

文章编号: 1000-8055(2008)04-0765-07

基于径向基神经网络的空天飞行器 鲁棒自适应轨迹线性化控制

薛雅丽, 姜长生, 朱 亮

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 210016)

摘 要: 基于轨迹线性化控制方法 (TLC) 以及径向基神经网络 (RBFNN) 技术研究了一种新的鲁棒自适应轨迹线性化控制方案并应用于空天飞行器 (ASV) 飞行控制系统设计中. 首先基于被控对象的分析模型设计系统的 TLC 控制器, 然后利用 RBFNN 对系统不确定的逼近能力, 设计了鲁棒自适应控制器及参数的自适应调节律, 并采用 Lyapunov 方法严格证明了闭环系统所有误差信号一致最终有界. 最后应用新控制方案设计了 ASV 飞行控制系统, 仿真结果表明了方法的有效性.

关 键 词: 轨迹线性化控制 (TLC); 径向基神经网络 (RBFNN); 鲁棒自适应控制; 空天飞行器 (ASV)
中图分类号: TP273.2 **文献标识码:** A

Design of robust adaptive trajectory linearization controller for aerospace vehicles based on RBFNN

XUE Ya-li, JIANG Chang-sheng, ZHU Liang

(College of Automation Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: This paper presents a novel robust adaptive trajectory linearization control (TLC) method based on radial basic function neural network (RBFNN) and introduces its application to an aerospace vehicle (ASV) flight control system. Firstly, the TLC controller was designed based on an analytical model of the control plant. Secondly, RBFNN was utilized to approximate the system's uncertainties, and based on which, a robust adaptive controller as well as an adaptive law were designed. Then, Lyapunov's direct method was used, and a rigorous proof was demonstrated in order to guarantee the ultimate boundedness of all the signals in the closed loop system of the provided method. Finally, the proposed method was applied to the flight control system design of ASV, and its effectiveness was verified by simulation results.

Key words: trajectory linearization control (TLC); radial basic function neural network (RBFNN); robust adaptive control; aerospace vehicles (ASV)

空天飞行器是需要大力发展的先进可重复使用的航空航天飞行器, 飞行过程可以经历亚声速、跨声速、超声速和高超声速四个阶段. 其机动范围

广, 飞行任务多, 飞行条件和飞行状态变化剧烈, 因此对控制系统的通用性、稳定性、控制精度等提出了更高的要求.

收稿日期: 2007-04-17; 修订日期: 2007-07-24

基金项目: 国家自然科学基金(90405011)资助项目

作者简介: 薛雅丽(1974-), 女, 黑龙江双鸭山人, 讲师, 博士生, 研究方向: 非线性系统轨迹线性化智能控制, E-mail: xueyali@nuaa.edu.cn, 联系电话: 13813827273

轨迹线性化控制(TLC)是一种新颖有效的非线性跟踪和解耦控制方法,其设计过程皆采用符号计算工具,具有通用性,同时可以给出参考轨迹中每一点的增益,可视为理想条件下不需插值计算的“增益预置”控制器。目前该方法已成功运用于导弹、机器人和X33等控制系统设计^[1-3]。

但与已有的很多非线性控制方法一样,TLC方法的设计过程仍然依赖对象的分析模型。事实上,由于空天飞行器飞行条件,飞行状态变化剧烈,所以很难对其各种飞行条件和飞行状态下的气动特性和外界干扰有足够的认识,精确的对象模型难以获得。

RBFNN注重在线逼近,与SHLNN相比设计更简单,逼近速度快,更能适应复杂的飞行环境,本文在文献[4]的基础上做了以下工作,第一,对系统存在不确定时当前TLC控制性能的影响做出了详细的分析;第二,利用RBFNN的逼近能力设计自适应TLC控制器,简化了控制器的设计;第三,采用鲁棒自适应项来克服神经网络的逼近误差,降低了文献[4]中控制器设计时的保守性;第四,采用Lyapunov方法严格证明了在给定自适应调节律作用下闭环系统所有误差信号一致最终有界。

最后利用该控制方案为ASV设计了内外回路的飞行控制系统,高超声速飞行条件下的仿真结果验证了该控制方案的有效性。

1 问题陈述

不失一般性,本文考虑如下非线性多输入多输出系统

$$\begin{aligned}\dot{\xi} &= f(\xi) + g_1(\xi)\mu + g_2(\xi)d \\ \eta &= \xi\end{aligned}\quad (1)$$

