

DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201503083

一类含有滞回故障非线性系统 Backstepping 变结构控制

李 飞¹,胡剑波²,王坚浩²,郑 磊²

(1.空军工程大学 理学院,西安 710051;2. 空军工程大学 装备管理与安全工程学院,西安 710051)

摘 要:为解决执行器发生未知故障情况下不确定非线性系统的控制问题,采用一种自适应 Backstepping 变结构控制方法,建立了包括滞回非线性和失效、卡死等故障类型的非线性执行器模型.通过径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络逼近系统中的未知非线性函数项,神经网络参数根据自适应律实时调整,保证了逼近效果.结合动态面控制,避免了 Backstepping 控制中的计算复杂性问题.引入的自适应补偿项消除了系统建模误差和不确定干扰的影响,理论分析证明了闭环系统半全局一致最终有界,仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词:滞回非线性;未知故障;不确定性;自适应 Backstepping 控制;RBF 神经网络

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2017)04-0108-08

Backstepping sliding mode control for a class of nonlinear systems with hysteresis failures

LI Fei¹, HU Jianbo², WANG Jianhao², ZHENG Lei²

(1.Science College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2.Materiel Management and Safety Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: An adaptive backstepping sliding mode control method is adopted to solve the control problem of uncertain nonlinear systems with unknown actuator failures. A model for the nonlinear actuator is developed which includes hysteresis nonlinearity, partial loss of effectiveness and total loss of effectiveness. Radial basis function neural network is employed to approximate the unknown nonlinear functions, and the parameters of neural network are tuned on-line by adaptation laws to improve the effect of approximation. The dynamic surface control is combined with backstepping control to avoid the explosion of complexity in the traditional backstepping design method. The influence of modeling error and uncertain disturbances is suppressed by introducing the adaptive compensation term. The closed loop system is proved to be semi-globally uniformly ultimately bounded by theoretical analysis. Simulation results are presented to demonstrate the effectiveness of this method.

Keywords: hysteresis nonlinearity; unknown faults; uncertainties; adaptive backstepping control; RBF neural network

滞回非线性广泛存在于电磁、继电器、作动器、机电伺服等实际控制系统中^[1-5],其表现出的多值性和不可微性严重影响被控系统的性能,甚至会造成系统不稳定^[6].近年来,许多学者^[7-10]针对此类非线性执行器的控制问题进行了广泛研究,并取得了一系列研究成果.

文献[7]利用自适应控制方法,针对受死区输入特性影响的非仿射非线性系统给出了控制器的设计方法,为解决存在滞回非线性输入特性的系统控制问题提供了有益借鉴.文献[8-9]针对一类存在 Prandtl-Ishlinskii 滞回输入的非线性系统提出了一种自适应动态面控制方法,有效补偿滞回非线性导

致的系统不确定性的同时,动态面控制方法克服了 Backstepping 控制设计中存在“计算膨胀”的问题.文献[9]讨论了时滞非线性系统的自适应动态面控制器的设计问题.文献[10]通过 Duhem 模型对滞回非线性进行建模,设计了自适应动态面控制方案,简化了控制器复杂程度.文献[11]通过构造光滑的 Backlash-like 滞回及其逆的数学模型,基于自适应 Backstepping 控制设计了鲁棒控制器,克服了滞回非线性对系统的影响,但是控制器对滞回非线性的补偿误差依赖于其数学模型的精确程度.上述研究成果主要针对模型确定系统或是参数不确定性系统,且对滞回非线性模型施加了诸如逆存在、可微等限制条件.

本文针对一类具有非线性函数不确定和有界外界干扰的非线性系统,考虑非线性执行器发生未知故障的情况下,利用 Backstepping 滑模控制方法提出了一种鲁棒控制器设计方案.该方案建立了非线性

收稿日期:2015-03-21

基金项目:工业控制技术国家重点实验室资助(1CT1401);上海市重点学科建设资助(No.J510103)

作者简介:李 飞(1986—),男,博士,讲师;
胡剑波(1965—),男,教授,博士生导师

通信作者:李 飞,lizhaodi726@163.com

性执行器故障模型,包含了滞回非线性和失效、卡死等故障类型;利用 RBF 神经网络逼近系统的未知非线性函数项,RBF 神经网络权值向量根据自适应律实时调整,保证了逼近效果;借鉴动态面控制思想,在 Backstepping 设计中引入一阶低通滤波器,避免了 Backstepping 控制器计算复杂性问题;利用改进的自适应滑模项有效补偿了系统不确定干扰的影响.通过理论分析,证明了系统输出能趋近于参考指令信号的邻域,仿真结果证明了该方案的有效性.

1 问题描述

考虑如下不确定非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}_i = f_i(\bar{x}_i) + x_{i+1} + d_i(t, \mathbf{x}_n), i = 1, 2, \cdots, n - 1; \\ \dot{\mathbf{x}}_n = f_n(\mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i \varphi(u_{ci}) + d_n(t, \mathbf{x}_n); \\ y = x_1. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\bar{\mathbf{x}}_i = [x_1, \cdots, x_i]^T \in \mathbf{R}^i, \mathbf{x}_n = [x_1, \cdots, x_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 为系统状态向量; $y \in R$ 为系统输出; $f_i(\bar{x}_i), f_n(\mathbf{x}_n)$ 分别为未知光滑函数项; $d_i(t, \mathbf{x}_n), d_n(t, \mathbf{x}_n)$ 分别为系统未知不确定扰动项; $b_i > 0$ 为未知控制增益; $\varphi(u_{ci})$ 为含有滞回非线性的执行器发生故障情况下的控制信号,其中 u_{ci} 为待设计输入控制信号.

本文对滞回非线性进行建模描述^[12],其微分方程如下:

$$\frac{dv_i}{dt} = A_i \left| \frac{du_{ci}}{dt} \right| (C_i u_{ci} - v_i) + B_i \frac{du_{ci}}{dt}, i = 1, 2, \cdots, m. \quad (2)$$

式中: A_i, B_i, C_i 分别为常数,且 $C_i > 0, C_i > B_i; v_i$ 为带有滞回非线性的执行器输出.

