

文章编号: 1000-8055(2010)12-2821-06

基于 RBF 网络的航空发动机 terminal 滑模控制

苗卓广¹, 谢寿生¹, 王海涛¹, 翟旭升¹, 张子阳¹, 孙晓东²

(1. 空军工程大学 工程学院, 西安 710038;

2. 中国人民解放军 94333 部队, 潍坊 261051)

摘 要: 针对现代航空发动机是一个具有不确定性的强非线性系统, 结合滑模控制和神经网络控制的优点, 提出了一种基于径向基函数(radical basis function, 简称 RBF)网络的航空发动机 terminal 滑模控制方法. 分析了传统指数趋近律的不足, 提出了一种改进的指数趋近律来削弱抖振. 该控制器采用 terminal 滑模面, 并且利用径向基函数神经网络在线实时补偿未知干扰和不确定项的影响. 仿真结果表明, 所设计的控制器取得了令人满意的控制效果, 能有效地抑制干扰和参数不确定性的影响, 削弱了抖振.

关 键 词: 航空发动机; terminal 滑模控制; 径向基函数(RBF)神经网络; 抖振; 趋近律

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

Terminal sliding mode controller for aero-engine based on RBF neural network

MIAO Zhuo-guang¹, XIE Shou-sheng¹, WANG Hai-tao¹,
ZHAI Xu-sheng¹, ZHANG Zi-yang¹, SUN Xiao-dong²

(1. The Engineering Institute,

Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;

2. Unit 94333, The Chinese People's Liberation Army, Weifang 261051, China)

Abstract: A method of terminal sliding mode control was put forward for aero-engine with uncertainty and strong nonlinearity based on radical basis function (RBF) neural network. The method integrated neural network control into sliding mode control. Shortage of traditional exponent reaching law was analyzed, and an improved exponent reaching law was proposed to weaken the chattering. Controller was devised using terminal sliding mode surface. And influence caused by unknown disturbance and uncertainty was compensated by RBF neural network in a real-time manner. Simulation results show that the devised controller has good effect, effectively restrains the influence and weakens the chattering.

Key words: aero-engine; terminal sliding mode control;

radical basis function (RBF) neural network; chattering; reaching law

现代航空发动机是一个结构复杂的强非线性动力学系统, 其工作范围广, 参数变化范围大, 不确定性和非线性特性已不容忽视. 因此, 对现代航空发动机, 需要采用现代的非线性控制方法对其

进行控制, 以满足其在全飞行包线范围内的控制要求, 而且全权限数字式电子控制(FADEC)系统的投入使用使得先进复杂的现代控制理论在航空发动机中的应用成为了可能^[1-2].

收稿日期: 2009-10-31; 修订日期: 2010-04-01

作者简介: 苗卓广(1985—), 男, 河北栾城人, 博士生, 研究方向为航空发动机综合控制和故障诊断. E-mail: mohen267@126.com

滑模控制是一类特殊的非线性鲁棒控制方法,并且由于其滑动模态可以进行设计且与对象参数及扰动无关,这就使得滑模控制具有快速响应、对参数变化及扰动不灵敏甚至对满足匹配条件的参数变化及扰动具有完全不变性、物理实现简单、易于工程实现等优点,受到了各国学者的重视^[3],但是其缺点是存在抖振和需知不确定参数上下界等问题.针对上述问题许多学者从不同角度都进行了研究,如边界层法^[4]、趋近律法^[5]、模糊方法^[6]、动态滑模法^[7]、神经网络方法^[8]等.但是文献^[8]是采用 RBF(radical basis function)神经网络对干扰和不确定性的上界进行估计,再根据估计的上界值设计控制器,具有一定的保守性.为此,本文提出一种改进的指数趋近律来削弱抖振,采用 RBF 神经网络来在线实时补偿未知干扰和参数不确定性的影响,设计的控制器采用 terminal 滑模面,避免了采用普通线性滑模面时状态误差不能够在有限时间内收敛为零的缺点.

