RBF神经网络逼近系统的广义不确定项 Δ_1, Δ_2 , 有

$$\begin{cases} \Delta_1 = \mathbf{W}_1^{*T} \mathbf{h}_1 + \varepsilon_1 \\ \Delta_2 = \mathbf{W}_2^{*T} \mathbf{h}_2 + \varepsilon_2 \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{W}_i^* 为理想权值矩阵; \mathbf{h}_i 为高斯基函数; ε_i 为逼近误差, 且 $\|\varepsilon_i\| \leq \varepsilon_{ih}, \varepsilon_{ih} > 0, i=1, 2$ 。

文中 $\|\cdot\|$ 表示向量的 Euclid 范数或矩阵的 2-范数。 $\hat{\mathbf{W}}_i$ 为神经网络理想权值 \mathbf{W}_i^* 的估计值, 将由权值自适应律得出, 估计误差为 $\tilde{\mathbf{W}}_i = \hat{\mathbf{W}}_i - \mathbf{W}_i^*, i=1, 2$ 。

2.2 控制器设计

控制器设计的目的是消除广义不确定性的影响, 稳定跟踪控制指令 $\mathbf{x}_{1d} = [\phi_d \ \theta_d \ \beta_d]^T$ 。

假设1 参考指令 $\mathbf{x}_{1d} = [\phi_d \ \theta_d \ \beta_d]^T$ 充分光滑且 $\dot{\mathbf{x}}_{1d}$ 和 $\ddot{\mathbf{x}}_{1d}$ 为有界函数。

假设2 \mathbf{g}_i 非奇异且范数有界。即存在正常数 g_{ih} , 使得 $\|\mathbf{g}_i\| \leq g_{ih}, i=1, 2$ 。

假设3^[14] 神经网络理想权值矩阵 \mathbf{W}_1^* 和 \mathbf{W}_2^* 有界, 即存在正常数 $w_{ih} \in \mathbf{R}$, 满足 $\|\mathbf{W}_i^*\| \leq w_{ih}, i=1, 2$ 。

基于RBF神经网络的自适应反演控制器设计步骤如下。

1) 考虑系统式(2)的第1个子系统

$$\dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{f}_1 + \mathbf{g}_1 \mathbf{x}_2 + \Delta_1 \quad (6)$$

定义角度跟踪误差为

$$\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_{1d} \quad (7)$$

选择式(16)的虚拟控制律 \mathbf{x}_{2d} 为

$$\mathbf{x}_{2d} = \mathbf{g}_1^{-1} [-k_1 \mathbf{z}_1 - \mathbf{f}_1 - \hat{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1 + \dot{\mathbf{x}}_{1d}] \quad (8)$$

式中, $k_1 > 0$ 为控制器设计参数。

权值更新自适应律为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_1 = \Gamma_1 (\mathbf{h}_1 \mathbf{z}_1^T - \sigma_1 \hat{\mathbf{W}}_1) \quad (9)$$

式中: $\Gamma_1 = \Gamma_1^T$ 为正增益矩阵, 决定网络收敛速度; $\sigma_1 > 0$ 为修正因子, 用于提高系统鲁棒性。

从式(8)可以看出 \mathbf{x}_{2d} 是与 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_{1d}, \hat{\mathbf{W}}_1$ 和 $\dot{\mathbf{x}}_{1d}$ 有关的函数, 则有

$$\dot{\mathbf{x}}_{2d} = \frac{\partial \mathbf{x}_{2d}}{\partial \mathbf{x}_1} \dot{\mathbf{x}}_1 + \frac{\partial \mathbf{x}_{2d}}{\partial \mathbf{x}_{1d}} \dot{\mathbf{x}}_{1d} + \frac{\partial \mathbf{x}_{2d}}{\partial \hat{\mathbf{W}}_1} \dot{\hat{\mathbf{W}}}_1 + \frac{\partial \mathbf{x}_{2d}}{\partial \dot{\mathbf{x}}_{1d}} \ddot{\mathbf{x}}_{1d} \quad (10)$$

