

文章编号:1000-6893(2004)02-0153-05

带有广义不确定性的导弹非线性控制系统设计

胡云安^{1,2}, 晋玉强², 崔平远¹

(1. 哈尔滨工业大学 航天工程与力学系, 黑龙江 哈尔滨 150001)

(2. 海军航空工程学院 自动控制系, 山东 烟台 264001)

Nonlinear Controller Design for Missile System with a General Set of Uncertainties

HU Yun-an^{1,2}, JIN Yu-qiang², CUI Ping-yuan¹

(1. Department of Astronautics and Mechanics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

(2. Department of Automatic Control, Naval Aeronautical Engineering Academy, Yantai 264001, China)

摘要: 在导弹系统存在广义不确定性情况下,提出了一种基于反演设计技术和 RBF 神经网络的导弹非线性自适应控制系统设计方法。设计过程中将不确定性对系统的影响合成为一项,然后应用 RBF 神经网络消除了其对系统的影响,有效地解决了控制系数矩阵未知时控制器设计问题,同时放松了现有文献中对控制系数矩阵不确定性的要求。应用 Lyapunov 稳定性定理推导出神经网络权重矩阵的自适应调节律,并证明了闭环系统的所有信号均有界且指数收敛至系统原点的一个邻域。最后给出的 BTT 导弹非线性六自由度数字仿真结果验证了该算法的有效性。

关键词: RBF 神经网络;非线性系统;反演;广义不确定性

中图分类号: V249.1 **文献标识码:** A

Abstract: Based on RBF neural networks and backstepping control techniques, a nonlinear adaptive controller design method is proposed for missile control systems with a general set of uncertainties. The effect of the uncertainties is synthesized into one term in the design procedure. Then RBF neural networks are used to eliminate its effect. The control problem is resolved while the control coefficient matrix is unknown. At the same time, the rigorous conditions on the uncertainties, which exist in the literature at the present stage, are relaxed. The adaptive tuning rules of RBF neural network weight matrix are derived by the Lyapunov stability theorem. All signals of the closed-loop system are bounded and exponentially converge to the neighborhood of the origin globally. Finally, nonlinear six-degree-of-freedom (6-DOF) numerical simulation results for a bank-to-turn (BTT) missile model are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: RBF neural networks; nonlinear system; backstepping; general set of uncertainties

随着现代战争对导弹机动性、快速性以及隐蔽性要求的提高,传统的线性设计技术很难满足现代战争对导弹控制系统的要求。最近十几年来,人们不断努力研究各种非线性控制算法来提高导弹系统的性能^[1~2]。非线性自适应控制理论在过去的十几年经历了一个快速发展阶段,特别是自适应反演设计方法的出现使非线性控制的分析与设计取得了巨大的成功^[3]。作为一种系统化的设计方法,自适应反演设计已经成功应用到航空航天和机器人控制设计中。

导弹系统是一个高度非线性时变系统,导弹控制系统设计的主要困难是来自空气动力参数的不确定性,这种不确定性的存在严重影响系统的性能。文献[4]和文献[5]分别对存在广义不确定

性的一类非线性系统提出了一种自适应设计方法。这两种设计方法存在的缺陷有:在每一步设计中都是相对于标量系统进行设计的,不能简单地推广到每一个子系统都是多变量的设计过程中,而多变量系统控制系数矩阵未知情况下的控制是一个热点和难点问题;未有效利用已知信息,过分依赖神经网络的逼近能力。同时由于其苛刻的条件,不能应用到导弹控制系统设计中。

本文研究了具有广义不确定性的 BTT 导弹控制模型,提出了一种基于反演设计技术和 RBF 神经网络的新颖的导弹非线性自适应控制系统设计方法。在有效地利用已知信息的情况下,成功地解决了多变量系统中控制系数矩阵未知情况下的控制器设计问题。设计中不要求估计系统未知的控制系数矩阵,这样就有效地避免了可能出现的控制器奇异问题,同时放宽了现有文献中对控