1 terminal 滑模控制器设计

考虑如下的不确定非线性多变量系统:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = (\mathbf{A} + \Delta\mathbf{A})\mathbf{X}(t) + (\mathbf{B} + \Delta\mathbf{B})\mathbf{U}(t) + \mathbf{D}(t)\mathbf{H}(t) + \mathbf{f}(\mathbf{x}, t) \quad (1a)$$

式中 $\mathbf{X}(t) \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{U}(t) \in \mathbf{R}^m$, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 且 $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 为已知常数矩阵, $\mathbf{H}(t) \in \mathbf{R}^n$ 为外界扰动, $\mathbf{f}(\mathbf{x}, t) \in \mathbf{R}^n$ 为其非线性项, $\Delta\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\Delta\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 分别为矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 的摄动矩阵和扰动分配矩阵. 令

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}, t) = \Delta\mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \Delta\mathbf{B}\mathbf{U}(t) + \mathbf{D}(t)\mathbf{H}(t) + \mathbf{f}(\mathbf{x}, t)$$

则式(1a)变为

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{B}\mathbf{U}(t) + \mathbf{F}(\mathbf{x}, t) \quad (1b)$$

称 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, t) \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为等效干扰^[9], 包括建模误差、参数摄动、外部干扰、非线性项等, 是个时变未知项.

1.1 滑模面设计

根据文献^[10], 定义 terminal 滑模面为

$$\begin{cases} \mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T \\ s_i(\mathbf{x}, t) = \dot{e}_i(t) + \alpha_i e_i(t) + \beta_i e_i(t)^{q_i/p_i} \\ \quad (i = 1, 2, \dots, n) \\ e_i(t) = x_i(t) - x_{ri}(t) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\alpha_i, \beta_i > 0$, p_i 和 q_i ($p_i > q_i$) 为正奇数, $x_{ri}(t)$ 为 $x_i(t)$ 的期望值.

把式(2)写成矩阵形式为

$$\mathbf{S} = \dot{\mathbf{E}} + \mathbf{\Gamma}\mathbf{E} + \mathbf{\Phi}\mathbf{E}^{q/p} \quad (3)$$

式中

$$\begin{aligned} \mathbf{E} &= [e_1, e_2, \dots, e_n]^T \\ \mathbf{E}^{q/p} &= [e_1^{q_1/p_1}, e_2^{q_2/p_2}, \dots, e_n^{q_n/p_n}]^T \\ \mathbf{\Gamma} &= \text{diag}[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n] \\ \mathbf{\Phi} &= \text{diag}[\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n] \end{aligned}$$

定理 1: 对于系统式(1)和滑模面式(2), 当系统在滑模面上滑动时, 系统状态误差将于有限时间 t_s 内收敛到零点.

其中 $t_s = \max\{t_{is}, i = 1, 2, \dots, n\}$, t_{is} 见式(6).

证明: 当系统处于滑模面上时 $s_i(\mathbf{x}, t) = 0$, 则由式(2)得

$$e_i^{-q_i/p_i} \frac{de_i}{dt} + \alpha_i e_i^{1-q_i/p_i} = -\beta_i \quad (4)$$

令 $y_i = e_i^{1-q_i/p_i}$, 则式(4)变为

$$\frac{dy_i}{dt} + \frac{p_i - q_i}{p_i} \alpha_i y_i = -\frac{p_i - q_i}{p_i} \beta_i \quad (5)$$

解式(5)一阶线性微分方程, 并考虑到当 $e_i(t) = 0$ 时, $y_i(t) = 0$, $t_i = t_{is}$, 则从任意初始状态 $e_i(t) \neq 0$ 收敛到平衡状态 $e_i(t) = 0$ 的时间为

$$t_{is} = \frac{p_i}{\alpha_i(p_i - q_i)} \ln \frac{\alpha_i e_i(0)^{(p_i - q_i)} + \beta_i}{\beta_i} \quad (6)$$

通过设定 $\alpha_i, \beta_i, p_i, q_i$ 可使系统状态误差在有限时间 t_{is} 内收敛到零点, 避免了在线性滑模面下状态误差不能在有限时间内收敛到零点的缺点.