由式(2)可知:

$$v_i = C_i u_{ci} + \bar{d}_i(u_{ci}), \quad (3)$$

$$\bar{d}_i(u_i) = (v_i(0) - C_i u_{ci}(0)) e^{-A_i(u_{ci} - u_{ci}(0)) \text{sign}(\dot{u}_{ci})} + e^{-A_i u_{ci} \text{sign}(\dot{u}_{ci})} \int_{u_{ci}(0)}^{u_{ci}} (B_i - C_i) e^{A_i \xi \text{sign}(\dot{u}_{ci})} d\xi. \quad (4)$$

由此,滞回非线性可表示为线性部分 $C_i u_{ci}$ 与非线性部分 $\bar{d}_i(u_{ci})$ 之和,且 $\bar{d}_i(u_{ci})$ 有界^[10,13].取 $B_i = 3.163\ 5, C_i = 0.345$,当 $A_i = 2, 3, 4, 5, 6$ 时,带有滞回非线性执行器的输入输出关系如图 1 所示.

假设第 i 个执行器在 t_i 时刻发生故障, t 时刻 ($t \geq t_i$) 执行器输出可表示为

$$\begin{cases} \varphi(v_i) = \rho_i v_i + u_{ki}, \\ \rho_i u_{ki} = 0. \end{cases} \quad (5)$$

式中, $0 \leq \rho_i \leq 1$ 为执行器失效程度, u_{ki} 为执行器发生卡死故障后固定输出.由此,式(5)可表示 3 类执行

器状态:

(I) $\rho_i = 1, u_{ki} = 0$,表示执行器正常工作, $\varphi(v_i) = v_i$;

(II) $0 < \rho_i < 1, u_{ki} = 0$,表示执行器部分失效, $\varphi(v_i) = \rho_i v_i$;

(III) $\rho_i = 0$,表示执行器完全失效,即卡死, $\varphi(v_i) = u_{ki}$.其中, $u_{ki} = 0$ 表示一种特殊的卡死故障,即执行器卡死在 0 力矩位置,也可称为执行器松浮故障; $u_{ki} = v_{imax}$ or v_{imin} 表示执行器卡死在极限位置,也可称为执行器饱和故障.

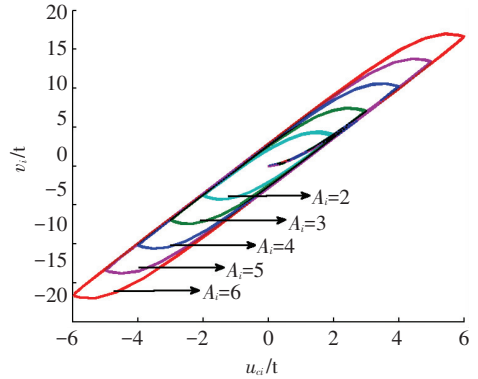


图 1 滞回非线性执行器输入输出关系

Fig.1 Input and output of hysteretic nonlinear actuator

综合式(3)和式(5),可知滞回非线性执行器不确定故障模型可表示如下:

$$\begin{cases} \varphi(u_{ci}) = \rho_i C_i u_{ci} + u_{ki} + \rho_i \bar{d}_i(u_{ci}), \\ \rho_i u_{ki} = 0. \end{cases} \quad (6)$$

式中 $\bar{d}_i(u_{ci})$ 有界.

由式(1)可知,系统模型可以表示如下:

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}_i = f_i(\bar{x}_i) + x_{i+1} + d_i(t, \mathbf{x}_n), (i = 1, 2, \cdots, n - 1); \\ \dot{\mathbf{x}}_n = f_n(\mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i (\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) + d'_n(t, \mathbf{x}_n); \\ y = x_1. \end{cases} \quad (7)$$

式中, $d'_n(t, \mathbf{x}_n) = d_n(t, \mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i \rho_i \bar{d}_i(u_{ci})$.

假设 1 执行器在一个工作周期内只发生一次故障,即由正常状态变为部分失效状态或由正常状态变为完全失效状态.且发生完全失效的执行器个数不超过 $m-1$ 个.

假设 2 未知不确定扰动项有界,即

$$|d_i(t, \mathbf{x}_n)| \leq D_i, i = 1, 2, \cdots, n - 1.$$

注 由 $d'_n(t, \mathbf{x}_n) = d_n(t, \mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i \rho_i \bar{d}_i(u_{ci})$ 和 $\bar{d}_i(u_{ci})$ 有界可知, $d'_n(t, \mathbf{x}_n)$ 有界,即 $|d'_n(t, \mathbf{x}_n)| \leq D_n$.

假设 3 参考指令信号 y_r 及其 $n-1$ 阶导数已知且有界.

设计 RBF 神经网络逼近系统中未知函数项,其

表达式为

$$h_{nn}(Z) = \mathbf{W}^T \boldsymbol{\xi}(Z).$$

式中: $\mathbf{Z} \in \Omega_Z \subset \mathbf{R}^n$ 为输入向量; $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_l]^T \in \mathbf{R}^l$ 为神经网络的权值向量, 其中 l 为节点数; $\boldsymbol{\xi}(Z) = [\xi_1(Z), \dots, \xi_l(Z)] \in \mathbf{R}^l$ 是基函数向量.

引理 1^[13] 对于任意连续函数 $h(Z)$, 存在 RBF 神经网络 $h_{nn}(Z) = \mathbf{W}^{*T} \boldsymbol{\xi}(Z)$ 使得

$$\sup_{Z \in \Omega_Z} |h(Z) - h_{nn}(Z)| \leq \varepsilon^*.$$

式中: $\varepsilon^* > 0$; $\varepsilon(Z) = h(Z) - h_{nn}(Z)$ 为神经网络的逼近误差. $\mathbf{W}^*$ 为最优权值向量, 取值为

$$\mathbf{W}^* = \arg \min_{\mathbf{W} \in \mathbf{R}^l} \left\{ \sup_{Z \in \Omega_Z} |h(Z) - \mathbf{W}^T \boldsymbol{\xi}(Z)| \right\}.$$

为提高系统对不确定性和未知干扰的鲁棒性, 在控制器设计过程中引入滑模变结构控制项^[14]. 在 Backstepping 控制器推导过程中每一步骤要用到上一步骤虚拟控制函数的导数, 且滑模控制的不连续易诱发高频抖振, 本文采用以下一类连续可导的平滑函数代替滑模变结构控制中的符号函数:

$$g(x) = \frac{1 - \exp(-\eta x)}{1 + \exp(-\eta x)}, \quad \forall \eta > 0.$$

引理 2^[15] 对于 $\eta > 0, x \in \mathbf{R}$, 连续可导函数 $g(x)$ 满足如下不等式:

$$0 \leq |x| - x \frac{1 - \exp(-\eta x)}{1 + \exp(-\eta x)} \leq \frac{1}{\eta}.$$

针对不确定非线性系统(7), 基于 Backstepping 滑模控制思想设计自适应鲁棒控制器, 有效补偿系统不确定性、滞回非线性以及执行器未知故障的影响, 使得系统输出信号跟踪参考指令信号, 且闭环系统所有信号半全局最终有界.