其中 $\xi \in R^n$ 表示系统状态, $\mu \in R^m$ 表示控制输入, $f \in R^n$, $g_1, g_2 \in R^{n \times m}$ 光滑有界, $d \in R^m$ 表示未知的建模误差和外界干扰等不确定,假设其满足匹配条件,即存在可逆的非线性函数矩阵 $g_0(\xi) \in R^{n \times m}$ 使得下式成立

$$g_1(\xi)g_0(\xi) = g_2(\xi) \quad (2)$$

下面分析不确定 d 对TLC方法控制性能所产生的影响,并给出相应的解决方案。

首先令 $d=0$,则标称的系统状态 ξ ,输入 μ 和输出 η 将满足如下被控系统的分析模型

$$\begin{aligned}\dot{\xi} &= f(\xi) + g_1(\xi)\bar{\mu} \\ \eta &= \xi\end{aligned}\quad (3)$$

若定义 $\xi = \bar{\xi} + e$, $\mu = \bar{\mu} + u$,则有跟踪误差动态特性为

$$\dot{e} = f(\bar{\xi} + e) + g_1(\bar{\xi} + e)(\bar{\mu} + u) - f(\bar{\xi}) -$$

$$g_1(\bar{\xi})\bar{\mu} = F(\bar{\xi}, \bar{\mu}, e, u) \quad (4)$$

可见,原非线性系统跟踪问题被转换成一个沿着标称轨迹的非线性调节问题。所以当前TLC控制器包括两个部分:(1)开环的被控对象的伪动态逆控制器,用以根据期望的系统输出值 η 产生标称的控制输入 $\bar{\mu}$;(2)闭环的状态反馈调节器 $u = u(e)$ 用以镇定系统并使得系统具有一定的响应特性。具体控制结构可见文献[1-4]。

考虑式(4)中 $\bar{\xi}, \bar{\mu}$ 可视为系统的时变参数,因此式(4)可简记为

$$\dot{e} = F(\bar{\xi}, \bar{\mu}, e, u(e)) = F(t, e) \quad (5)$$

TLC中将非线性系统(5)沿 $\bar{\xi}, \bar{\mu}$ 近似线性化,则有如下线性时变系统

$$\dot{e} = A(t)e + B(t)u \quad (6)$$

其中

$$A(t) = \left[\frac{\partial f}{\partial \xi} + \frac{\partial g_1}{\partial \xi} \bar{\mu} \right]_{\bar{\xi}, \bar{\mu}}, B(t) = g_1(\bar{\xi})|_{\bar{\xi}, \bar{\mu}}$$

若系统(5),(6)分别满足如下假设

假设1 $e=0$ 为(5)的孤立平衡点, $F:[0, \infty) \times D_e \rightarrow R^n$, $D_e = \{e \in R^n | \|e\| < R_e\}$ 连续可微,Jacobian矩阵 $[\partial F / \partial e]$ 关于 t 一致有界,在 D_e 上满足Lipschitz条件。

假设2 线性时变系统(6)中矩阵 $A(t), B(t)$ 对于所有允许的参数值满足:(i)关于时间 t 光滑有界且具有连续有界的 $(n-1)$ 次微分;(ii) $\text{rank}[B(t)] \equiv m$;(iii) $\{A(t), B(t)\}$ 一致完全能控。

则可以设计线性时变状态反馈控制律

$$u(t) = K(t)e(t) \quad (7)$$

使得系统(6)在平衡点 $e(t)=0$ 指数稳定,不妨记闭环系统矩阵为

$$A_c(t) = A(t) + B(t)K(t) \quad (8)$$

TLC中标称控制 $\bar{\mu}$ 以及LTV控制律 u 的具体设计详见文献[1-3]。

其次,考虑 $d \neq 0$,则根据式(1),(3),(4)可将(5)改写为

$$\dot{e} = F(t, e) + g_2(\bar{\xi})d \quad (9)$$

由于 $g_2(\bar{\xi})$ 为已知光滑有界矩阵函数,根据文献[5]中扰动系统稳定性定理可知, $\dot{e} = F(t, e)$ 指数稳定,那么在 $\|d\|$ 不大时,TLC方法对于系统中存在的不确定性表现出固有的鲁棒性。但由于线性化的处理,这种指数稳定是局部稳定;随着 $\|d\|$ 增大,TLC控制性能将不断降低甚至失效。而空天飞行器无法精确建模且运行环境十分恶劣, $\|d\|$ 难于估算,当前TLC方法无法很好地满足空天飞行器在不确定条件下高精度、高稳定控制的要求。