证毕.

1.2 控制律的设计

由 1.1 节分析可知, 所设计的滑模面能够保证系统在有限时间内收敛到零点, 但保证不了在趋近滑模面时运动的品质, 因此本文采用趋近律的方法来保证趋近运动的品质. 传统的指数趋近律^[3]为

$$\dot{s} = -\epsilon \text{sgn}(s) - ks \quad (\epsilon > 0, k > 0) \quad (7)$$

分析式(6), 则从初始状态到进入滑模运动的时间 t^* 为

$$t^* = \frac{1}{k} \ln \left[1 + \text{sgn}(S_0) S_0 \frac{k}{\epsilon} \right] \quad (8)$$

由式(7)和(8)得知, 增大 k 和 ϵ 都会缩短到达时间. 实际上在远离滑模面时, 趋近速度主要由指数项 $-ks$ 决定, 当 s 接近于零时, 趋近速度为 ϵ 而不是零, 可以保证有限时间到达. 但是如果 ϵ 过大, 则到达速度会偏大, 而实际控制增益有限, 必定导致抖振增大. 理论上较好的趋近律是远离滑模面时, 速度非常大, 接近滑模面时, 速度渐减为零, 但

实际上是速度不能为零的,因为如果到达滑模面时速度刚好为零则抖振就被消除,抖振消除则滑模控制对干扰和不确定性的不变性也就不存在了^[3].因此本文提出一种改进的指数趋近律

$$\dot{s} = -\lambda \frac{s}{|s| + \delta} - ks \quad (9)$$

式中 $k > 0$, δ 是很小正常数, λ 由式(10)确定

$$\lambda = \begin{cases} |s|^2 & \text{当 } |s| > \Delta \text{ 时} \\ \mu & \text{当 } |s| \leq \Delta \text{ 时} \end{cases} \quad (10)$$

式中 $\Delta > 0$, $\mu > 0$.

从式(9)和式(10)中可以看出,当远离滑模面时, λ 是一个相对较大的值,增大了趋近速度,缩短了到达时间,且离滑模面越近 λ 值越小,趋近速度也就逐渐减小,当进入到领域 Δ 内时, $\lambda = \mu$ 保持相对较小的趋近速度,保证了有限时间到达,并且采用连续函数 $\frac{s}{|s| + \delta}$ 代替符号函数 $\text{sgn}(s)$ 削弱了抖振,因此式(9)改进的指数趋近律兼顾了到达时间短和削弱抖振两方面.

由式(3)和式(9)易得

$$\dot{s} = [\dot{s}_1, \dot{s}_2, \dots, \dot{s}_n]^T = \Lambda\Omega + KS \quad (11)$$

式中

$$K = \text{diag}[-k_1, -k_2, \dots, -k_n]$$

$$\Lambda = \text{diag}[-\lambda_1, -\lambda_2, \dots, -\lambda_n]$$

$$\Omega = \left[\frac{s_1}{|s_1| + \delta_1}, \dots, \frac{s_n}{|s_n| + \delta_n} \right]^T$$

将式(3)代入式(11)中,并注意到 $\dot{E}(t) = \dot{X}(t)$ 则所设计的 terminal 滑模控制律 U

$$U = (\Gamma B)^{-1} \times \left[\Lambda\Omega + KS - \ddot{E} - \Gamma A X - \Gamma F - \frac{q}{p} \Phi E^{q/p-1} \dot{E} \right] \quad (12)$$

从式(12)中能够看出,当 $E=0$, $\Phi E^{q/p-1} \dot{E}$ 项会发生奇异.为此,本文在进行仿真时每循环计算一次 E 时就会判断 E 是否等于零.如果 E 等于零,就删除 $\Phi E^{q/p-1} \dot{E}$ 项,此时

$$U = (\Gamma B)^{-1} (\Lambda\Omega + KS - \ddot{E} - \Gamma A X - \Gamma F)$$

而删除 $\Phi E^{q/p-1} \dot{E}$ 项对控制器所产生的影响会有下文中 RBF 网络输出的 U_n 来弥补.如果 E 不等于零,就按照式(12)计算.