收稿日期:2003-02-15; 修订日期:2003-07-14

制系数不确定性要小于标称系统控制系数的要求。

1 BTT 导弹的控制模型

在不考虑地球自转及导弹弹体气动变形的情况下,存在广义不确定性的导弹非线性控制模型描述如下

$$\dot{x}_1 = f_1(x_1) + b_1(x_1)x_2 + h_1(x_1)u \quad (1)$$

$$\dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2) + b_2u \quad (2)$$

式中: $x_1 = [\quad]^T$; $x_2 = [\quad]^T$; $u = [\quad]^T$ 。以下在不混淆的情况下,将 $f_1(x_1)$ 简记为 f_1 ,其余也作类似处理。如果 b_1 、 b_2 精确已知,可以直接应用文献[6]提出的方法进行设计。这里假设 f_1 、 b_1 、 h_1 、 f_2 、 b_2 未知。考虑到实际情况令

$$f_1 = f_{10} + \tilde{f}_1, b_1 = b_{10} + \tilde{b}_1, f_2 = f_{20} + \tilde{f}_2, b_2 = b_{20} + \tilde{b}_2, h_1 = h_{10} + \tilde{h}_1。$$

其中: f_{10} 、 b_{10} 、 h_{10} 、 f_{20} 、 b_{20} 为标称系统的参数;其余项为存在的不确定项。各符号的具体含义参见文献[7]。在本文 $\|\cdot\|$ 代表向量的 2 范数和矩阵的欧几里范数, $\lambda_{\max}(A)$ 表示方阵 A 特征值的最大绝对值。

2 控制系统设计

导弹控制系统设计的目的是能够消除不确定性对系统的影响,稳定跟踪系统的期望信号。为方便起见,先给出如下在控制器设计与稳定性分析过程中用到的假设和引理。

假设 1:忽略舵偏对气动力的影响,也就是 $h_1 = 0$ 。

注 1:由于舵偏产生的气动力相对于其他项特别小,故可以忽略不计,或者将其作为不确定性处理。

假设 2:给定一个光滑非线性函数向量 $h: \mathcal{H} \rightarrow \mathbf{R}^n$ (\mathcal{H} 为 \mathbf{R}^m 中的某个紧子集) 和一个 $\eta > 0$, 存在一个高斯基函数向量 $\phi: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^p$ 和一个最优权值向量 W^* 使得

$$h(x) = W^{*T} \phi(x) + \eta, \forall x \in \mathcal{H} \quad (3)$$

其中 η 为网络重构误差。

注 2:RBF 神经网络的逼近能力已经被证明。

引理 1^[8]:存在正常数 δ_m 、 δ_m 、 δ_m \mathbf{R} 使得 b_1 、 b_{10} 对所有满足 $\| \cdot \| < \delta_m$ 、 $\| \cdot \| < \delta_m$ 、 $\| \cdot \| < \delta_m$ 的 \cdot 、 \cdot 、 \cdot \mathbf{R} 均可逆。

下面给出本文的主要内容:控制器设计。

引入新的误差状态向量 $z_1, z_2 \in \mathbf{R}^3$,

$$\begin{cases} z_1 = x_1 - x_{1d} \\ z_2 = x_2 - x_{2d} \end{cases} \quad (4)$$

其中: x_{1d} 、 x_{2d} 为系统期望的状态轨迹, x_{1d} 由期望的过载信号滤波给出, x_{2d} 由式(10)定义。由式(1)、式(2)和式(4)及假设 1 可得误差状态的动态方程为

$$\dot{z}_1 = f_1 + b_1 x_2 - \dot{x}_{1d} \quad (5)$$

$$\dot{z}_2 = f_2 + b_2 u - \dot{x}_{2d} \quad (6)$$

第 1 步 考虑系统式(5),将式(5)重新组合得

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 = & f_{10} + b_{10} x_2 - \dot{x}_{1d} + (\tilde{f}_1 + \tilde{b}_1 x_2) = \\ & f_{10} + b_{10} x_2 - \dot{x}_{1d} - \end{aligned} \quad (7)$$