本文采用如图1所示的控制策略改善TLC

的控制性能

$$\mu = \bar{\mu} + u - u_{ad} - u_r \quad (10)$$

其中 $\bar{\mu}$ 为系统的标称输入, u 为 (7) 设计的线性时变反馈控制律, 并且

$$\begin{aligned} u_{ad} &= g_0(\xi) v_{ad} \\ u_r &= g_0(\xi) v_r \end{aligned} \quad (11)$$

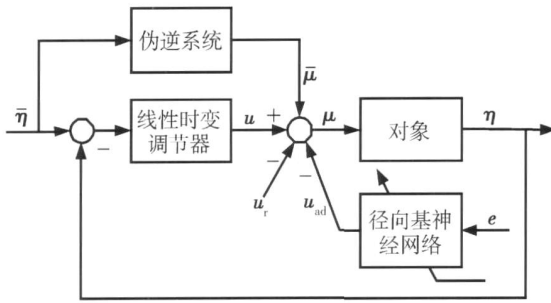


图1 基于 RBFNN 的鲁棒自适应 TLC 结构图

Fig.1 Structure of the robust adaptive TLC based on RBFNN

其中 v_{ad} 为神经网络输出, v_r 为自适应鲁棒控制项.

将 (10) 和 (11) 代入 (4) 中, 整理可得

$$\dot{e} = F(t, e) + g_2(\xi)(d - v_{ad} - v_r) \quad (12)$$

所以整个闭环系统控制律的设计包括: (i) 在假设 $d=0$ 时, 基于 TLC 方法设计标称输入 $\bar{\mu}$ 以及 LTV 反馈控制律 u 使得 $\dot{e} = F(t, e)$ 局部指数稳定并满足一定的性能指标要求; (ii) 设计 RBFNN 输出 v_{ad} 逼近 d ; (iii) 设计鲁棒自适应控制律 v_r 克服逼近误差的影响, 从而使整个系统获得更好的控制性能.

2 基于径向基神经网络的鲁棒自适应轨迹线性化控制

首先考虑如下定理

引理^[5] 对 n 维连续时间线性时变系统

$$\dot{x} = A(t)x, \quad x(t_0) = x_0 \quad (13)$$

原点为唯一平衡状态, $n \times n$ 矩阵 $A(t)$ 的元均为分段连续的一致有界函数, 则原点是指数稳定平衡点的充要条件是: 对任给的一个实对称, 一致有界, 一致正定的时变矩阵 $Q(t) \in R^{n \times n}$, 即存在两个实数 $\beta, \beta_1 > 0$ 使有

$$0 < \beta_1 I \leq Q(t) \leq \beta I \quad \forall t \geq t_0 \quad (14)$$

Lyapunov 方程为

$$A^T(t)P(t) + P(t)A(t) + \dot{P}(t) + Q(t) = 0 \quad (15)$$

其 $n \times n$ 的解阵 $P(t)$ 为实对称、一致有界、一致正定, 即存在两个实数 $\alpha, \alpha_1 > 0$ 使有

$$0 < \alpha_1 I \leq P(t) \leq \alpha I \quad \forall t \geq t_0 \quad (16)$$

由于闭环的线性时变系统 (6) 在平衡点 $e(t) = 0$ 指数稳定, 则存在满足引理条件的 $P(t)$,

$Q(t)$ 并使得 (8) 中的闭环系统矩阵 $A_c(t)$ 满足 (15) 给定的 Lyapunov 方程.

已证明径向基神经网络 (RBFNN) 具有以任意精度逼近任意光滑非线性函数的能力^[6-7]. 本文考虑如下 RBFNN 的输入输出形式

$$v_{ad} = W^T \Phi(\bar{x}, C, \delta) \in R^{n_3 \times 1} \quad (17)$$

其中 $\bar{x} \in R^{n_1 \times 1}$ 为系统输入且属于某个紧集 $D_{\bar{x}}, W \in R^{n_2 \times n_3}$ 表示相应的权值矩阵, n_2 表示隐层神经元个数, n_3 表示输出向量维数. 定义 $\Phi(\cdot) = [\phi_1, \dots, \phi_{n_2}]^T, C = [c_1^T, \dots, c_{n_2}^T]^T, \delta = [\delta_1, \dots, \delta_{n_2}]^T$ 分别属于 $R^{n_1 \times 1}, R^{n_1 n_2 \times 1}, R^{n_2 \times 1}$, 其中 ϕ_i 为高斯函数, $c_i \in R^{n_1 \times 1}$ 表示高斯函数中心, $\delta_i \in R$ 表示高斯函数宽度.