2 基于 RBF 的 terminal 滑模控制器设计

由于含有未知项 $-\Gamma F$,控制律式(12)无法实现.虽然根据不确定性和未知干扰的上下界设计控制器,当扰动量比较小时,可以取得较好的控制

效果,并且具有较强的鲁棒性,但对于像航空发动机这样一个结构复杂的强非线性动力学系统,其工作范围广,参数变化范围大,其不确定性和未知干扰的上下界是很难预先知道的.因此本文采用 RBF 神经网络来在线实时补偿等效干扰的影响. RBF 神经网络是一种具有单隐层的三层前馈网络,由输入到输出的映射是非线性的,而隐含层空间到输出空间的映射是线性的,从而可以大大加快学习速度并避免局部极小问题.

本文采用 RBF 网络的输入为 $h = [e_n(t), \dot{e}_n(t)]^T$, $e_n(t)$ 为实际系统输出与理想模型输出之间的差值,输出为补偿等效干扰 F 的控制量 u_n .

$$u_n = w^T \phi(h) \quad (13)$$

式中 w^T 为神经网络的权值, $\phi(h) = [\phi_1(h), \phi_2(h), \dots, \phi_l(h)]^T$ 为高斯函数.

$$\phi_j(h) = \exp \left\{ -\frac{\|h - m_j\|^2}{2\sigma_j^2} \right\} \quad (j = 1, 2, \dots, l) \quad (14)$$

式中 $m_j = [m_{j1}, m_{j2}]^T$ 是第 j 个神经元的中心矢量, σ_j 为第 j 个神经元的宽度, l 为隐层神经元的个数.

因此式(12)可改为

$$U = U_{eq} + U_n \quad (15)$$

式中

$$U_{eq} = (\Gamma B)^{-1} \times \left[\Lambda\Omega + KS - \ddot{E} - \Gamma A X - \frac{q}{p} \Phi E^{q/p-1} \dot{E} \right]$$

$$U_n = [u_{n1}, u_{n2}, \dots, u_{nm}]^T$$

控制量 U_n 的目标值为 $U_{nd} = -(\Gamma B)^{-1} \Gamma F$ 未知,但它可通过理想模型和实际系统输出之间差值反映出来

$$\begin{aligned} \dot{X} - \dot{X}_d &= A(X - X_d) + BU_n + F = \\ \dot{E}_n &= AE_n + BU_n + F \end{aligned} \quad (16)$$

则网络输出与实际输出差值

$$\begin{aligned} \Delta U_n &= U_n - U_{nd} = B^{-1}(\dot{E}_n - AE_n) = \\ &[\Delta u_1, \Delta u_2, \dots, \Delta u_n] \end{aligned} \quad (17)$$

选择神经网络学习目标为

$$Q = \frac{1}{2}(\Delta u_n)^2 \quad (18)$$

神经网络权值 w_j 学习算法为

$$\begin{aligned} \Delta w_j &= -\eta \frac{\partial Q}{\partial w_j} = -\eta \Delta u_n \frac{\partial \Delta u_n}{\partial w_j} = -\eta \Delta u_n \phi_j(h) \\ w_j(n_0) &= w_j(n_0 - 1) + \Delta w_j + \\ &\rho[w_j(n_0 - 1) - w_j(n_0 - 2)] \end{aligned} \quad (19)$$

式中 $j = 1, 2, \dots, l$, l 为隐层神经元的个数, η_j 为

学习速率, ρ 为惯性系数.

