

DOI: 10.7652/xjtuxb201701020

非线性系统的自适应输出反馈优化跟踪控制

徐光智, 孙秀霞, 董文瀚, 贺磊, 刘日

(空军工程大学航空航天工程学院, 710038, 西安)

摘要: 针对只有输出信号可测且不可测状态与未知非线性函数相关,同时还受到外部扰动的非线性系统,提出了一种自适应神经网络动态面优化控制方法,旨在解决该类非线性系统的输出反馈跟踪问题。首先,构建了基于径向基函数神经网络的状态观测器,保证其观测误差可渐进收敛至 0;其次,利用动态面技术设计了自适应输出反馈控制律;最后,利用最速下降法选取了最优控制参数,优化了控制输入和跟踪性能,减轻了控制参数整定的工作量。该方法能够保证闭环系统所有信号半全局一致有界,而且通过引入性能函数和跟踪误差转换,保证系统输出具有指定的跟踪性能,改善了控制系统的过渡性质。仿真结果表明:设计的状态观测器较准确地实现了对系统信号的估计,跟踪误差信号幅值始终不超过 0.02,控制参数优化后的输入信号幅值明显减小,验证了该控制方法的有效性。

关键词: 动态面控制;反推控制;神经网络;性能函数;误差转换

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)01-0128-07

Adaptive Output Feedback Optimal Tracking Control for Nonlinear Systems

XU Guangzhi, SUN Xiuxia, DONG Wenhan, HE Lei, LIU Ri

(College of Aeronautics & Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the nonlinear systems where only the output signals can be measured and their unpredictable states are associated with unknown nonlinear functions and affected by external disturbances, this paper proposes an adaptive neural network dynamic surface control method to solve the problem of output feedback tracking of nonlinear systems. First, the state observer based on RBF neural network is built to ensure the observation error can be gradually converged to zero; second, the adaptive output feedback control rule is designed by using dynamic surface technology; finally, using the steepest descent method and selecting the optimal control parameters, the control input and tracking performance are optimized, and hence the workload of control parameter setting is reduced. This method can ensure the semi-global uniform boundedness of all closed-loop signals, and guarantee system output with specified tracking performance through introducing the performance function and tracking error transformation, thus the transition quality of the control system is improved. Simulation results show that the designed state observer can realize accurate estimation of the system signals, the tracking error signal amplitude is controlled less than 0.02, and the input signal amplitude with optimized control parameters is decreased, verifying the effectiveness of the proposed control method.

收稿日期: 2016-09-19。 作者简介: 徐光智(1987—),男,博士生;孙秀霞(通信作者),女,教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60904038)。

网络出版时间: 2016-10-20

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20161020.1044.004.html>

Keywords: dynamic surface control; backstepping control; neural network; performance function; error transformation

复杂非线性系统的自适应控制和鲁棒控制已成为控制理论领域的研究热点之一^[1-2]。由于具备良好的非线性函数逼近能力,模糊逻辑系统和神经网络被广泛应用于不确定非线性系统的控制律设计问题^[3-6],但是其存在严重的微分爆炸问题,制约了反推技术的应用。文献[7-8]通过引入低通滤波器,提出了输出反馈自适应神经网络和模糊动态面控制方法。尽管此控制方法可保证系统的稳定性,并可使跟踪误差收敛到任意小的范围,但是无法获得指定的瞬态性能。文献[9]提出了一种神经学习自适应控制方法,可保证系统获得指定的跟踪性能。文献[10]提出了一种新的指定跟踪性能的控制方法,可保证一类严反馈非线性系统的所有信号在指定范围内。然而,此方法要求系统所有状态可测,有很大的工程应用局限性。

本文提出了一种自适应神经网络动态面优化控制方法,解决了一类未知非线性系统的输出反馈跟踪控制问题。该系统只有输出信号可测,并且不可测状态与未知非线性函数相关,同时还受到外部扰动。该方法能保证闭环系统的半全局稳定,而且能获得指定的跟踪性能,从而改善了控制系统的过渡性质。

1 问题描述

1.1 系统描述

考虑不确定非线性系统

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= \alpha_1 x_2 + f_1(x_1) + d_1(t) \\ \dot{x}_2 &= \alpha_2 x_3 + f_2(x_1, x_2) + d_2(t) \\ &\vdots \\ \dot{x}_{n-1} &= \alpha_{n-1} x_n + f_{n-1}(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}) + d_{n-1}(t) \\ \dot{x}_n &= \alpha_n u + f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) + d_n(t) \\ y &= x_1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $x_i \in \mathbf{R} (i=1, \dots, n)$ 为系统的状态; $u \in \mathbf{R}, y \in \mathbf{R}$ 为系统输入、输出; $\alpha_i (i=1, \dots, n)$ 为已知的常数; $f_i(x_i), i=1, \dots, n$ 为未知的光滑非线性函数,且满足 $f_i(0)=0$; $d_i(t) \in \mathbf{R}$ 为外部扰动或未建模状态。