本文中取神经网络输入 $\bar{x} = e(t)$, 并取 C, δ 为常数, 那么式 (17) 可改写为

$$v_{ad} = W^T \Phi(e, C_0, \delta_0) = W^T \Phi \quad (18)$$

根据神经网络的逼近定理可做如下假设

假设 3 给定任意逼近误差上界 $\psi^* > 0$, 存在有限的高斯函数 $\bar{n}_2$ 和理想的 W^* , 使得 RBFNN 在紧集 D_e 上一致逼近系统 (1) 中连续光滑未知的 d , 即

$$v_{ad} = W^{*T} \Phi = d - \varepsilon, \quad \|\varepsilon\| \leq \psi^* \quad (19)$$

假设 4 若定义理想权值为

$$W^* = \arg \min_W \left[\sup_{e \in D_e} \|d - v_{ad}\| \right] \quad (20)$$

假设 W^* 有界即满足 $\|W^*\| \leq W$.

为了克服神经网络逼近误差对系统的影响, 采用如下自适应鲁棒控制项来提高整个系统的性能

$$v_r = \rho / \tanh(r/\sigma) \quad (21)$$

其中 $\rho, \sigma > 0$ 为设计参数并取 $\rho > 1, \psi$ 为 ψ^* 的估计, $r = g_2^T(\xi)P(t)e$.

若定义估计误差为

$$\tilde{W} = W^* - W \quad (22)$$

$$\tilde{\psi} = \psi^* - \psi \quad (23)$$

那么可定义如下 Lyapunov 函数

$$V(t, \Xi) = \Xi^T T(t) \Xi \quad (24)$$

其中

$$\begin{aligned} \Xi &= [e^T \quad (\text{vec}(\tilde{W}))^T \quad \tilde{\psi}]^T \in D_{\Xi} \\ D_{\Xi} &= D_e \times D_{\tilde{W}} \times D_{\tilde{\psi}} \end{aligned} \quad (25)$$

$$T(t) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} P(t) & 0 & 0 \\ 0 & \Gamma_W^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & \gamma_{\psi}^{-1} \end{bmatrix}, \quad \Gamma_W > 0, \gamma_{\psi} > 0 \quad (26)$$

假设 5 存在正实数 β, α 使得下列不等式成立

$$\beta - 2l\alpha R_e > 0 \quad (27)$$

其中 l 表示 Lipschitz 常数, 具体见式(37)

假设 6 令 B_R 表示领域 D_E 中的最大凸集合

$$B_R = \{\mathcal{E} \in D_E : \|\mathcal{E}\| \leq R\}, R > 0 \quad (28)$$

并满足

$$R > C \sqrt{\frac{T_{\max}}{T_{\min}}} \geq C \quad (29)$$

其中

$$T_{\max} = \frac{1}{2} \max\{\alpha, \lambda(\Gamma_W), \gamma^1\} \quad (30)$$

$$T_{\min} = \frac{1}{2} \min\{\alpha, \lambda(\Gamma_W), \gamma^1\} \quad (31)$$

$$Y = \psi^* \kappa \sigma + \frac{\lambda_w}{2} \bar{W}^2 + \frac{\lambda_\psi}{2} (\psi^*)^2, \kappa > 0 \quad (32)$$

$$C = \max\left\{\sqrt{\frac{2Y}{\beta - l\alpha R_e}}, \sqrt{\frac{2Y}{\lambda_w}}, \sqrt{\frac{2Y}{\lambda_\psi}}\right\} \quad (33)$$

$\lambda(\cdot), \lambda(\cdot)$ 分别表示矩阵的最大最小特征值.

定理 对于非线性不确定系统(1), 在满足假设 1~6 条件下设计神经网络鲁棒自适应调节律:

$$\dot{W} = \Gamma_W (\Phi^T - \lambda_w W)$$

$$\dot{\psi} = \gamma (\rho^T \tanh(r/\sigma) - \lambda_\psi \psi) \quad (34)$$

则当增广的误差向量初始值 $\mathcal{E}_0$ 属于下文式(52)定义的紧集 Ω_R 时, 闭环系统所有误差信号一致最终有界, 且最终界为 $C \sqrt{T_{\max}/T_{\min}}$.