其中: $\tilde{f}_1 + \tilde{b}_1 x_2$ 为由于广义不确定性的影响而引入的项。应用 RBF 神经网络来补偿这种不确定性的影响。由假设 2,可以设

$$\tilde{f}_1 + \tilde{b}_1 x_2 = W_1^{*T} \phi_1(Z_1) + \epsilon_1 \quad (8)$$

其中: $Z_1 = [x_1^T \quad x_2^T]^T$ 为神经网络的输入。将 x_2 作为式(5)的虚拟控制量^[6],则存在一个理想的虚拟控制量

$$x_2^* = - b_{10}^{-1} [f_{10} - \dot{x}_{1d} + k_1 z_1 - W_1^{*T} \phi_1(Z_1) - \epsilon_1] \quad (9)$$

使得 $\dot{z}_1 = -k_1 z_1 + b_{10}(x_2 - x_2^*)$, $k_1 > 0$ 为设计参数,由于 x_2^* 是得不到的,故选取期望的虚拟控制量为

$$x_{2d} = - b_{10}^{-1} [f_{10} - \dot{x}_{1d} + k_1 z_1 - W_1^T \phi_1(Z_1) - \epsilon_1] \quad (10)$$

式中: W_1 为理想权重 W_1^* 的估计值; ϵ_1 为引入的鲁棒项,由式(15)给出。选取 Lyapunov 函数

$$V_1 = \frac{1}{2} z_1^T z_1 + \frac{1}{2} \text{tr} [\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1] \quad (11)$$

其中: $\tilde{W}_1 = W_1 - W_1^*$ 为权重估计误差; $w_1 = \text{tr} [\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1] > 0$ 为设计参数。对 V_1 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & z_1^T \dot{z}_1 + \text{tr} [\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1] = \text{tr} [\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1] + \\ & z_1^T (f_{10} + b_{10} x_2 - \dot{x}_{1d} - \tilde{f}_1 - \tilde{b}_1 x_2 + b_{10} x_{2d} - b_{10} x_{2d}) \end{aligned} \quad (12)$$

将 x_{2d} 代入上式得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^T z_1 + z_1^T b_{10} (x_2 - x_{2d}) + \\ & \text{tr} [\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1] + z_1^T (W_1^T \phi_1(Z_1) - \tilde{f}_1 - \tilde{b}_1 x_2) + z_1^T \epsilon_1 = \\ & -k_1 z_1^T z_1 + z_1^T b_{10} (x_2 - x_{2d}) + \\ & \text{tr} [\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1] + z_1^T \tilde{W}_1^T \phi_1(Z_1) - z_1^T \epsilon_1 + z_1^T \epsilon_1 \end{aligned} \quad (13)$$

选择神经网络权重自适应调节律为

$$\dot{W}_1 = \tilde{W}_1 - w_1 \phi_1(Z_1) z_1^T - w_1 w_1 W_1 \quad (14)$$

其中: $w_1 > 0$ 为设计参数。

设 $\tau_1 = 1/\lambda_1$, 令引入的鲁棒项为

$$v_1 = - \frac{z_1^2 \tau_1}{z_1 \tau_1 + \exp(-t)} \quad (15)$$

其中: $\tau_1 > 0$ 。将式(14)、式(15)代入式(13)得

$$\dot{V}_1 = -k_1 z_1^2 + z_1^T b_{10} z_2 + \frac{z_1^2 \tau_1}{z_1 \tau_1 + \exp(-t)} - w_1 \text{tr}(\tilde{W}_1^T W_1) \quad (16)$$

注意到 $2\text{tr}(\tilde{W}_1^T W_1) = \tilde{W}_1^T W_1 + W_1^T \tilde{W}_1$, 有

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & -k_1 z_1^2 + z_1^T b_{10} z_2 - \frac{w_1}{2} \tilde{W}_1^T W_1 + \frac{w_1}{2} W_1^T \tilde{W}_1 + \\ & \frac{z_1^2 \tau_1}{z_1 \tau_1 + \exp(-t)} - k_1 z_1^2 + z_1^T b_{10} z_2 - \\ & \frac{w_1}{2} \tilde{W}_1^T W_1 + \frac{w_1}{2} W_1^T \tilde{W}_1 + \exp(-t) \end{aligned} \quad (17)$$