2 控制器设计及稳定性分析

定义闭环系统跟踪误差为:

$$\begin{aligned} e_1 &= x_1 - y_r, \\ e_i &= x_i - \alpha_{i-1}, i = 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (8)$$

式中 e_1 为系统跟踪误差, α_{i-1} 为第 $i-1$ 阶子系统的期望虚拟控制信号.

Step 1 由闭环系统(7)可知, 系统跟踪误差 e_1 的导数为

$$\dot{e}_1 = f_1(x_1) + x_2 + d_1 - \dot{y}_r.$$

采用自适应 RBF 神经网络逼近系统未知非线性函数项 $f_1(x_1)$, 对于紧集 $\Omega \subset \mathbf{R}$, 存在最优权值向量 $\mathbf{W}_1^*$, 有

$$f_1(x_1) = \mathbf{W}_1^{*T} \boldsymbol{\xi}_1(x_1) + \varepsilon_1,$$

式中 ε_1 为逼近误差, $|\varepsilon_1| \leq \varepsilon_1^*$. 取

$$\tilde{\mathbf{W}}_1 = \mathbf{W}_1^* - \hat{\mathbf{W}}_1.$$

式中, $\hat{\mathbf{W}}_1$ 为神经网络最优权值的估计值, $\tilde{\mathbf{W}}_1$ 为估计误差. 神经网络权值向量的自适应律取为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}}_1 = \Gamma_1 \xi_1(x_1) e_1, \quad (9)$$

式中 $\Gamma_1 = \Gamma_1^T > 0$ 为自适应增益矩阵.

定义边界值 $D_1' = D_1 + \varepsilon_1^*$, 设计自适应律对 D_1' 进行估计:

$$\dot{\hat{D}}_1 = \gamma_1 |e_1|, \quad (10)$$

式中 γ_1 为自适应增益系数. 估计误差为 $\tilde{D}_1 = D_1' - \hat{D}_1$.

选择切换函数 $s_1 = e_1$, 则可设计在不考虑 e_2 时的自适应变结构虚拟控制律为

$$\alpha_1' = -k_1 e_1 - \hat{\mathbf{W}}_1^T \boldsymbol{\xi}_1(x_1) - \hat{D}_1 \frac{1 - \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)}{1 + \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)} + \dot{y}_r, \quad (11)$$

式中 $\eta_1 > 0, k_1 > 0$ 为设计参数.

借鉴动态面控制思想, 为避免 Backstepping 推导过程中对虚拟控制信号反复求导带来的“计算膨胀”问题, 引入一阶低通滤波器对虚拟信号进行滤波处理, 简化了虚拟信号导数求解的过程. 滤波器动态方程如下:

$$\tau_1 \dot{\alpha}_1 + \alpha_1 = \alpha_1', \alpha_1(0) = \alpha_1'(0),$$

式中 $\tau_1 > 0$ 为滤波器时间常数. 则虚拟控制的导数可表示为

$$\dot{\alpha}_1 = -\frac{\alpha_1 - \alpha_1'}{\tau_1} = -\frac{\omega_1}{\tau_1},$$

式中 $\omega_1 = \alpha_1 - \alpha_1'$ 为第 1 阶子系统的边界层误差.

定义 Lyapunov 函数为

$$V_1 = \frac{1}{2} e_1^2 + \frac{1}{2} \tilde{\mathbf{W}}_1^T \Gamma_1^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_1 + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{D}_1^2,$$

对 V_1 按时间 t 求得

$$\dot{V}_1 = e_1 \dot{e}_1 - \tilde{\mathbf{W}}_1^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_1 - \frac{1}{\gamma_1} \tilde{D}_1 \dot{\tilde{D}}_1.$$

在自适应律(9)、(10)和虚拟控制律(11)的作用下, V_1 按时间 t 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= e_1 \dot{e}_1 - \tilde{\mathbf{W}}_1^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_1 - \frac{1}{\gamma_1} \tilde{D}_1 \dot{\tilde{D}}_1 \leq \\ &= -k_1 e_1^2 + e_1 e_2 - \tilde{\mathbf{W}}_1^T \Gamma_1^{-1} (\dot{\tilde{\mathbf{W}}}_1 - \Gamma_1 \xi_1(x_1) e_1) + \\ &= |e_1| \hat{D}_1 - e_1 \hat{D}_1 \frac{1 - \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)}{1 + \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)} - \\ &= \frac{1}{\gamma_1} \tilde{D}_1 (\dot{\tilde{D}}_1 - \gamma_1 |e_1|) \leq -k_1 e_1^2 + e_1 e_2 + \\ &= |e_1| \hat{D}_1 - e_1 \hat{D}_1 \frac{1 - \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)}{1 + \exp(-\eta_1 \hat{D}_1 e_1)}. \end{aligned}$$

由引理 2 可知:

$$\dot{V}_1 \leq -k_1 e_1^2 + e_1 e_2 + \frac{1}{\eta_1}.$$

Step i 第 i 阶子系统跟踪误差 e_i 的导数为

$$\dot{e}_i = f_i(\bar{x}_i) + x_{i+1} + d_i - \dot{\alpha}_{i-1}.$$

类似地,选择切换函数 $s_i = e_i$,可设计如下虚拟控制律:

$$\alpha_i' = -k_i e_i - e_{i-1} - \hat{W}_i^T \xi_i(\bar{x}_i) - \hat{D}_i \frac{1 - \exp(-\eta_i \hat{D}_i e_i)}{1 + \exp(-\eta_i \hat{D}_i e_i)} + \dot{\alpha}_{i-1},$$

式中 $\eta_i > 0, k_i > 0$ 为待设计参数.