假定式(1)只有输出信号 y 可以测量,对于任意给定的参考信号 y_r ,设计输出反馈动态面自适应控制器,使得系统的输出 y 可以跟踪 y_r ,同时确保闭环系统稳定和跟踪性能。

记 $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 则式(1)可表示为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{F}(\mathbf{x}) + \mathbf{B}u + \mathbf{d} \\ y &= \mathbf{C}^T \mathbf{x}_n \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & \alpha_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \alpha_n \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_1(x_1) \\ \vdots \\ f_n(x_n) \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \alpha_n \end{bmatrix}; \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}; \mathbf{d} = \begin{bmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_n \end{bmatrix}.$$

1.2 神经网络描述

径向基函数神经网络(RBF)具有简单的线性参数化结构和良好的逼近能力。

引理 1^[11] 对于任意定义在紧集 $\Omega \subset \mathbf{R}^p$ 上的连续函数 $f(\cdot): \mathbf{R}^p \rightarrow \mathbf{R}$, 任给正数 $\mathcal{S}$, 存在 RBF 神经网络 $f(\xi|\vartheta) = \Psi^T(\xi)\vartheta$, 使得

$$|f(\xi) - \Psi^T(\xi)\vartheta| \leq \mathcal{S} \quad (3)$$

式中: $\xi \in \Omega$ 为神经网络的输入; $\vartheta \in \mathbf{R}^q$ 为权值向量; $\Psi(\xi)=[\psi_1(\xi), \dots, \psi_q(\xi)]^T$ 为基函数向量, $q>1$ 为神经网络节点数。

由引理 1 可定义式(2)中的未知非线性函数

$$\begin{aligned} f_i(\bar{x}_i | \vartheta_i) &= \Psi_i^T(\bar{x}_i)\vartheta_i, f_i(\hat{x}_i | \vartheta_i) = \Psi_i^T(\hat{x}_i)\vartheta_i \\ i &= 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\bar{x}_i \in \mathbf{R}^i, \hat{x}_i \in \mathbf{R}^i$ 为神经网络的输入; $\hat{x}_i$ 为 $\bar{x}_i$ 的估计值; $\vartheta_i \in \mathbf{R}^q$ 为神经网络权值。

最优权值定义为^[12]

$$\vartheta_i^* = \arg \min_{\vartheta_i \in \Theta_i} \left\{ \sup_{x_i \in U_i, \hat{x}_i \in \hat{U}_i} |f_i(\bar{x}_i) - \Psi_i^T(\hat{x}_i)\vartheta_i| \right\} \quad (5)$$

式中: $\Theta_i, U_i, \hat{U}_i$ 分别为关于 $\vartheta_i, \bar{x}_i, \hat{x}_i$ 的紧集。神经网络逼近误差为

$$\begin{aligned} \omega_i &= f_i(\bar{x}_i) - f_i(\hat{x}_i | \vartheta_i^*) \\ \tilde{\omega}_i &= f_i(\bar{x}_i) - f_i(\hat{x}_i | \hat{\vartheta}_i) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\hat{\vartheta}_i$ 是 ϑ_i^* 的估计值。

为了实现控制目标,需做如下假设:

(1) 参考信号 y_r 光滑有界, 并且 $y_r \in \Omega_r = \{(y_r, \dot{y}_r, \ddot{y}_r) | y_r^2 + \dot{y}_r^2 + \ddot{y}_r^2 \leq \pi\}$, 其中 π 是已知常数;

(2) $\vartheta_i, \bar{x}_i, \hat{x}_i$ 分别属于紧集

$$\left. \begin{aligned} U_i &= \{\bar{x}_i \in \mathbf{R}^i \mid \|\bar{x}_i\| \leq \rho_1\} \\ \hat{U}_i &= \{\hat{x}_i \in \mathbf{R}^i \mid \|\hat{x}_i\| \leq \rho_2\} \\ \Theta_i &= \{\vartheta_i \in \mathbf{R}^q \mid \|\vartheta_i\| \leq \rho_3\} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中 ρ_1, ρ_2, ρ_3 是设计参数;

(3) 存在正数 $\omega_{iM}, \bar{\omega}_{iM}, i=1, \dots, n$, 使得神经网络的逼近误差 $|\omega_i| \leq \omega_{iM}, |\bar{\omega}_i| \leq \bar{\omega}_{iM}$, 为了方便表示, 定义新变量 $v_i = \omega_i - \bar{\omega}_i$, 则 $|v_i| \leq |\omega_i| + |\bar{\omega}_i| = v_{iM}$, 其中 $v_{iM} = \omega_{iM} + \bar{\omega}_{iM}$ 。