证明: 由于假设 1~2 成立, 原跟踪误差动态特性(12)可写成如下形式

$$\dot{e} = A(t)e(t) + B(t)u + o(\cdot) + g_2(\xi)(d - v_{ad} - v_r) \quad (35)$$

将式(7), (10), (18)和(19)代入上式并整理可得

$$\dot{e} = A_c(t)e + o(\cdot) + g_2(\xi)(\tilde{W}^T \Phi + \mathcal{E} - v_r) \quad (36)$$

其中 $o(\cdot)$ 表示线性化余项, 由文献[5]中定理 4.13 的证明过程可知

$$\|o(\cdot)\| \leq l \|e\|^2 \quad (37)$$

式(24)给定的 Lyapunov 函数等价于如下形式

$$V(t, \mathcal{E}) = \frac{1}{2} e^T P(t)e + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_W^{-1} \tilde{W}) + \frac{1}{2\gamma} \tilde{\psi} \tilde{\psi} \quad (38)$$

将 V 对时间 t 求导, 并代入式(36)可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \frac{1}{2} e^T (A_c^T P + P A_c + \dot{P}) e + e P o(\cdot) + \\ & r^T (\tilde{W}^T \Phi + \mathcal{E} - v_r) + \text{tr}(\tilde{W} \Gamma_W^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \frac{1}{\gamma} \tilde{\psi} \dot{\tilde{\psi}} \end{aligned} \quad (39)$$

根据引理及式(21), (34), 上式化简为

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2} e^T Q e + e P o(\cdot) + r^T \mathcal{E} - r^T \rho \mu \tanh(r/\sigma) + \\ & \lambda_w \text{tr}[\tilde{W}^T (W^* - \tilde{W})] - \tilde{\psi} (\rho^T \tanh(r/\sigma) - \lambda_\psi \psi) \end{aligned} \quad (40)$$

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} e^T Q e + e P o(\cdot) + r^T \mathcal{E} - r^T \rho \psi^* \tanh(r/\sigma) +$$

$$\lambda_w \text{tr}[\tilde{W}^T (W^* - \tilde{W})] + \lambda_\psi \tilde{\psi} \psi \quad (41)$$

由于 $\rho > 1$, 参考文献[8]可知有如下不等式条件成立

$$r^T \mathcal{E} - r^T \rho \psi^* \tanh(r/\sigma) < r^T \mathcal{E} - r^T \psi^* \tanh(r/\sigma) \leq \psi^* [\|r\| - r^T \tanh(r/\sigma)] \leq \psi^* \kappa \sigma \quad (42)$$

其中 κ 为一常数. 同时还考虑如下不等式成立

$$\begin{aligned} \text{tr}[\tilde{W}^T (W^* - \tilde{W})] & \leq \|\tilde{W}\| \|\bar{W} - \tilde{W}\| \leq \\ & \frac{1}{2} (\|\tilde{W}\|^2 + \|\bar{W}\|^2) - \|\tilde{W}\|^2 = -\frac{1}{2} \|\tilde{W}\|^2 + \frac{1}{2} \|\bar{W}\|^2 \end{aligned} \quad (43)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\psi} \psi = \tilde{\psi} (\psi^* - \tilde{\psi}) & \leq \frac{1}{2} \tilde{\psi}^2 + \frac{1}{2} (\psi^*)^2 - \tilde{\psi}^2 = \\ & -\frac{1}{2} \tilde{\psi}^2 + \frac{1}{2} (\psi^*)^2 \end{aligned} \quad (44)$$

所以(41)可放大为

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & \frac{1}{2} \beta \|e\|^2 + l \alpha \|e\|^3 + \psi^* \kappa \sigma - \frac{\lambda_w}{2} \|\tilde{W}\|^2 + \\ & \frac{\lambda_w}{2} \|\bar{W}\|^2 - \frac{\lambda_\psi}{2} \tilde{\psi}^2 + \frac{\lambda_\psi}{2} (\psi^*)^2 \end{aligned} \quad (45)$$

$$\dot{V} \leq \frac{1}{2} (\beta - 2l\alpha R_e) \|e\|^2 - \frac{\lambda_w}{2} \|\tilde{W}\|^2 - \frac{\lambda_\psi}{2} \tilde{\psi}^2 + Y \quad (46)$$