应用 RBF 神经网络逼近系统中未知函数项 $f_i(\bar{x}_i)$:对于紧集 $\Omega_i \subset R^i$,有

$$f_i(\bar{x}_i) = \hat{W}_i^T \xi_i(\bar{x}_i) + \tilde{W}_i^T \xi_i(\bar{x}_i) + \varepsilon_i.$$

式中, $\hat{W}_i$ 为最优权值的估计值,估计误差为 $\tilde{W}_i = W_i^* - \hat{W}_i$.自适应律取为

$$\dot{\hat{W}}_i = \Gamma_i \xi_i(\bar{x}_i) e_i, \quad (12)$$

式中 $\Gamma_i = \Gamma_i^T > 0$ 为自适应增益矩阵.根据引理 1 可知,神经网络逼近误差满足 $|\varepsilon_i| \leq \varepsilon_i^*$.定义边界值 $D_i' = D_i + \varepsilon_i^*$,设计自适应律对边界值 D_i' 进行估计:

$$\dot{\hat{D}}_i = \gamma_i |e_i|, \quad (13)$$

式中 γ_i 为自适应增益系数.其中, $\hat{D}_i$ 为边界值的估计值,估计误差为 $\tilde{D}_i = D_i' - \hat{D}_i$.

在第 $i-1$ 阶子系统,采用动态面控制得到虚拟控制的导数为

$$\dot{\alpha}_{i-1} = -\frac{\omega_{i-1}}{\tau_{i-1}},$$

由此,第 i 阶子系统虚拟控制取为

$$\alpha_i' = -k_i e_i - e_{i-1} - \hat{W}_i^T \xi_i(\bar{x}_i) - \hat{D}_i \frac{1 - \exp(-\eta_i \hat{D}_i e_i)}{1 + \exp(-\eta_i \hat{D}_i e_i)} - \frac{\omega_{i-1}}{\tau_{i-1}}.$$

定义 Lyapunov 函数为

$$V_i = V_{i-1} + \frac{1}{2} e_i^2 + \frac{1}{2} \tilde{W}_i^T \Gamma_i^{-1} \tilde{W}_i + \frac{1}{2\gamma_i} \tilde{D}_i^2.$$

在虚拟控制律(12)和自适应律(13)的作用下,容易导出 V_i 按时间 t 的导数为

$$\dot{V}_i \leq -\sum_{j=1}^i k_j e_j^2 + e_i e_{i+1} + \sum_{j=1}^i \frac{1}{\eta_j}, i = 1, 2, \dots, n-1. \quad (14)$$

Step n 第 n 阶子系统跟踪误差 e_n 的导数为

$$\begin{aligned} \dot{e}_n &= f_n(x_n) + \sum_{i=1}^m b_i(\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) + d_n' - \dot{\alpha}_{n-1} = \\ & f_n(x_n) + \sum_{i=1}^m b_i(\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) + d_n' + \frac{\omega_{n-1}}{\tau_{n-1}}. \end{aligned}$$

可设计第 n 阶子系统虚拟控制律和自适应律为:

$$\begin{aligned} \alpha_n &= -k_n e_n - e_{n-1} - \hat{W}_n^T \xi_n(x_n) - \\ & \hat{D}_n \frac{1 - \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}{1 + \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)} - \frac{\omega_{n-1}}{\tau_{n-1}}, \quad (15) \end{aligned}$$

$$\dot{\hat{W}}_n = \Gamma_n \xi_n(x_n) e_n, \quad (16)$$

$$\dot{\hat{D}}_n = \gamma_n |e_n|. \quad (17)$$

式中: $\hat{W}_n$ 为最优权值 W_n^* 的自适应估计值,估计误差为 $\tilde{W}_n = W_n^* - \hat{W}_n$; $\hat{D}_n$ 为边界值 $D_n' = D_n + \varepsilon_n$ 的估计值,估计误差为 $\tilde{D}_n = D_n' - \hat{D}_n$; $\Gamma_n = \Gamma_n^T > 0$ 为自适应增益矩阵; γ_n 为自适应增益系数, $\eta_n > 0, k_n > 0$ 为待设计参数.

由第 n 阶子系统动态方程可知:

$$\sum_{i=1}^m b_i(\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) = \alpha_n, \quad (18)$$

式中 u_{ci} 即为最终待设计输入控制律.

根据故障模型(6), C_i, u_{ki} 和 ρ_i 均为未知参数,故障参数 u_{ki} 和 ρ_i 随着故障类型及发生故障执行器数量的变化而变化.设计如下自适应控制律:

$$u_{ci} = \hat{P}^T Q, \quad (19)$$

其中 Q 为 $m+1$ 维已知参数向量,取为

$$Q = (Q_1, Q_2, \dots, Q_{m+1})^T = (\alpha_n, 1, \dots, 1)^T,$$

P 为描述系统未知非线性和未知执行器故障情况的参数向量,设计自适应律估计其真实值,自适应律取为

$$\dot{\hat{P}} = (P_1, P_2, \dots, P_{m+1})^T = -\Gamma_p Q e_n, \quad (20)$$

式中 $\Gamma_p = \Gamma_p^T > 0$ 为自适应增益矩阵

定理 1 考虑由状态方程(1),具有滞回非线性特性执行器(2),执行器未知故障模型(5)组成的不确定非线性闭环系统,在假设 1~3 条件下,基于 Backstepping 变结构原理设计的控制律(18)和自适应律(17)、(20),能够使得系统输出跟踪参考指令信号,且闭环系统所有信号半全局一致最终有界.

证明 根据假设 2,假定在 $T_1, T_2, \dots, T_f$ 时刻发生故障的执行器的个数分别为 $p_1, p_2, \dots, p_f$,其中, $\sum_{i=1}^f p_i \leq m-1$.而在时间区间 $[T_0, T_1), (T_1, T_2), \dots, (T_f, \infty)$ 中则没有故障出现.即在时间区间 $[T_j, T_{j+1})$ 中故障集中发生在时刻 T_j .用 $\bar{M}_j$ 表示在时刻 T_j 完全失效执行器集合, M_j 表示正常和部分失效执行器的集合.则 $M_j \cup \bar{M}_j = \{1, 2, \dots, m\}$.根据未知故障模型(6),可知

$$\begin{cases} \rho_i = 0, i \in \bar{M}_j; \\ 0 < \rho_i \leq 1, i \in M_j. \end{cases}$$

式中 $i=1,2,\dots,m$.

在时间区间 $[T_0, T_1)$ 内, 定义如下 Lyapunov 函数:

$$V_{n0} = V_{n-1} + \frac{1}{2}e_n^2 + \frac{1}{2}\tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_n + \frac{1}{2\gamma_n} \tilde{D}_n^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} \tilde{\mathbf{P}},$$

式中 $\tilde{\mathbf{P}} = \mathbf{P} - \hat{\mathbf{P}}$.