定理 2: 对于系统式(1), 设计 terminal 滑模面如式(2), 采用式(15)的控制策略, 其中 $\mathbf{U}_n$ 由式(13), (17)和式(19)确定, 则系统是收敛的, 其中 η_j 应满足 $0 < \eta_j < \frac{1}{\left[\frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j}\right]^2}$

证明: 定义 Lyapunov 函数

$$V(n_0) = V_1(n_0) + V_2(n_0) \quad (20)$$

式中

$$V_1(n_0) = \frac{1}{2} s(n_0)^2$$

$$V_2(n_0) = \frac{1}{2} W^2(n_0) = \frac{1}{2} Q(n_0)$$

则

$$\begin{aligned} \dot{V}_1(n_0) &= s(n_0) \dot{s}(n_0) = \\ s(n_0) &\left[-\lambda \frac{s(n_0)}{|s(n_0)| + \delta} - ks(n_0) \right] = \\ &-\lambda \frac{s^2(n_0)}{|s(n_0)| + \delta} - ks^2(n_0) \end{aligned} \quad (21)$$

由式(10)易知, $\lambda > 0$, 并且 $k > 0$, 因此式(21)

$$\dot{V}_1(n_0) < 0$$

令

$$\begin{aligned} \Delta V_2(n_0) &= V_2(n_0 + 1) - V_2(n_0) = \\ &\frac{1}{2} [W^2(n_0 + 1) - W^2(n_0)] \end{aligned} \quad (22)$$

其中

$$W(n_0 + 1) = W(n_0) + \Delta W(n_0) \quad (23)$$

$$\Delta W(n_0) = \frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j} \Delta \omega_j \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \Delta \omega_j &= -\eta_j \frac{\partial Q}{\partial \omega_j} = -\eta_j \frac{\partial [W^2(n_0)]}{\partial \omega_j} = \\ &-2\eta_j W(n_0) \frac{\partial [W(n_0)]}{\partial \omega_j} \end{aligned} \quad (25)$$

将式(23)~(25)代入到式(22), 则

$$\begin{aligned} \Delta V_2(n_0) &= \frac{1}{2} \{ [W(n_0) + \Delta W(n_0)]^2 - W^2(n_0) \} = \\ &\frac{1}{2} \{ 2W(n_0)\Delta W(n_0) + [\Delta W(n_0)]^2 \} = \\ &2 \left[W(n_0) \frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j} \right]^2 \left\{ -\eta_j + \left[\eta_j \frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j} \right]^2 \right\} \end{aligned} \quad (26)$$

如果 η_j 值选取满足 $0 < \eta_j < \frac{1}{\left[\frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j}\right]^2}$ 时

$$-\eta_j + \left[\eta_j \frac{\partial W(n_0)}{\partial \omega_j} \right]^2 < 0 \quad (27)$$

则

$$\Delta V_2(n_0) < 0$$

因此

$$\Delta V(n_0) < 0$$

证毕.

3 基于 RBF 的 terminal 滑模控制用于航空发动机控制系统

3.1 航空发动机数学模型

某型涡扇发动机的控制系统为双变量控制结构. 选用主燃油供油量 m_f 控制低压转子转速 n_l , 尾喷管喉部面积 A_8 控制低压涡轮后温度 T_5 . 不考虑部件的容腔效应和非定常热交换, 建立某型涡扇发动机非线性数学模型为^[11]

$$\begin{cases} \dot{n}_l = f_1(n_l, T_5, m_f, A_8, H, Ma) \\ \dot{T}_5 = f_2(n_l, T_5, m_f, A_8, H, Ma) \end{cases} \quad (28)$$

式中 H, Ma 分别为飞行高度和飞行马赫数.

由式(22)建立其含等效干扰的非线性状态空间模型如下:

$$\begin{bmatrix} \dot{n}_l \\ \dot{T}_5 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} n_l \\ T_5 \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} m_f \\ A_8 \end{bmatrix} + \mathbf{F}(\mathbf{x}, t) \quad (29)$$

式中 $\mathbf{F}(\mathbf{x}, t)$ 为等效干扰, 是一个未知项.

因此式(23)的不考虑等效干扰的线性模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{n}_{ld} \\ \dot{T}_{5d} \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} n_{ld} \\ T_{5d} \end{bmatrix} + \mathbf{B} \begin{bmatrix} m_{fd} \\ A_{8d} \end{bmatrix} \quad (30)$$

3.2 基于 RBF 的航空发动机 terminal 滑模控制系统结构

基于 RBF 的航空发动机 terminal 滑模控制系统结构如图 1 所示.