由于假设 5 成立, 那么下列不等式之一成立时, 有 $\dot{V} < 0$ 成立

$$\|e\| > \sqrt{2Y/(\beta - 2l\alpha R_e)} \quad (47)$$

$$\|\tilde{W}\| > \sqrt{2Y/\lambda_w} \quad (48)$$

$$|\tilde{\psi}| > \sqrt{2Y/\lambda_\psi} \quad (49)$$

事实上由式(24)定义的 Lyapunov 函数满足

$$T_{\min} \|\mathcal{E}\|^2 \leq V(\mathcal{E}) \leq T_{\max} \|\mathcal{E}\|^2 \quad (50)$$

那么若定义下列紧集

$$B_C = \{\mathcal{E} \in B_R : \|\mathcal{E}\| \leq C\} \quad (51)$$

$$\Omega_R = \{\mathcal{E} \in B_R : V \leq v_R\} \quad (52)$$

$$\Omega_C = \{\mathcal{E} \in B_R : V \leq v_C\} \quad (53)$$

其中 v_R 表示 V 沿着球 B_R 边界所取的最小值, v_C 表示 V 沿着球 B_C 边界所取的最大值, 即

$$v_R = \min_{\|\mathcal{E}\|=R} \{V\} = R^2 T_{\min} \quad (54)$$

$$v_C = \max_{\|\mathcal{E}\|=C} \{V\} = C^2 T_{\min} \quad (55)$$

则由假设 6 可知 $B_C \subset \Omega_C \subset \Omega_R \subset B_R$ 成立, 它们之间的几何关系如图 2 所示.

根据参考文献[5]定理 4.18 可知, 任意从 Ω_R 出发的轨迹将在有限时间内进入 Ω_C , 同时由 $T_{\min}$

$\|\mathcal{E}\|^2 \leq V(\mathcal{E}) \leq v_C$ 求得最终界为

$$\|\mathcal{E}\| \leq C \sqrt{\frac{T_{\max}}{T_{\min}}} \quad (56)$$

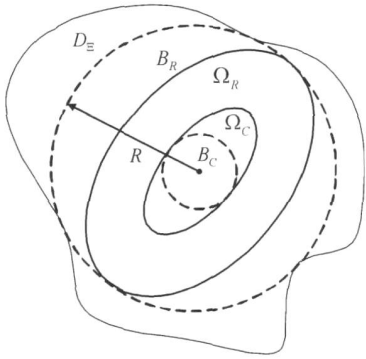


图 2 定理的几何说明

Fig. 2 Geometric representation of the theorem

备注:通过适当选择参数可以使得 Ω_C 任意小,所以 $\|\varepsilon\|$ 可任意小.同时由于系统的标称状态 ξ ,自适应律的最优权值 w^*, ψ^* 均有界,所以闭环系统所有信号也最终有界.