V_{n0} 按时间 t 的导数为

$$\dot{V}_{n0} = \dot{V}_{n-1} + e_n \dot{e}_n - \tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_n - \frac{1}{\gamma_n} \tilde{D}_n \dot{\tilde{D}}_n - \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{P}}}.$$

在 $[T_0, T_1)$ 内没有故障发生, 即 $\rho_i = 1, u_{ki} = 0$, 可知:

$$\sum_{i=1}^m b_i (\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) = \sum_{i=1}^m b_i C_i \mathbf{P}^T \mathbf{Q} - \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q} = \alpha_n - \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q}.$$

由自适应律(20)和虚拟控制表达式(17)可知, e_n 的导数可重写为

$$\begin{aligned} \dot{e}_n = & f_n(\mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i C_i u_{ci} + d'_n + \frac{\omega_{n-1}}{\tau_{n-1}} = \\ & -k_n e_n - e_{n-1} + \tilde{\mathbf{W}}_n^T \xi_n(\mathbf{x}_n) - \\ & \hat{D}_n \frac{1 - \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}{1 + \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)} - \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q} + d'_n. \end{aligned}$$

由式(14), 自适应律(17)和引理 1, 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{n0} = & \dot{V}_{n-1} + e_n \dot{e}_n - \tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_n - \frac{1}{\gamma_n} \tilde{D}_n \dot{\tilde{D}}_n - \\ & \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{P}}} \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} \frac{1}{\eta_i} + \\ & \tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} (\Gamma_n \xi_n(\mathbf{x}_n) e_n - \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_n) + \\ & (|e_n| \hat{D}_n - e_n \hat{D}_n \frac{1 - \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}{1 + \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}) - \\ & \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} (\Gamma_p \mathbf{Q} e_n + \dot{\tilde{\mathbf{P}}}) + \\ & \frac{1}{\gamma_n} \tilde{D}_n (\gamma_n |e_n| - \dot{\tilde{D}}_n) \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \\ & \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i} - \sum_{i=1}^m b_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} (\Gamma_p \mathbf{Q} e_n + \dot{\tilde{\mathbf{P}}}). \quad (21) \end{aligned}$$

将自适应律(17)代入得

$$\dot{V}_{n0} \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i}.$$

取 $\eta_i = \exp(t), i=1,2,\dots,n$, 即 $\lim_{t \rightarrow \infty} (\sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i}) = 0$.

可知在时间区间 $[T_0, T_1)$ 内, $V_{n0}(t)$ 有界. 由此, 在 $[T_0, T_1)$ 内, 闭环系统所有信号 $e_i, \tilde{\mathbf{W}}_i, \tilde{D}_i, \tilde{\mathbf{P}}$ 半全局一致最终有界.

根据分析, 在时刻 T_1 有 p_1 个执行器发生故障, 且在时间区间 (T_1, T_2) 无故障发生. 在 (T_1, T_2) 内, 定义如下 Lyapunov 函数:

$$V_{n1} = V_{n-1} + \frac{1}{2}e_n^2 + \frac{1}{2}\tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_n + \frac{1}{2\gamma_n} \tilde{D}_n^2 + \frac{1}{2} \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} \tilde{\mathbf{P}}.$$

由式(18)可知

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^m b_i (\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) = & \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \mathbf{P}^T \mathbf{Q} - \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q} + \\ & \sum_{i \in M_1} b_i u_{ki} = \alpha_n - \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q}. \end{aligned}$$

由式(17), (18)和自适应律(20)可知, e_n 的导数为

$$\begin{aligned} \dot{e}_n = & f_n(\mathbf{x}_n) + \sum_{i=1}^m b_i (\rho_i C_i u_{ci} + u_{ki}) + d'_n + \frac{\omega_{n-1}}{\tau_{n-1}} = \\ & -k_n e_n - e_{n-1} + \tilde{\mathbf{W}}_n^T \xi_n(\mathbf{x}_n) - \\ & \hat{D}_n \frac{1 - \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}{1 + \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)} - \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q} + d'_n. \end{aligned}$$

由式(14), 自适应律(17)和引理 1, 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V}_{n1} = & \dot{V}_{n-1} + e_n \dot{e}_n - \tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_n - \frac{1}{\gamma_n} \tilde{D}_n \dot{\tilde{D}}_n - \\ & \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{P}}} \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^{n-1} \frac{1}{\eta_i} + \\ & \tilde{\mathbf{W}}_n^T \Gamma_n^{-1} (\Gamma_n \xi_n(\mathbf{x}_n) e_n - \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_n) + \\ & (|e_n| \hat{D}_n - e_n \hat{D}_n \frac{1 - \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}{1 + \exp(-\eta_n \hat{D}_n e_n)}) - \\ & \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} (\Gamma_p \mathbf{Q} e_n + \dot{\tilde{\mathbf{P}}}) + \\ & \frac{1}{\gamma_n} \tilde{D}_n (\gamma_n |e_n| - \dot{\tilde{D}}_n) \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i} - \\ & \sum_{i \in M_1} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \Gamma_p^{-1} (\Gamma_p \mathbf{Q} e_n + \dot{\tilde{\mathbf{P}}}). \quad (22) \end{aligned}$$

将自适应律(20)代入得

$$\dot{V}_{n1} \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i}. \quad (23)$$

可知在时间区间 (T_1, T_2) 内, $V_{n1}(t)$ 有界. 由此, 在 (T_1, T_2) 内, 闭环系统所有信号 $e_i, \tilde{\mathbf{W}}_i, \tilde{D}_i, \tilde{\mathbf{P}}$ 半全局一致最终有界.

注 比较式(21)、(22), $V_{n0}(T_1)$ 和 $V_{n1}(T_1^+)$ 只存在

误差项 $\tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{\Gamma}_p^{-1} \tilde{\mathbf{P}}$ 系数的不同.由执行器故障模型和假设 2 可知,在执行器故障出现时,输出控制信号 $u_{ci} = \hat{\mathbf{P}}^T \mathbf{Q}$ 的跳变是有界的,故 $V_{n0}(T_1^-)$ 和 $V_{n1}(T_1^+)$ 均有界.