图 1 中 n_{lr}, T_{5r} 为输入指令, 线性模型为式(30).

3.3 控制系统仿真

应用本文所设计的控制器对式(22)所建立的非线性模型进行航空发动机小偏离控制仿真. 在 $H = 0, Ma = 0$ 时, 建立其线性模型

$$\begin{bmatrix} \dot{n}_{ld} \\ \dot{T}_{5d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2.8619 & 0.07583 \\ 2.1327 & -3.4733 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_{ld} \\ T_{5d} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.68145 & 0.50363 \\ 0.64108 & 0.40327 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_{fd} \\ A_{8d} \end{bmatrix} \quad (31)$$

选取 RBF 网络结构为 2-4-1, 即 $l = 4$, 网络初始权值 $\mathbf{w} = [0.1, 0.1, 0.1, 0.1]^T$, 高斯函数神经元宽度初始值 $\sigma_j = 0.5, (j = 1, \dots, 4)$, 中心矢量初始值 $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.1 \end{bmatrix}$, 学习参数

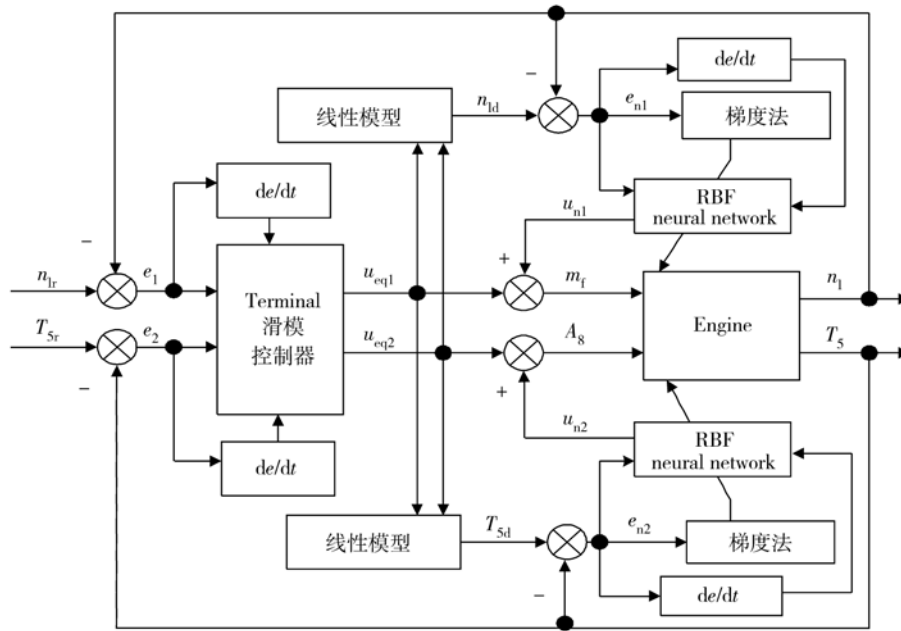


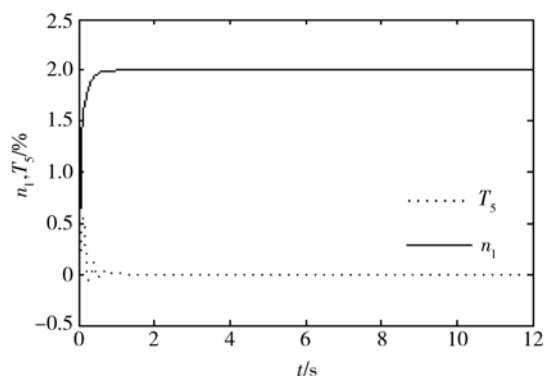
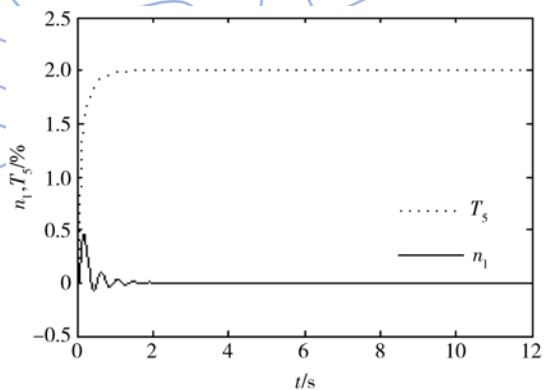
图 1 航空发动机滑模控制系统结构