假设 3: b_2, b_{20} 有界且可逆。

注 3: 由 $b_2 = \text{diag}[b_{11} \ b_{22} \ b_{33}]$ 的形式以及导弹气动力矩特性可知假设成立, 且 $b_{11} < 0, b_{22} < 0, b_{33} < 0$ 。

假设 4: $b_2 = \text{diag}[b_{11} \ b_{22} \ b_{33}]$, 设存在 $b_{iM} > 0$ 使得 $|b_{ii}| < b_{iM}, i = 1, 2, 3$, 即 b_2 的微分有界。

第 2 步 考虑系统 $\dot{z}_2 = f_2 + b_2 u - \dot{x}_{2d}$, 这里由于 u 直接为控制量, 故不能用类似于第 1 步的设计方法。这里巧妙地利用控制系数矩阵的对角特性和参数特性设计了一种新颖的控制方法。由假设 3 可知 b_2 可逆, 故存在一个理想的控制量

$$u^* = -b_2^{-1}(k_2 z_2 + f_2 - \dot{x}_{2d}) + b_{10}^T z_1 + k z_2 \quad (18)$$

使得

$$\begin{aligned} \dot{z}_2 = & f_2 + b_2 u - \dot{x}_{2d} + b_2 u^* - b_2 u^* = \\ & -k_2 z_2 + b_2(k z_2 + b_{10}^T z_1) + b_2(u - u^*) \end{aligned} \quad (19)$$

其中: $k_2, k > 0$ 为设计参数。同样由于不确定性的存在, 理想的控制量 u^* 是得不到的。由假设 2 可以设

$$u^* = -b_{20}^{-1}(k_2 z_2 + f_{20} - \dot{x}_{2d}) + b_{10}^T z_1 + k z_2 + W_2^T \phi_2(Z_2) + \tau_2 \quad (20)$$

其中: $W_2^T \phi_2(Z_2) + \tau_2$ 为控制量中不确定的部分; $Z_2 = [x_1^T \ x_2^T \ x_{1d}^T]^T$ 为神经网络的输入。选取控制量为

$$u = -b_{20}^{-1}(k_2 z_2 + f_{20} - \dot{x}_{2d}) + b_{10}^T z_1 + k z_2 + W_2^T \phi_2(Z_2) + \tau_2 \quad (21)$$

式中: W_2 为理想权重 W_2^* 的估计值; $W_2^T \phi_2(Z_2)$ 用来抵消系统不确定性的影响; τ_2 为引入的鲁棒项, 由式(26)给出。则

$$\dot{z}_2 = -k_2 z_2 + b_2(k z_2 + b_{10}^T z_1 + \tilde{W}_2^T \phi_2(Z_2) + \tau_2 - \tau_2) \quad (22)$$

其中: $\tilde{W}_2 = W_2 - W_2^*$ 为权重估计误差, 选取 Lyapunov 函数

$$V_2 = V_1 - \frac{1}{2} z_2^T b_2^{-1} z_2 + \frac{1}{2} \text{tr}[\tilde{W}_2^T W_2^{-1} \tilde{W}_2] \quad (23)$$

其中: $w_2 = \tau_2 / W_2 > 0$ 为设计参数。由注 3 知 $V_2 > 0$ 。对 V_2 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & \dot{V}_1 - z_2^T b_2^{-1} \dot{z}_2 + \text{tr}[\tilde{W}_2^T W_2^{-1} \dot{\tilde{W}}_2] - z_2^T b_2^{-1} \dot{z}_2 = \\ & -k_1 z_1^2 + z_1^T b_{10} z_2 - \frac{w_1}{2} \tilde{W}_1^T W_1 + \\ & \frac{w_1}{2} W_1^T \tilde{W}_1 + \exp(-t) + \text{tr}[\tilde{W}_2^T W_2^{-1} \dot{\tilde{W}}_2] + \\ & k_2 z_2^T b_2^{-1} z_2 - z_2^T b_2^{-1} \dot{z}_2 - \\ & z_2^T (k z_2 + b_{10}^T z_1 + \tilde{W}_2^T \phi_2(Z_2) + \tau_2 - \tau_2) \end{aligned} \quad (24)$$