为避免直接对 \mathbf{x}_{2d} 求导产生的“项数膨胀”问题, 将 \mathbf{x}_{2d} 通过滤波器得到 \mathbf{x}_{2d} 的近似 $\bar{\mathbf{x}}_{2d}$ 及其一阶导数 $\dot{\bar{\mathbf{x}}}_{2d}$, 即令

$$\tau \dot{\bar{\mathbf{x}}}_{2d} + \bar{\mathbf{x}}_{2d} = \mathbf{x}_{2d}, \quad \bar{\mathbf{x}}_{2d}(0) = \mathbf{x}_{2d}(0) \quad (11)$$

式中, $\tau > 0$ 为滤波器时间常数。

可见, 由于引入了滤波器, 可以大大减小计算量, 简化控制律。

2) 考虑系统式(2)的第2个子系统

$$\dot{\mathbf{x}}_2 = \mathbf{f}_2 + \mathbf{g}_2 \delta + \Delta_2 \quad (12)$$

定义角速度误差为

$$\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2 - \bar{\mathbf{x}}_{2d} \quad (13)$$

系统式(12)的控制律 δ 选取为

$$\delta = \mathbf{g}_2^{-1} [-k_2 \mathbf{z}_2 - \mathbf{f}_2 - \hat{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2 - \mathbf{g}_1^T \mathbf{z}_1 + \dot{\bar{\mathbf{x}}}_{2d}] \quad (14)$$

式中, $k_2 > 0$ 为控制器设计参数。

权值更新自适应律为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_2 = \Gamma_2 (\mathbf{h}_2 \mathbf{z}_2^T - \sigma_2 \hat{\mathbf{W}}_2) \quad (15)$$

其中, 各参数定义同式(9)情况。

由于本文研究对象舵面为“十”字型配置, 所以将得到的虚拟控制舵面信号 δ 转换为

$$\delta = \begin{bmatrix} \delta_a \\ \delta_e \\ \delta_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} = \mathbf{T} \mathbf{u} \quad (16)$$

式中, \mathbf{u} 为飞行器实际舵面。

系统式(2)的控制器由控制律式(14)、虚拟控制律式(8)、权值更新矩阵式(9)、式(15)以及舵面转换算法式(16)组成。图1所示为基于RBF神经网络的自适应反演大机动飞行控制器结构。

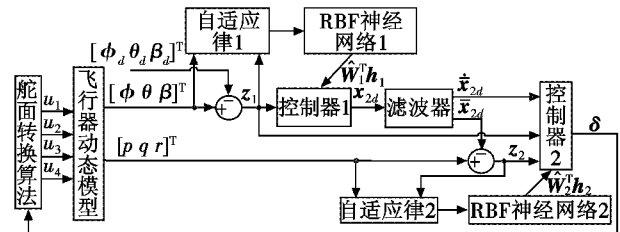


图1 大机动飞行控制器结构图

Fig. 1 Structure of high maneuvering flight controller

2.3 闭环系统稳定性分析

由于引入了滤波器, 滤波误差为

$$\mathbf{z}_{2d} = \bar{\mathbf{x}}_{2d} - \mathbf{x}_{2d} \quad (17)$$

对 \mathbf{z}_{2d} 求导, 得

$$\dot{\mathbf{z}}_{2d} = \dot{\bar{\mathbf{x}}}_{2d} - \dot{\mathbf{x}}_{2d} = -\tau^{-1} \mathbf{z}_{2d} - \dot{\mathbf{x}}_{2d} \quad (18)$$

考虑滤波误差, 对 \mathbf{z}_1 求导, 得

$$\dot{\mathbf{z}}_1 = \dot{\mathbf{x}}_1 - \dot{\mathbf{x}}_{1d} = -k_1 \mathbf{z}_1 - \tilde{\mathbf{W}}_1^T \mathbf{h}_1 + \varepsilon_1 + \mathbf{g}_1 \mathbf{z}_2 + \mathbf{g}_1 \mathbf{z}_{2d} \quad (19)$$