同理,可得 $V_{n2}(t), \dots, V_{nf}(t)$ 在时间区间 $(T_2, T_3), \dots, (T_f, \infty)$ 有界,且 $V_{n1}(T_2^-), V_{n2}(T_2^+), V_{n2}(T_3^-), \dots, V_{n(f-1)}(T_{f-1}^-), V_{nf}(T_f^+)$ 均有界.由此,可推得闭环系统所有信号 $e_i, \tilde{\mathbf{W}}_i, \tilde{\mathbf{D}}_i, \tilde{\mathbf{P}}$ 在时间区间 $[T_0, \infty)$ 有界,且可通过选择适当的设计参数,使得系统输出 $y = x_1$ 能够稳定跟踪参考指令信号 y_r .

假设在时间区间 $[T_0, T_r)$ 内发生完全失效故障的执行器个数为 $p_r (0 \leq p_r \leq m-1)$, 用集合 $\bar{M}_r$ 表示完全失效执行器的集合, M_r 表示剩余执行器的集合.则在时刻 T_r 有

$$V_{nr} = V_{n-1} + \frac{1}{2}e_n^2 + \frac{1}{2}\tilde{\mathbf{W}}_n^T \mathbf{\Gamma}_n^{-1} \tilde{\mathbf{W}}_n + \frac{1}{2\gamma_n} \tilde{\mathbf{D}}_n^2 + \frac{1}{2} \sum_{i \in M_r} b_i \rho_i C_i \tilde{\mathbf{P}}^T \mathbf{\Gamma}_p^{-1} \tilde{\mathbf{P}}. \quad (24)$$

由式(23)可知

$$\dot{V}_{nr} \leq - \sum_{i=1}^n k_i e_i^2 + \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i}. \quad (25)$$

取 $\lambda_1 = \min\{k_1, k_2, \dots, k_n\}, \lambda_2 = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i}$. 则由不等式(25)可以得到:

$$0 \leq V_{nr}(t) \leq \frac{\lambda_2}{\lambda_1} + (V_{nr}(0) - \frac{\lambda_2}{\lambda_1})e^{-\lambda_1 t}, t \geq T_r.$$

由式(8)和式(24)可得时刻 T_r 跟踪误差为

$$e = y - y_r = x_1 - y_r = e_1 \leq \sqrt{2V_{nr}(T_r)} \leq \sqrt{2\lambda_2/\lambda_1 + 2(V_{nr}(0) - \lambda_2/\lambda_1)e^{-\lambda_1 T_r}}.$$

可知, $V_{nr}(t)$ 最终有界,且存在上界为 λ_2/λ_1 . 通过增大控制器增益 $k_i (i=1, 2, \dots, n)$ 和参数 $\eta_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的值可以使得上界 λ_2/λ_1 任意小,从而使得跟踪误差 $e_1 = x_1 - y_r$ 任意小.

3 仿真算例

为验证控制器的有效性,考虑如下 3 阶不确定非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = f_1(x_1) + x_2 + d_1, \\ \dot{x}_2 = f_2(x_1, x_2) + x_3 + d_2, \\ \dot{x}_3 = f_3(x_1, x_2, x_3) + b_1 v_1(u_{c1}) + b_2 v_2(u_{c2}) + d_3, \\ y = x_1. \end{cases}$$

式中: $f_1(x_1) = 0.1x_1^2, f_2(x_1, x_2) = 0.2e^{-x_2} + x_1 \sin(x_2), f_3(x_1, x_2, x_3) = x_1 x_2 x_3, b_1 = b_2 = 1, d_1 = 0.7x_1^2 \sin t, d_2 = 0.5(x_1^2 + x_2^2) \sin t, d_3 = 0.2(x_1^2 + x_2^2 + x_3^2) \sin t$. 滤波时间常数 $\tau_1 = \tau_2 = 0.05$. 参考指令信号 $y_r = 0.5[\sin t +$

$\sin(0.5t)]$. 初始状态 $[x_1, x_2, x_3] = [0.5, 0, 0]$.

滞回非线性模型参数设置为

$$A_1 = A_2 = 1, B_1 = B_2 = 3.163\ 5, C_1 = C_2 = 0.345.$$

选取如下高斯函数作为 RBF 神经网络的径向基函数:

$$\xi(\mathbf{Z}) = [\xi_1(\mathbf{Z}), \dots, \xi_l(\mathbf{Z})]^T = [e^{-(Z-\mu_1)^T(Z-\mu_1)/\sigma_1^2}, \dots, e^{-(Z-\mu_l)^T(Z-\mu_l)/\sigma_l^2}].$$

式中, $\mu_i = [\mu_{i1}, \dots, \mu_{in}]^T, i=1, \dots, l$ 为高斯函数的中心, $\sigma_i, i=1, \dots, l$ 为高斯函数的宽度.

神经网络参数设置为: $\hat{\mathbf{W}}_1^T \xi_1$ 中, $l_1 = 3, \mu_1 = [\mu_1, \dots, \mu_{l_1}]$ 均匀分布在 $[-4, 4]$, 宽度 $\sigma_i = 2, i=1, 2, \dots, l_1; \hat{\mathbf{W}}_2^T \xi_2$ 中, $l_2 = 9, \mu_2 = [\mu_1, \dots, \mu_{l_2}]$ 均匀分布在 $[-4, 4] \times [-4, 4]$, 宽度 $\sigma_i = 2, i=1, 2, \dots, l_2; \hat{\mathbf{W}}_3^T \xi_3$ 中, $l_3 = 729, \mu_3 = [\mu_1, \dots, \mu_{l_3}]$ 均匀分布在 $[-4, 4] \times [-4, 4] \times [-4, 4] \times [-6, 6] \times [-6, 6]$, 宽度 $\sigma_i = 2, i=1, 2, \dots, l_2$.

选择控制律设计参数为: $\mathbf{\Gamma}_1 = \mathbf{\Gamma}_2 = \mathbf{\Gamma}_3 = \text{diag}[0.5], \mathbf{\Gamma}_p = \text{diag}[1.0], \gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = 0.5, k_1 = k_2 = 2, k_3 = 5$. 假设在 $t = 10\text{ s}$ 时, 执行器 v_1 发生卡死故障, 且卡死位置为 $v_{k1} = 4$.

图 2 为系统输出跟踪参考指令信号性能曲线, 由图 2 可知在执行器存在滞回非线性且发生卡死故障情况下系统输出依然能够有效跟踪参考指令信号.