Fig. 1 Structure of sliding mode control system of aeroengine

$\eta=0.6, \rho=0.04$. 经多次仿真最终选定控制律参数 $\alpha_i=0.5, i=1,2; \beta_i=1, i=1,2; q_i=5, i=1,2; p_i=9, i=1,2; \Delta_i=0.5, i=1,2; \mu_i=0.5, i=1,2; \delta_i=0.05, i=1,2; k_i=0.05, i=1,2$. 设置采样周期 $T=20\text{ ms}$.

图 2 为在 $H=0\text{ km}, Ma=0$ 状态下, T_5 期望值 T_{5r} 不变, n_1 期望值 n_{lr} 作 2% 阶跃时, 控制系统的响应曲线; 图 3 为在 $H=0\text{ km}, Ma=0$ 状态下, T_{5r} 作 2% 阶跃, n_{lr} 不变时, 控制系统的响应曲线.

弱了抖振, 且具有一定的解耦特性.

图 2 $H=0\text{ km}, Ma=0, \Delta n_1=2\%$ 的阶跃响应Fig. 2 Step response of $\Delta n_1=2\%$ at $Ma=0$ and $H=0\text{ km}$ 图 3 $H=0\text{ km}, Ma=0, \Delta T_5=2\%$ 的阶跃响应Fig. 3 Step response of $\Delta T_5=2\%$ at $Ma=0$ and $H=0\text{ km}$

为了考察本文设计的控制器的自适应能力和优越性, 本文另选取 $H=10\text{ km}, Ma=1.0$ 状态作为仿真点, 分别采用本文设计的 terminal 滑模控制器和文献[12]中的模糊滑模控制对 n_{lr} 和 T_{5r} 施加 2% 阶跃输入, 控制系统响应如图 4 和图 5 所示(图中 SMC 代表 sliding mode control). 从图 4 和图 5 可以看出, 虽然选取的仿真点偏离设计点比较大, 但本文设计的 terminal 滑模控制器响应时间更快, 仍然具有良好的动态性能. 从图 4 还能够看出, 模糊滑模控制器在 $\Delta n_1=2\%$ 的阶跃响应时由于不能消除变量间的耦合作用使得 T_5 发生

由图 2 和图 3 可以看出, 所设计控制器响应快速, 具有良好的动态性能, 不存在稳态误差, 削

了约 0.3% 的阶跃.

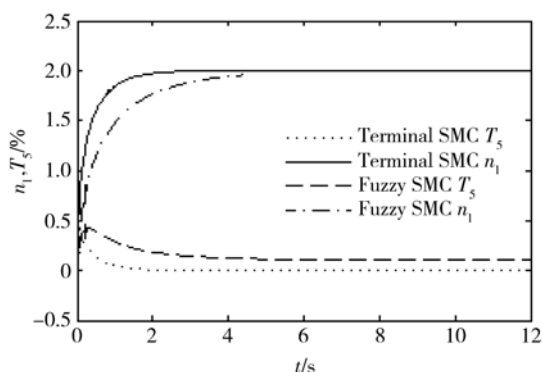


图 4 $H=10\text{ km}$, $Ma=1$, $\Delta n_1=2\%$ 的阶跃响应
Fig. 4 Step response of $\Delta n_1=2\%$ at $Ma=1$
and $H=10\text{ km}$