对 \mathbf{z}_2 求导, 得

$$\dot{\mathbf{z}}_2 = \dot{\mathbf{x}}_2 - \dot{\bar{\mathbf{x}}}_{2d} = -k_2 \mathbf{z}_2 - \tilde{\mathbf{W}}_2^T \mathbf{h}_2 - \mathbf{g}_1^T \mathbf{z}_1 + \varepsilon_2 \quad (20)$$

考虑如下 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \mathbf{z}_i^T \mathbf{z}_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{\Gamma}_i^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_i) + \frac{1}{2} \mathbf{z}_{2d}^T \mathbf{z}_{2d} \quad (21)$$

注意到 $\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i = \dot{\hat{\mathbf{W}}}_i - \dot{\mathbf{W}}_i^* = \dot{\hat{\mathbf{W}}}_i, i=1,2$ 。并且由矩阵性质 $\text{tr}(\mathbf{b}\mathbf{a}^T) = \mathbf{a}^T \mathbf{b}$ (其中, \mathbf{a}, \mathbf{b} 为维数适当的向量), 对其求导, 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \sum_{i=1}^2 \mathbf{z}_i^T \dot{\mathbf{z}}_i + \sum_{i=1}^2 \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}_i^T \mathbf{\Gamma}_i^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_i) + \mathbf{z}_{2d}^T \dot{\mathbf{z}}_{2d} = \\ & - \sum_{i=1}^2 k_i \|\mathbf{z}_i\|^2 + \sum_{i=1}^2 \text{tr}(-\sigma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\hat{\mathbf{W}}}_i) + \\ & \sum_{i=1}^2 \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\varepsilon}_i + \mathbf{z}_1^T \mathbf{g}_1 \mathbf{z}_{2d} + \mathbf{z}_{2d}^T \dot{\mathbf{z}}_{2d} \end{aligned} \quad (22)$$

由假设 2 及 Young 不等式 $\mathbf{a}^T \mathbf{b} \leq \frac{\varepsilon_{ab}}{2} \mathbf{a}^T \mathbf{a} + \frac{1}{2\varepsilon_{ab}} \mathbf{b}^T \mathbf{b}$ (式中 ε_{ab} 为正常数; \mathbf{a}, \mathbf{b} 为维数适当的向量), 可得

$$\mathbf{z}_1^T \mathbf{g}_1 \mathbf{z}_{2d} \leq \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2} \|\mathbf{z}_1\|^2 + \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^2 \mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\varepsilon}_i \leq \sum_{i=1}^2 \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{z}_i\|^2 + \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\varepsilon}_i\|^2 \right) \leq$$

$$\sum_{i=1}^2 \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{z}_i\|^2 + \frac{1}{2} \varepsilon_{ih}^2 \right) \quad (24)$$

由假设 1、假设 3 及式 (8) 知, 存在有界连续函数^[15] ε_{2d} 使得 $\|\dot{\mathbf{x}}_{2d}\| \leq \varepsilon_{2d}(\dot{\mathbf{x}}_1, \dot{\mathbf{x}}_{1d}, \dot{\hat{\mathbf{W}}}_1^T, \dot{\mathbf{x}}_{1d}) \leq \lambda_{2d}$ (式中 λ_{2d} 为 ε_{2d} 的最大值), 则

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{2d}^T \dot{\mathbf{z}}_{2d} &= \mathbf{z}_{2d}^T (-\tau^{-1} \mathbf{z}_{2d} - \dot{\mathbf{x}}_{2d}) = -\tau^{-1} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 - \\ \mathbf{z}_{2d}^T \dot{\mathbf{x}}_{2d} &\leq -\tau^{-1} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 + \|\varepsilon_{2d}\| \|\mathbf{z}_{2d}\| \leq \\ & -\tau^{-1} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 + \lambda_{2d}^2/2 + \|\mathbf{z}_{2d}\|^2/2 \end{aligned} \quad (25)$$