选择神经网络权重自适应调节律为

$$\dot{W}_2 = \tilde{W}_2 = w_2 \phi_2(Z_2) z_2^T - w_2 w_2 W_2 \quad (25)$$

其中: $w_2 > 0$ 为设计参数。

设 $\tau_2 = 1/\lambda_2$, 令引入的鲁棒项为

$$\tau_2 = - \frac{z_2^2 \tau_2}{z_2 \tau_2 + \exp(-t)} \quad (26)$$

定义: $b_M = \max(b_{iM}), i = 1, 2, 3$ 。利用不等式 $2\text{tr}(\tilde{W}_2^T W_2) = \tilde{W}_2^T W_2 + W_2^T \tilde{W}_2$, 将式(25)、式(26)代入式(24)得

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & -k_1 z_1^2 - \frac{w_1}{2} \tilde{W}_1^T W_1 - \frac{w_2}{2} \tilde{W}_2^T W_2 - \\ & z_2^T \frac{z_2^2 \tau_2}{z_2 \tau_2 + \exp(-t)} + \exp(-t) + \\ & k_2 z_2^T b_2^{-1} z_2 + \frac{z_2^2 \tau_2}{z_2 \tau_2 + \exp(-t)} - k z_2^2 + b_M z_2^2 + \\ & \frac{w_1}{2} W_1^T \tilde{W}_1 + \frac{w_2}{2} W_2^T \tilde{W}_2 \end{aligned} \quad (27)$$

如果选择 $k > b_M$ 则

$$\dot{V}_2 = -k_1 z_1^2 + k_2 z_2^{-1} b_2^{-1} z_2 - \frac{w_1}{2} \tilde{W}_1^2 - \frac{w_2}{2} \tilde{W}_2^2 + \frac{w_1}{2} W_1^{*2} + \frac{w_2}{2} W_2^{*2} + 2\exp(-t) cV_2 + \quad (28)$$

其中:

$$c = \min \left\{ 2k_1, 2k_2, \frac{w_1}{\max(-1, W_1)}, \frac{w_2}{\max(-1, W_2)} \right\};$$

$$= \frac{w_1}{2} W_1^{*2} + \frac{w_2}{2} W_2^{*2} + 2\exp(-t)。$$

综上所述,根据 Lyapunov 稳定性定理可得如下定理:

定理:考虑系统式(1)、式(2),在假设 1~假设 4 以及引理 1 的前提下,虚拟控制量和控制量分别采用式(10)和式(21)的形式,RBF 神经网络权重矩阵调节律采用式(14)和式(25)的形式,则系统状态跟踪误差 z_1, z_2 以及权重估计误差 \tilde{W}_1, \tilde{W}_2 均有界且指数收敛至系统原点的一个邻域

$$= \{ z_1, z_2, \tilde{W}_1, \tilde{W}_2 \mid V_2 \leq 2/c \} \quad (29)$$

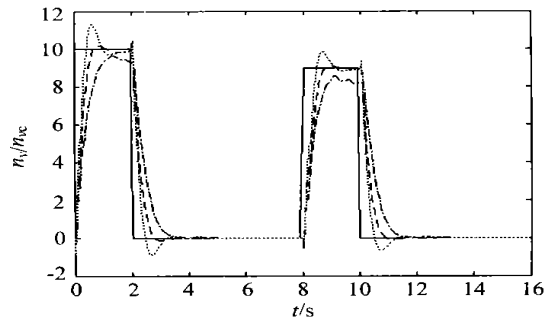
注 4:从式(28)可以看出,通过调整 $k_1, k_2, w_1, w_2, w_1, w_2$ 的值来调节收敛速度和收敛域的大小。