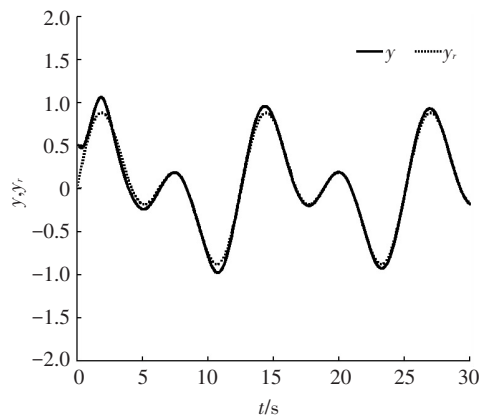


图 2 系统输出跟踪参考指令信号曲线

Fig.2 Tracking curve of the system output

图 3、4 分别为两个执行器的输出信号, v_{1d}, v_{2d} 分别表示执行器未发生故障时的输出值, 比较可知在执行器 1 发生卡死故障情况下, 执行器 2 的输出信号能够保证系统的跟踪性能. 图 5~7 分别为神经网络逼近系统未知函数项的曲线, 可知所设计的自适应 RBF 神经网络能够实现对不确定系统未知函数项的有效逼近. 图 8 为神经网络权值范数 $\|\hat{\mathbf{W}}_1\|, \|\hat{\mathbf{W}}_2\|, \|\hat{\mathbf{W}}_3\|$ 的自适应变化曲线, 图 9 为边界估计值 $\hat{D}_1, \hat{D}_2, \hat{D}_3$ 的自适应变化曲线, 由图 8、9 可知系统中自适应值有界.

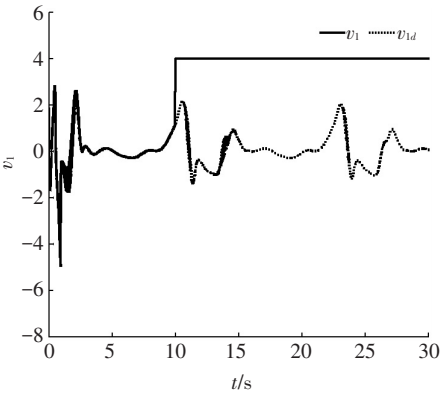


图 3 执行器 v_1 曲线

Fig.3 Curve of actuator v_1

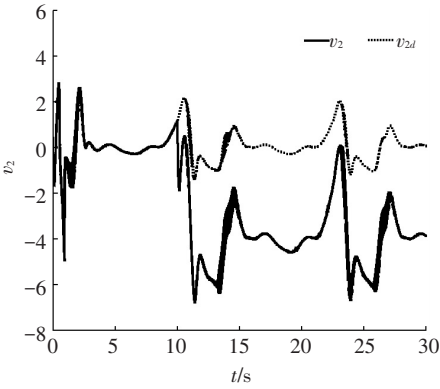


图 4 执行器 v_2 曲线

Fig.4 Curve of actuator v_2

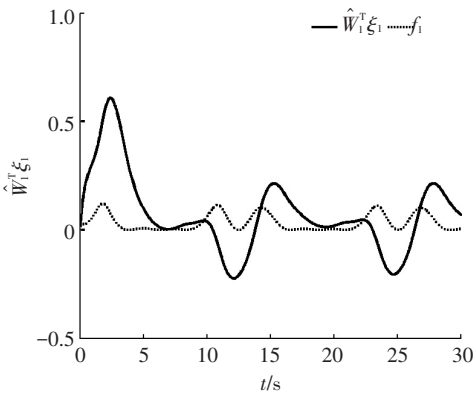


图 5 神经网络 $\hat{W}_1^T \xi_1$ 逼近曲线

Fig.5 Approximate curve of neural network $\hat{W}_1^T \xi_1$

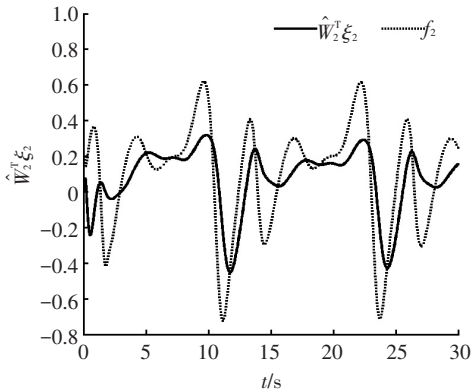


图 6 神经网络 $\hat{W}_2^T \xi_2$ 逼近曲线

Fig.6 Approximate curve of neural network $\hat{W}_2^T \xi_2$

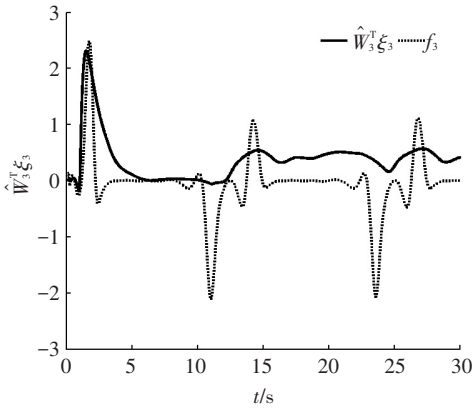


图 7 神经网络 $\hat{W}_3^T \xi_3$ 逼近曲线

Fig.7 Approximate curve of neural network $\hat{W}_3^T \xi_3$

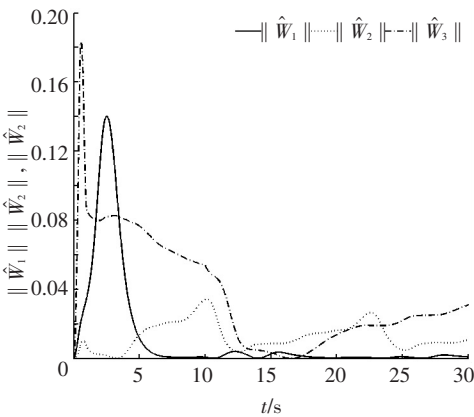


图 8 神经网络权值范数 $\|\hat{W}_1\|$, $\|\hat{W}_2\|$, $\|\hat{W}_3\|$ 自适应变化曲线

Fig.8 Adaptive variation curve of $\|\hat{W}_1\|$, $\|\hat{W}_2\|$, $\|\hat{W}_3\|$

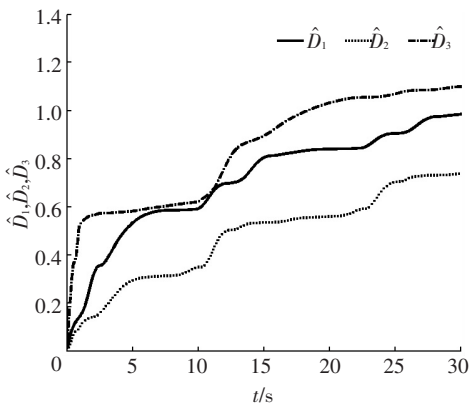


图 9 边界估计值 $\hat{D}_1$, $\hat{D}_2$, $\hat{D}_3$ 自适应变化曲线

Fig.9 Adaptive variation curve of $\hat{D}_1$, $\hat{D}_2$, $\hat{D}_3$

4 结 论

1)建立了含有滞回非线性的执行器未知故障模型,并将滞回非线性部分作为系统未知干扰项的一部分,便于控制律的设计.