由 Young 不等式, 有

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^2 \text{tr}(-\sigma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \dot{\hat{\mathbf{W}}}_i) &= \sum_{i=1}^2 \text{tr}(-\sigma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T (\tilde{\mathbf{W}}_i + \mathbf{W}_i^*)) \leq \\ \sum_{i=1}^2 \left[\text{tr}(-\sigma_i \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i) + \frac{\sigma_i}{2} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i + \frac{\sigma_i}{2} \|\mathbf{W}_i^*\|^2 \right] &\leq \\ \sum_{i=1}^2 \left[\text{tr}(-\frac{\sigma_i}{2} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i) + \frac{\sigma_i}{2} w_{ih}^2 \right] \end{aligned} \quad (26)$$

将式 (23)、式 (25)、式 (26) 代入式 (22) 得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & - \sum_{i=1}^2 k_i \|\mathbf{z}_i\|^2 + \sum_{i=1}^2 \left[\text{tr}(-\frac{\sigma_i}{2} \tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i) + \frac{\sigma_i}{2} w_{ih}^2 \right] + \\ & \sum_{i=1}^2 \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{z}_i\|^2 + \frac{1}{2} \varepsilon_{ih}^2 \right) + \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2} \|\mathbf{z}_1\|^2 + \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 - \\ & \tau^{-1} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 + \frac{\lambda_{2d}^2}{2} + \frac{1}{2} \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 = -k_1^* \|\mathbf{z}_1\|^2 - \\ & k_2^* \|\mathbf{z}_2\|^2 - \sum_{i=1}^2 \frac{\sigma_i}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}_i^T \tilde{\mathbf{W}}_i) - \tau^* \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 + \lambda_0 \end{aligned} \quad (27)$$

式中: $k_1^* = k_1 - \frac{1}{2} - \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2}$; $k_2^* = k_2 - \frac{1}{2}$; $\tau^* = \frac{1}{\tau} - \frac{\mathbf{g}_{1h}}{2} - \frac{1}{2}$; $\lambda_0 = \sum_{i=1}^2 \left(\frac{\sigma_i}{2} w_{ih}^2 + \frac{1}{2} \varepsilon_{ih}^2 \right) + \lambda_{2d}^2/2$ 。

令 $k = \min(2k_1^*, 2k_2^*, \sigma_1, \sigma_2, 2\tau^*)$, 有

$$\dot{V}(t) \leq -kV(t) + \lambda_0 \quad (28)$$

由式 (28) 知, 在 $V(t) = p$ 的初始条件下, 只要选取的设计参数 k_1, k_2 足够大, τ 足够小时, 可使得 $k \geq \lambda_0/p > 0$, 则有 $\dot{V}(t) \leq 0$ 。将式 (28) 两边同时乘以 e^{kt} , 并在 $[0, t]$ 上求定积分, 得

$$V(t) \leq (V(0) - \lambda_0/k) e^{-kt} + \lambda_0/k \leq \lambda \quad (29)$$

式中, $\lambda = V(0) + \lambda_0/k$, 因此 $V(t)$ 是有界的。

根据式 (21) 和式 (29) 可知

$$\begin{cases} \|\mathbf{z}_i\|^2 \leq 2\lambda, & i=1,2 \\ \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 \leq 2\lambda \\ \|\tilde{\mathbf{W}}_i\|^2 \leq 2\lambda/\lambda_{\min}(\mathbf{\Gamma}_i^{-1}), & i=1,2 \end{cases} \quad (30)$$