3 空天飞行器飞行控制系统仿真验证

3.1 数学描述和控制系统实现

ASV 的姿态运动学和动力学方程描述为

$$\Omega = f_1 + g_{11} \omega + d_1 \quad (57)$$

$$\dot{\omega} = f_2 + g_{21} M_c + d_2 \quad (58)$$

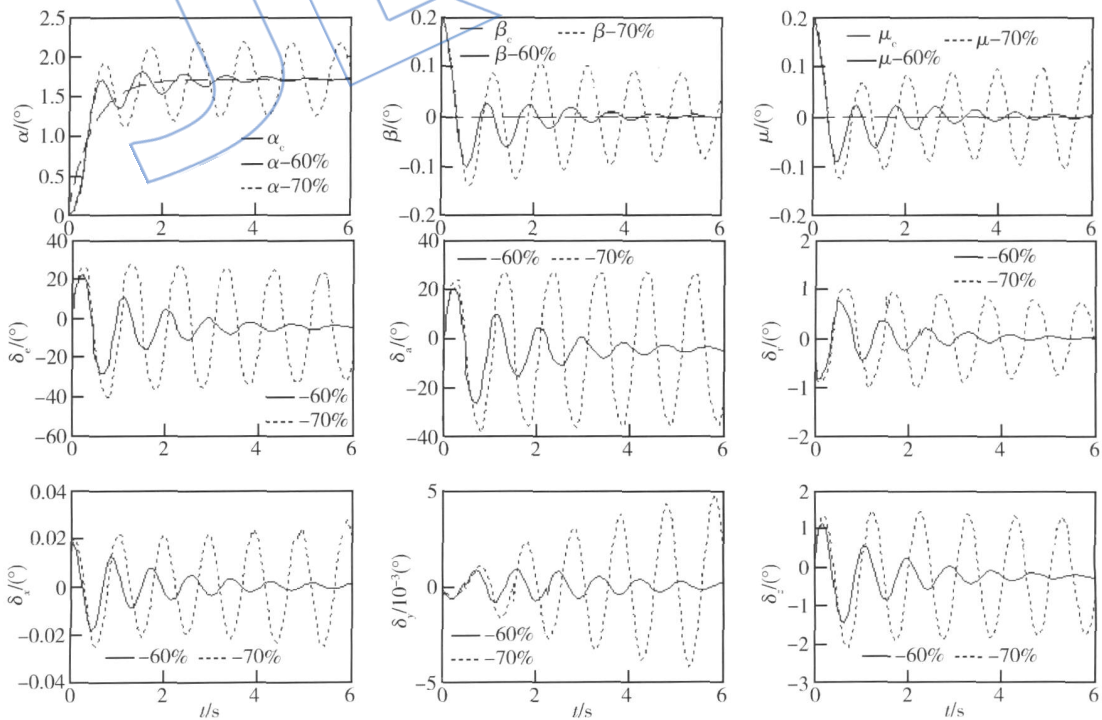


图 3 当前 TLC 方法响应曲线(-60%不确定及-70%不确定)

Fig. 3 Performance of the current TLC (the uncertainty of -60% and -70%)

其中 $\Omega = [\alpha, \beta, \sigma]^T$ 为姿态角向量, $\omega = [p, q, r]^T$ 为姿态角速度向量, $M_c = [L_{ctrl}, M_{ctrl}, N_{ctrl}]^T$ 为滚转、俯仰、偏航方向上的控制力矩. f_1, g_{11}, f_2, g_{21} 的详细表达式参考文献[4], $d_1, d_2 \in R^3$ 表示建模误差和外界干扰.

本文的控制方法实现过程与文献[4]的差别在于文献[4]中式(54)和(55)的 v_{ad1} 和 v_{ad2} 将由本文设计的鲁棒自适应控制器代替.因此,不妨记外内回路的最终控制输入为

$$\underline{\omega} = \underline{\bar{\omega}} + K_1(t) e_\Omega - G_{10}(v_{ad1} + v_{r1}) \quad (59)$$

$$M_c = M_c + K_2(t) e_\omega - G_{20}(v_{ad2} + v_{r2}) \quad (60)$$

3.2 仿真实验

在和文献[4]相同的飞行条件、相同的 TLC 设计参数选择下,实现外内回路鲁棒自适应控制律所需的神经网络参数均选为 $Q(t) = I_6 \times 6, n_2 = 10, n_3 = 3, C_0$ 为 -1 到 1 之间的随机数, δ 为 0 到 2 之间的随机数, $\Gamma_w = 10, \lambda_w = 1, \mu_\psi = 5, \lambda_\psi = 0.1, \rho = 2, \sigma = 0.2$.为检验本文方法的有效性,将气动参数不确定分别加到 -60%和 -70%.图 3 给出了当前 TLC 方法的响应曲线和作动器指令,随着不确定因素的不断增大,当前 TLC 控制性能将不断降低直至失效.图 4 给出了对应条件下控制系统的响应曲线,可见本文提出的控制策略不仅有效,而且在很恶劣的条件下,仍然表现出很好的控制性能.