2)借鉴动态面控制思想,在 Backstepping 控制推导过程中引入一阶滤波器,避免对虚拟控制项的直接求导,简化了计算.

3)通过 RBF 神经网络和自适应补偿项可以有效消除系统建模过程中非线性函数不确定和外界未知干扰的影响。

4)设计的鲁棒自适应控制器可以有效保证具有滞回非线性执行器发生故障时闭环系统信号有界,实现对参考指令信号的跟踪.理论分析和仿真结果证明了该方案的有效性。

参考文献

- [1] 郭咏新, 张臻, 毛剑琴, 等. 超磁致伸缩作动器的率相关 Hammerstein 建模与 H_∞ 鲁棒跟踪控制[J]. 自动化学报, 2014, 40(2): 197–207. DOI: 10.3724/SP.J.1004.2014.00197.
GUO Yongxin, ZHANG Zhen, MAO Jianqin, et al. Rate-dependent Hammerstein model and H_∞ robust tracking control of giant magnetostriuctive actuators[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(2): 197–207. DOI: 10.3724/SP.J.1004.2014.00197.
- [2] CAI Jianping, WEN Changyun, SU Hongye. Robust adaptive failure compensation of hysteretic actuators for a class of uncertain nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58(9): 2388–2394. DOI: 10.1109/TAC.2013.2251795.
- [3] LI Wei, CHEN Xuedong. Compensation of hysteresis in piezoelectric actuators without dynamics modeling[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2013, 199(2): 89–97. DOI: 10.1016/j.sna.2013.04.036.
- [4] 柳萍, 毛剑琴, 张伟, 等. 基于 Hammerstein-like 模型的超磁致伸缩作动器建模与控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(7): 917–921. DOI: 10.13700/j.bh.1001–5965.2013.07.014.
LIU Ping, MAO Jianqin, ZHANG Wei, et al. Modeling and control of giant magnetostriuctive actuators based on Hammerstein-like model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 917–921. DOI: 10.13700/j.bh.1001–5965.2013.07.014.
- [5] 刘星, 夏品奇. 磁流变弹性体隔振器的非线性滞回动力学模型[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(2): 268–273.
LIU Xing, XIA Pinqi. Nonlinear hysteresis dynamic model of magnetorheological elastomer isolator[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016, 48(2): 268–273.
- [6] 刘棕成, 董新民, 薛建平, 等. 一类不确定执行器非线性系统的自适应控制[J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(1): 163–168. DOI: 10.3969/j.issn.1001–506X.2015.01.26.
LIU Zongcheng, DONG Xinmin, XUE Jianping, et al. Adaptive control for a class of nonlinear systems with uncertain actuator nonlinearity[J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(1): 163–168. DOI: 10.3969/j.issn.1001–506X.2015.01.26.
- [7] 周卫东, 廖成毅, 郑兰, 等. 具有未知死区的 SISO 非仿射非线性系统间接自适应模糊控制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(10): 110–116. DOI: 10.11918/j.issn.0367–6234.2014.10.019.
ZHOU Weidong, LIAO Chengyi, ZHENG Lan, et al. Indirect adaptive fuzzy control for SISO nonaffine nonlinear system with unknown dead-zone input[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(10): 110–116. DOI: 10.11918/j.issn.0367–6234.2014.10.019.
- [8] ZHANG Xiuyu, LIN Yan, MAO Jianqin. A robust adaptive dynamic surface control for a class of nonlinear systems with unknown Prandtl-Ishlinskii hysteresis[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2011, 21(13): 1541–1561. DOI: 10.1002/rnc.1652.
- [9] ZHANG Xiuyu, LIN Yan. Adaptive control for a class of nonlinear time-delay systems preceded by unknown hysteresis[J]. International Journal of Systems Science, 2013, 44(8): 1468–1482. DOI: 10.1080/00207721.2012.659690.
- [10] LIU Yonghua, FENG Ying, CHEN Xinkai. Robust adaptive dynamic surface control for a class of nonlinear dynamical systems with unknown hysteresis[J]. Abstract and Applied Analysis, 2014: 1–10. DOI: 10.1155/2014/640249.
- [11] CAI Jianping, WEN Changyun, SU Hongye, et al. Robust adaptive failure compensation of hysteretic actuators for parametric strict feedback systems[C]//Proceedings of the 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Orlando, FL: IEEE, 2011, 7988–7993. DOI: 10.1109/CDC.2011.6160674.
- [12] WEN Changyun, ZHOU Jing. Decentralized adaptive stabilization in the presence of unknown backlash-like hysteresis[J]. Automatica, 2007, 43(3): 426–440. DOI: 10.1016/j.automatica.2006.10.012.
- [13] GUPTA M M, RAO D H. Neuro-Control Systems: Theory and Applications[M]. New York: IEEE Press, 1994.
- [14] BECERRA H M, LÓPEZ-NICDÁS G, SAGÜÉS C. A sliding-mode-control law for mobile robots based on epipolar visual serving form three views[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27(1): 175–183. DOI: 10.1109/TRO.2010.2091750.
- [15] 王坚浩, 胡剑波. 非线性执行器死区故障的鲁棒自适应控制[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1): 142–148. DOI: 10.3969/j.issn.1001–506X.2012.01.27.
WANG Jianhao, HU Jianbo. Robust adaptive control of nonlinear systems with actuator dead-zone fault[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(1): 142–148. DOI: 10.3969/j.issn.1001–506X.2012.01.27.

(编辑 张 红)