由式 (29) 和式 (30) 可知, 系统内所有信号均有界。

得出结论: 系统式 (2) 在控制信号式 (14) 的作用下, 系统状态跟踪误差及参数估计均有界, 并且指数收敛于零的一个小邻域。

$$\begin{cases} \Omega = \{ \mathbf{z}_i, \mathbf{z}_{2d}, \tilde{\mathbf{W}}_i \mid \|\mathbf{z}_i\|^2 \leq 2\lambda, \|\mathbf{z}_{2d}\|^2 \leq 2\lambda \\ \|\tilde{\mathbf{W}}_i\|^2 \leq 2\lambda/\lambda_{\min}(\mathbf{\Gamma}_i^{-1}) \}, & i=1,2 \end{cases} \quad (31)$$

3 仿真结果及分析

以某飞行器为研究对象, 在 Matlab/Simulink 中通过飞行仿真来对本文设计的控制器进行验证。选取飞行过程中某一平衡点作为仿真初始状态, 如表 1 所示。

表 1 仿真初始条件

Table 1 Initial condition for simulation

状态变量	初始值	控制舵面	初始值
$V_0/(m \cdot s^{-1})$	240		
$\phi_0/(\circ)$	0	$u_1/(\circ)$	0
$\theta_0/(\circ)$	0.20	$u_2/(\circ)$	-0.02
$\beta_0/(\circ)$	0	$u_3/(\circ)$	0
$p_0/((\circ) \cdot s^{-1})$	0	$u_4/(\circ)$	-0.02
$q_0/((\circ) \cdot s^{-1})$	0		
$r_0/((\circ) \cdot s^{-1})$	0		

舵面偏转角限制均为 $[-20^\circ, 20^\circ]$, 飞行器以 0° 俯仰角爬升, 同时第 5 s 时开始以 20° 滚转角转弯飞行 15 s, 第 25 s 时开始俯冲飞行, 直到俯仰角为 -70° , 整个机动 45 s 结束。系统控制指令 $\phi_d, \theta_d, \beta_d$ 由原始指令分别通过低通滤波器 $1/(s+1), 1/(0.2s+1), 1/(s+1)$ 滤波得到。

控制系统的设计要求为: 稳定跟踪控制指令信号; 飞行器旋转角速率不超过 $100 (\circ)/s$; 侧滑角瞬态最大范围为 $[-5^\circ, 5^\circ]$ 。仿真过程中, 飞行器气动全部力矩系数和侧力系数向上摄动 30%, 阻力和升力系数向下摄动 30%, 而控制器中采取模型参数初值则向上摄

动 30%，增加干扰量 $\sin(\pi t)[0.05 \ 0.05 \ 0.01]^T$ 。

控制器设计参数选取为： $k_1 = 8; k_2 = 6; \mathbf{F}_1 = \text{diag}(0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5)$ ； $\mathbf{F}_2 = \text{diag}(0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1, 0.1)$ ； $\sigma_1 = \sigma_2 = 1, \tau = 0.01$ 。RBF 神经网络采用 3-8-3 结构(神经网络输入层-隐层-输出层的节点数量)， $\mathbf{X}_1 = [\phi \ \theta \ \beta]^T, \mathbf{X}_2 = [p \ q \ r]^T$ 分别为两个 RBF 神经网络的输入，高斯函数初始基函数宽度和中心分别取为 $\mathbf{B} = [0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5]^T$ 和 $\mathbf{C} = 0.1 \times \text{rand}(3, 8)$ ，其中， $\text{rand}(3, 8)$ 表示 3 行 8 列的均匀分布的随机矩阵，初始权值矩阵 $\hat{\mathbf{W}}_1 = \hat{\mathbf{W}}_2 = 0.5 \times \text{rand}(8, 3)$ 。