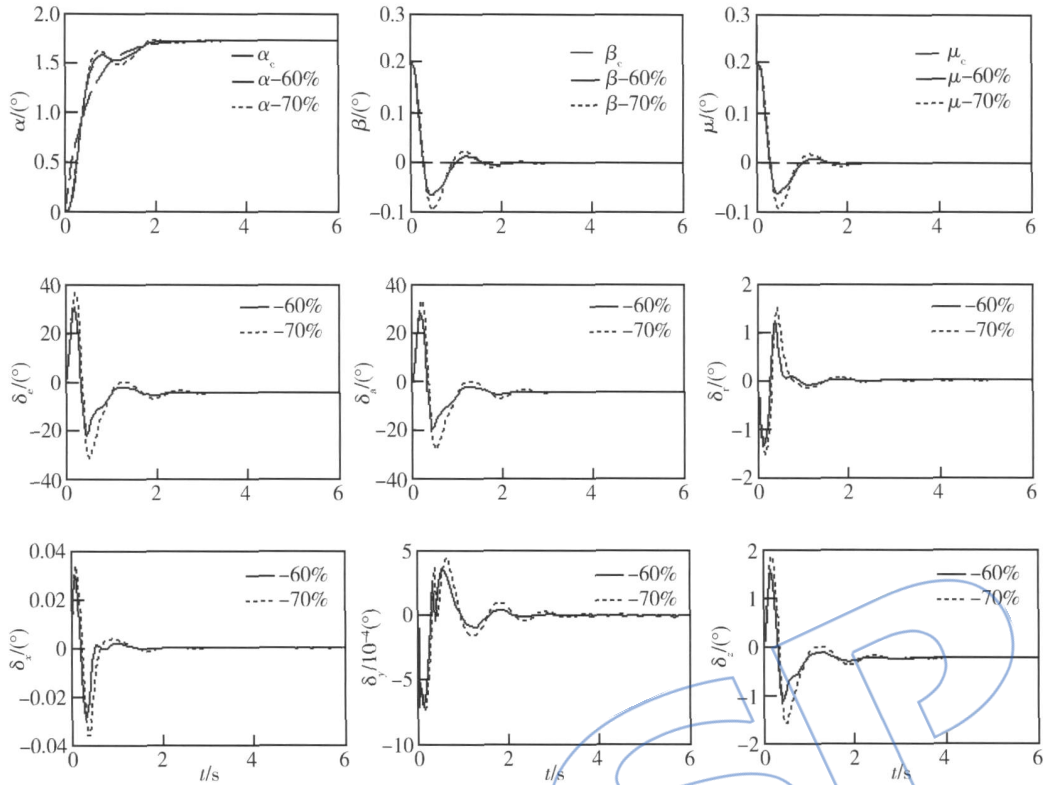


图4 鲁棒自适应 TLC 方法响应曲线(-60%不确定及-70%不确定)

Fig. 4 Performance of the robust adaptive TLC (the uncertainty of -60% and -70%)

4 结 论

空天飞行器的飞行控制系统对控制算法的干扰衰减能力和鲁棒特性提出了很高的要求. 本文在已有结果的基础上, 提出了一种基于径向基神经网络鲁棒自适应的轨迹线性化控制方法, 利用 Lyapunov 稳定性理论证明了闭环系统所有信号一致最终有界, 并给出了界的大小. 最后通过空天飞行器控制系统仿真验证, 仿真结果表明, 即使在非常苛刻的条件下, 该控制方法仍然能够取得满意的控制效果.

参考文献:

- [1] Mickle M C, Zhu J. Bank-to-turn roll-yaw-pitch autopilot design using dynamic nonlinear inversion and PD-eigenvalue assignment[C] // Proceedings of the American Control Conference. Chicago: IEEE, 2000:1359-1364.
- [2] Liu Y, Wu X, Zhu J. Omni-directional mobile robot controller design by trajectory linearization[C] // Proceedings of the American Control Conference. Denver: IEEE, 2003:3423-3428.
- [3] Bevacqua T, Best E, Huizenga A, et al. Improved trajectory linearization flight controller for reusable launch vehicles [C] // 42nd AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Reno: AIAA, 2004:1-16.
- [4] 朱亮, 姜长生, 陈海通, 等. 基于单隐层神经网络的空天飞行器直接自适应轨迹线性化控制[J]. 宇航学报, 2006, 27(3): 338-344.
ZHU Liang, JIANG Changsheng, CHEN Haitong, et al. Direct adaptive trajectory linearization control of aerospace vehicle using SHLNN[J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(3): 338-344.
- [5] Kahlil H K. Nonlinear Systems [M]. 3rd ed. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, 2002.
- [6] Sanner R M, Slotine J J E. Gaussian networks for direct adaptive control [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 837-863.
- [7] Hovakimyan N, Calise A, Kim N. Adaptive output feedback control of a class of multi-input multi-output systems using neural networks[J]. International Journal of Control, 2004, 77(15): 1318-1329.
- [8] Polycarpou M M, Ioannou P A. A robust adaptive nonlinear control design [J]. Automatica, 1996, 32(3): 423-427.