3 仿真研究

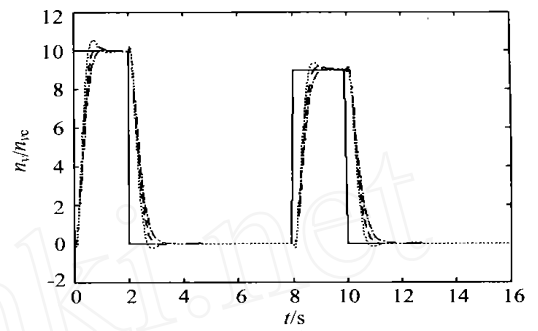
为验证该设计算法的有效性,进行了数学仿真,并与文献[9]设计方法进行了比较。仿真中采用了非线性 6DOF 数学模型。状态的期望信号 d 由过载命令 n_{yc} 和实际过载信号 n_y 经过滤波 $\ddot{d} + 2\dot{d} = -1(n_{yc} - n_y)$ 得到。由 BTT 导弹的协调要求直接令 $\dot{d} = d = 0$ 。状态的期望信号 d 由滚转角命令信号通过一个二阶振荡环节滤波得到。

图 1 为过载仿真曲线,其中实线为命令曲线,虚线为参数不摄动时的仿真曲线,点划线为气动数据 m_z 向上摄动 50% 的仿真曲线,点线为气动数据 m_z 向下摄动 50% 的仿真曲线。图 1(a)为文献[9]的仿真曲线,图 1(b)为本文仿真曲线。图 2 为滚动角仿真曲线,其中实线为命令曲线,虚线为参数不摄动时的仿真曲线,点划线为气动数据 m_x 向上摄动 50% 的仿真曲线,点线为气动数据 m_x 向下摄动 50% 的仿真曲线。同样,图 2(a)为文献[9]的仿真曲线,图 2(b)为本文仿真曲线。图 3

(a)为气动数据 m_z 向上摄动 50% 时的仿真曲线,实线为命令曲线,虚线为跟踪曲线;图 3(b)为的仿真曲线,实线为命令曲线,虚线为跟踪曲线。



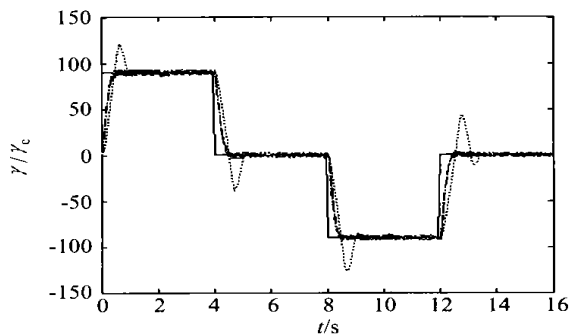
(a) 文献 [9]



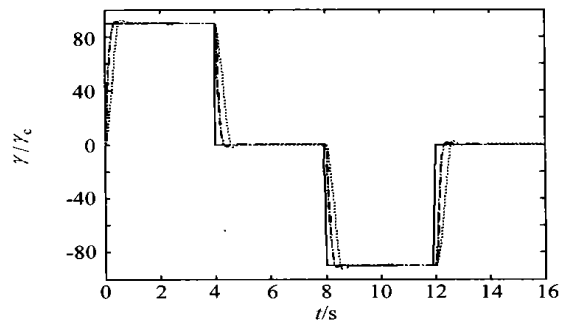
(b) 本文

图 1 文献[9]和本文过载 n_y 跟踪曲线比较

Fig. 1 Comparison of tracking curves of overload n_y in Ref. [9] and this paper



(a) 文献 [9]