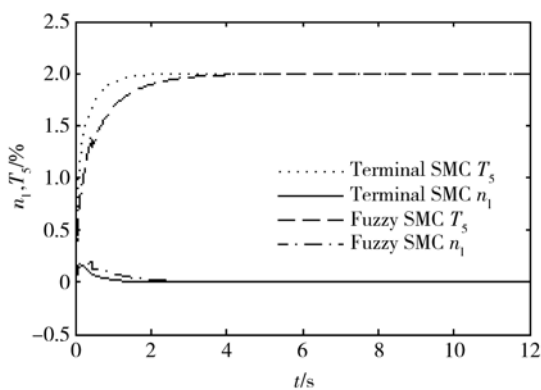


图 5 $H=10\text{ km}$, $Ma=1$, $\Delta T_5=2\%$ 的阶跃响应
Fig. 5 Step response of $\Delta T_5=2\%$ at $Ma=1$
and $H=10\text{ km}$

4 结 论

本文针对航空发动机是一个具有不确定性的强非线性系统,设计了基于 RBF 网络的航空发动机 terminal 滑模控制器.该控制器采用 terminal 滑模面,使系统在有限时间内收敛到平衡状态,利用提出的改进指数趋近律来设计控制律,并用 RBF 神经网络来补偿等效干扰的影响.研究结果表明所设计的控制器具有良好的动态性能,响应快速,并且削弱了抖振,具有较强的自适应能力,将其作为航空发动机非线性控制器是完全可行、有效的.

参考文献:

[1] 董劲,黄金泉.航空发动机多变量模糊 PID 控制[J].航空

动力学报,2003,18(4):538-541.

DONG Jin, HUANG Jinquan. Multivariable fuzzy-PID control for aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(4):538-541. (in Chinese)

[2] 王永庭,郭迎清,王海泉.增广 LQL 方法及其在航空发动机控制中的应用[J].航空动力学报,2007,22(1):132-136.

WANG Yongting, GUO Yingqing, WANG Haiquan. Augmented LQL method and its application to aeroengine control[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(1):132-136. (in Chinese)

[3] 高为炳.变结构控制的理论及设计方法[M].北京:科学出版社,1998.

[4] Erbaturo K, Kawamura A. Chattering elimination via fuzzy boundary layer tuning[C]//Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference. Sevilla, Spain: IEEE Press, 2002, 11:2131-2136.

[5] Jiang K, Zhang J G, Chen Z M. A new approach for the sliding mode control based on fuzzy reaching law[C]//Intelligent Control and Automation, Proceedings of the 4th World Congress. Shanghai, China: Press of University of Science and Technology of China, 2002, 6:656-660.

[6] Ha Q P, Nguyen Q H, Rye D C, et al. Fuzzy sliding mode controller with applications[J]. IEEE Transaction on Industrial Electronics, 2001, 48(1):38-41.

[7] Hamerlain M, Youssef T, Belhocine M. Switching on the derivative of control to reduce chatter[J]. IEEE Proceedings on Control Theory and Applications, 2001, 148(1):88-96.

[8] Man Z H, Yu X H, Eshraghian K, et al. A robust adaptive sliding mode tracking control using an RBF neural network for robotic manipulators[J]. IEEE International Conference on Neural Network, 1995, 5:2403-2408.

[9] Elmali H, Olgac N. Sliding mode control with perturbation estimation (SMCPE): a new approach[J]. Int. J. Control, 1992, 56(4):923-941.

[10] Venkataraman S T, Gulati S. Control of nonlinear systems using terminal sliding modes[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 1993, 115(3):554-560.

[11] 谢寿生.某型加力涡扇发动机[M].西安:空军工程大学,2002.

XIE Shousheng. A certain afterburning turbofan engine [M]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2002. (in Chinese)

[12] 李彬,孙晓东,劭汉永.航空发动机模糊滑模变结构控制研究[J].光电与控制,2008,15(12):47-50.

LI Bin, SUN Xiaodong, SHAO Hanyong. Study on fuzzy sliding mode variable structure control for aeroengine[J]. Electronics Optics and Control, 2008, 15(12):47-50. (in Chinese)