图 2~图 8 给出了在 Matlab/Simulink 环境下的飞行器六自由度仿真结果。

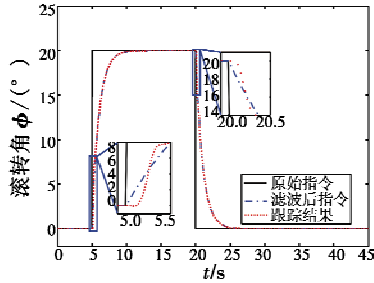


图 2 滚转角指令跟踪曲线

Fig. 2 Tracking curve of roll angle command

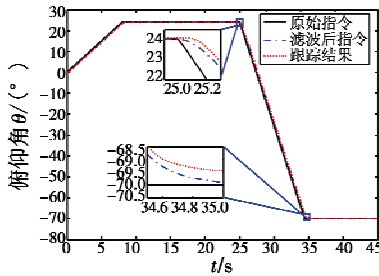


图 3 俯仰角指令跟踪曲线

Fig. 3 Tracking curve of pitch angle command

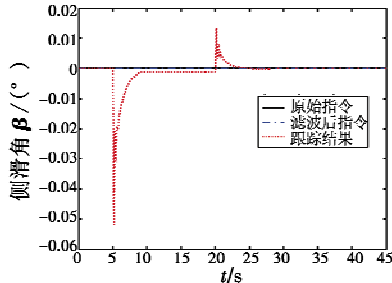


图 4 侧滑角指令跟踪曲线

Fig. 4 Tracking curve of sideslip angle command

从仿真结果中可以看出：本文设计的控制器在气动参数不确定及含有外部干扰的情况下，仍能很好地实现对控制指令的跟踪，从细节放大图中还可以看出跟踪效

果良好。图 5 给出的飞行器角速率变化曲线也可以看出，飞行器的角速率变化情况均未超出设计要求。

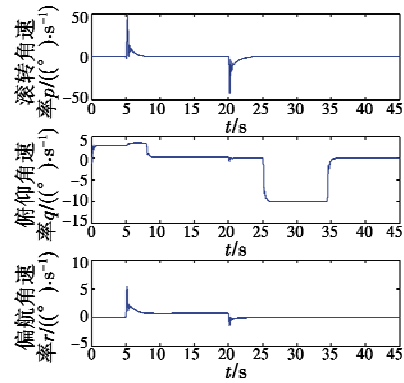


图 5 角速度变化情况

Fig. 5 Changing of angular rates

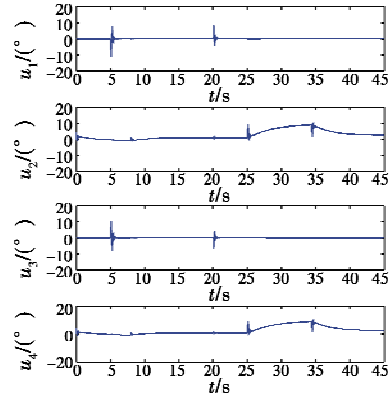


图 6 控制舵面变化情况

Fig. 6 Changing of control surface

从图 6 给出的控制舵面变化曲线可看出各舵面均未出现饱和现象。

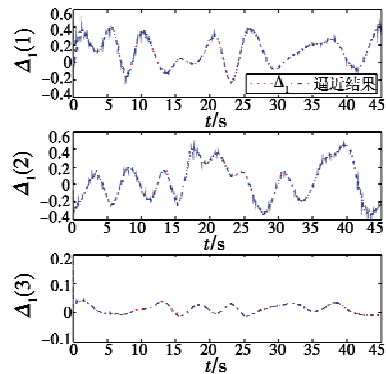


图 7 RBF 神经网络对 Δ_1 逼近性能

Fig. 7 Approximation performance of RBF neural networks for Δ_1

图 7 给出了 RBF 神经网络对模拟的系统广义不确定性 Δ_1 的逼近情况，从图 8 可看出存在一定的误差，这可以通过增加神经网络隐层节点数量来改善，但会增大计算量，实时性会受到影响。另外，对 Δ_2 的逼