(b) 本文

图 2 文献[9]和本文滚转角跟踪曲线比较

Fig. 2 Comparison of tracking curves of rolling angle in Ref. [9] and this paper

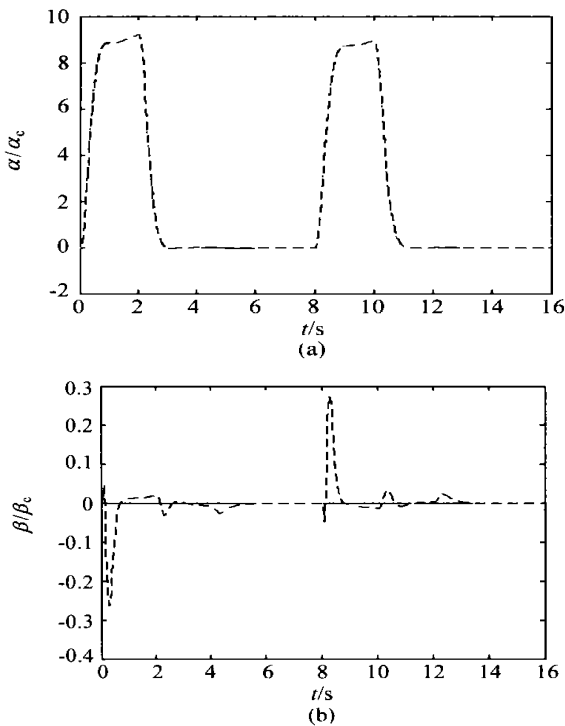


图3 本文 和 的跟踪曲线

Fig. 3 Tracking curves of angle of attack and angle of side slip in this paper

从仿真结果可以看出,本文设计的控制系统具有良好的动态品质和跟踪性能。在参数扰动比较大的情况下,仍具有良好的性能,相比于文献[9]的设计方法,具有更强的鲁棒性。

4 结 论

导弹系统的数学模型很难精确已知,本文研究了更具一般性的存在广义不确定性的BTT导弹控制模型,设计中应用RBF神经网络消除了不确定性对系统的影响,并应用反演控制技术设计了非线性自适应控制系统。最后应用Lyapunov稳定性理论证明了系统的稳定性,并推导出RBF神经网络权重矩阵的调节律。仿真结果显示该设计方法良好的鲁棒性和动态性能,能够解决实际导弹系统中气动参数不确定性问题。

参 考 文 献

[1] Devaud E, Siguerdjane H, Font S. Some control strategies

for a high-angle-of-attack missile autopilot[J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(8): 885 - 892.

- [2] Hull R A, Darren S, Qu Z H. Design and evaluation of robust nonlinear missile autopilots from a performance perspective [A]. Proceeding of the American Control Conferences [C]. Washington. 1995. 189 - 193.
- [3] Krstic M, Kanellakopoulos I, Kokotovic P. Nonlinear and adaptive control design[M]. New York: Wiley-Interscience Publication, 1996. 99 - 105.
- [4] Zhang T, Ge S S, Hang C C. Adaptive neural network control for strict-feedback nonlinear systems using back stepping design[J]. Automatica, 2000, 36(12): 1835 - 1846.
- [5] Ge S S, Wang C. Adaptive NN control of uncertain nonlinear pure-feedback systems[J]. Automatica, 2002, 38(4): 671 - 682.
- [6] Polycarpou M M, Ioannou P A. A robust adaptive nonlinear control design[J]. Automatica, 1996, 32(3): 423 - 427.
- [7] 胡云安, 晋玉强, 郭晓军. 导弹自适应反演控制器设计[J]. 航天控制, 2002, 20(78): 23 - 28.
(Hu Y A, Jin Y Q, Guo X J. Design of adaptive backstepping controller of missile[J]. Aerospace Control, 2002, 20(78): 23 - 28.)
- [8] Lee T, Kim Y. Nonlinear adaptive flight control using backstepping and neural networks controller[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2001, 24(4): 675 - 682.
- [9] 张友安, 胡云安, 苏身榜. BTT导弹控制系统鲁棒动态逆设计[J]. 宇航学报, 2002, 23(2): 89 - 91.
(Zhang Y A, Hu Y A, Su S B. Robust dynamic inversion control for BTT missile[J]. Journal of Astronautics, 2001, 24(4): 675 - 682.)

作者简介:

胡云安(1966 -) 男,湖北松滋人,海军航空工程学院自动控制系教授,哈尔滨工业大学博士生,2000年赴美国UCSD进修,主要从事非线性控制、变结构控制和神经网络控制方面的研究, E-mail: hya507@sina.com, 电话: 0535 - 6232638。

晋玉强(1977 -) 男,河北衡水人,海军航空工程学院自动控制系助教,博士生,主要从事神经网络和非线性控制等研究, E-mail: jyqi5@sina.com, 电话: 0535 - 6232638。

崔平远(1961 -) 男,山东青岛人,哈尔滨工业大学航天工程与力学系教授,博士生导师,主要从事非线性系统辨识、深空探测和智能控制方面的研究, 电话: 0451 - 86418010。

(责任编辑:俞敏)