近情况与对 Δ_1 逼近情况类似,限于篇幅,不再赘述。

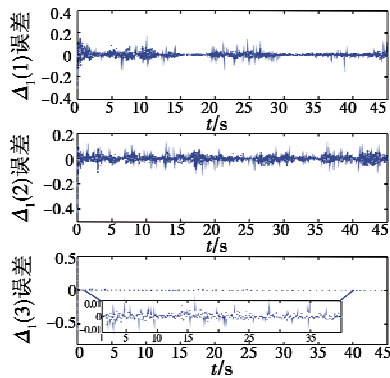


图8 对 Δ_1 逼近误差

Fig.8 Approximation error for Δ_1

4 结论

本文针对飞行器在大机动飞行过程中气动参数不确定、外部未知干扰因素不可参数化以及系统建模可能存在误差等问题,分析设计了基于 RBF 神经网络的自适应反演大机动飞行控制器。设计过程中,将气动参数不确定性、外部未知干扰以及系统建模误差等作为广义不确定性,利用 RBF 神经网络在线逼近。利用系统状态误差、神经网络权值估计误差以及滤波误差构造 Lyapunov 函数,具有形式简洁、规范的特点,通过引入一阶低通滤波器,避免了设计过程中对虚拟控制律的反复求导带来的“项数膨胀”问题,降低了控制律的复杂性,有利于减轻系统的计算量,保证系统的实时性。结合具体飞行器进行了仿真,通过对仿真结果的分析,验证了控制器具有良好的跟踪效果和鲁棒性。

参考文献

- [1] KRSTIĆ M, KANELAKOPOULOS I, KOKOTOVIĆ P V. Nonlinear and adaptive control design [M]. New York; John Wiley & Sons, 1995.
- [2] 胡云安,李海燕. 基于神经网络的非仿射块控非线性系统动态反演控制[J]. 控制与决策, 2012(1): 65-70.
- [3] 王兰,郭迎清. 基于 T-S 模糊神经网络的涡扇发动机加速控制[J]. 计算机仿真, 2010, 27(2): 26-29.
- [4] 鲁波,陆宇平,方习高. 高超声速飞行器的神经网络动态逆控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2008, 16(7): 966-968.
- [5] 丁明海,张友根,朱良军. 非线性系统的自适应模糊反演控制器设计[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(1): 45-48.
- [6] PENG Y F. Robust intelligent backstepping control system using RCMAC for tracking periodic trajectories [J]. Non-linear Analysis: Real World Applications, 2011, 12(3): 1371-1385.
- [7] PARK J, SANDBERG I W. Universal approximation using radial-basis-function networks [J]. Neural Computation, 1991, 3(2): 246-257.
- [8] ZAPATEIRO M, LUO N, KARIMI H R, et al. Vibration control of a class of semiactive suspension system using neural network and backstepping techniques [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(6): 1946-1953.
- [9] 孙勇,章卫国,章萌. 基于神经网络的反步自适应大机动飞行控制[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(5): 1113-1117.
- [10] LI Y H, QIANG S, ZHUANG X Y, et al. Robust and adaptive backstepping control for nonlinear systems using RBF neural networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(3): 693-701.
- [11] 周颖,臧强. 一类不确定非线性系统的神经网络鲁棒反推镇定控制[J]. 南京邮电大学学报: 自然科学版, 2010, 30(2): 77-80.
- [12] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(10): 1893-1899.
- [13] 刘树光,孙秀霞,董文翰. 动态面过失速机动飞行控制律的设计[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(10): 2210-2213, 2251.
- [14] 周丽,姜长生,钱承山. 一种基于神经网络的快速回馈递推自适应控制[J]. 宇航学报, 2008, 29(6): 1888-1894.
- [15] 陈洁,周绍磊,宋召青. 基于不确定性的高超声速飞行器动态面自适应反演控制系统设计[J]. 宇航学报, 2010, 31(11): 2250-2256.

本刊国内邮发代号为 36-693 欢迎订阅