2 输出反馈动态面控制系统

2.1 控制系统设计

为了重构系统状态, 本文设计神经网络状态观测器

$$\dot{\hat{x}} = A_o \hat{x} + K y + \hat{F}(\hat{x}) + B u \quad (8)$$

式中: $\hat{F}(\hat{x}) = [f(\hat{x}_1 | \hat{\vartheta}_1), \dots, f(\hat{x}_n | \hat{\vartheta}_n)]^T$, $\hat{\vartheta}_i$ 为 RBF 最优权值 ϑ_i^* 的估计; $K \in \mathbf{R}^n$ 为观测器增益, 使得 $A_o = A - K C^T$ 为一个 Hurwitz 矩阵, 即存在正定矩阵 P , 使等式成立, 即

$$A_o^T P + P A_o = -h I_n \quad (9)$$

其中 $h > 0$ 为已知常数。

首先, 定义动态面

$$\left. \begin{aligned} S_1 &= y - y_r \\ S_i &= \hat{x}_i - x_{id} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

设计中间控制变量和最终控制输入

$$\left. \begin{aligned} x_{(i+1)d} &= -\frac{1}{\alpha_1} (l_1 S_1 + \Psi_1^T(\hat{x}_1) \hat{\theta}_1 - \dot{y}_r) \\ i &= 1, \dots, n-1 \\ u &= -\frac{1}{\alpha_n} (l_n S_n + k_n \hat{x}_1 + \Psi_n^T(\hat{x}_n) \hat{\theta}_n - \dot{z}_n) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: $l_1, \dots, l_n$ 为待定的控制参数; $\hat{\theta}_i$ 为 θ_i 的估计值, 其自适应律为

$$\dot{\hat{\theta}}_i = \Gamma_i (S_i \Psi_i(\hat{x}_i) - \kappa_i \hat{\theta}_i) \quad (12)$$

其中 $\kappa_i, \Gamma_i = \Gamma_i^T > 0$ 为自适应增益。

2.2 闭环系统稳定性分析

引理 2^[13] $h(t), g(t), k(t)$ 是关于时间 t 的非负、分段连续函数, $t \geq t_0 \geq 0$, 如果函数 $y(t)$ 满足不等式

$$y(t) \leq h(t) + g(t) \int_{t_0}^t k(s) y(s) ds \quad (13)$$

则得

$$y(t) \leq h(t) + g(t) \int_{t_0}^t h(s) k(s) e^{\int_s^t k(\tau) g(\tau) d\tau} ds \quad (14)$$

定理 在假设成立的条件下, 由式(1)、(8)、(11)、(12)组成的控制系统具有如下特性。

(1) 观测器误差 $\tilde{x} = x - \hat{x}$ 指数收敛, 满足

$$\|\tilde{x}(t)\| \leq a \|\tilde{x}(0)\| \exp(-Lt) \quad (15)$$

式中: a, L 为正常数; $\tilde{x}(0)$ 为观测器初始误差, $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0$ 。

(2) 系统的输出能够跟踪参考信号, 且选取适当的参数, 跟踪误差 S_1 可收敛到 0 的一个邻域内。

(3) 闭环系统的所有信号半全局一致最终有界。

证明 根据式(2)、(8), 状态观测器误差可表示为

$$\dot{\tilde{x}} = A_o \tilde{x} + F(x) - \hat{F}(\hat{x}) + d \quad (16)$$

设 λ_i 为 A_o 的特征值, 因为 A_o 是 Hurwitz 矩阵, 所以 $\text{Re}(\lambda_i) < 0$ 。因此, 存在常数 $\mu > 0$, 使得 $\text{Re}(\lambda_i) \leq -\mu$; 根据矩阵理论, 存在常数 $a > 0$, 使得 $\|e^{A_o t}\| \leq a e^{-\mu t}$ 。

由式(16)可得

$$\tilde{x}(t) = e^{A_o t} \tilde{x}(0) + \int_0^t e^{A_o(t-\tau)} \tilde{x} \cdot (F - \hat{F} + d) d\tau \quad (17)$$

$$\|\tilde{x}(t)\| \leq a e^{-\mu t} \|\tilde{x}(0)\| + a e^{-\mu t} \int_0^t e^{\mu \tau} \cdot$$

$$\|F(x(\tau)) - \hat{F}(\hat{x}(\tau)) + d\| \|\tilde{x}(\tau)\| d\tau \quad (18)$$

由于 $f_i(\cdot)$ 是光滑函数, 因此不等式成立, 即

$$\|F(x) - \hat{F}(\hat{x}) + d\| \leq \max_{1 \leq i \leq n} \{f_i(x_i) - f(\hat{x}_i | \hat{\vartheta}_i)\} + d_M \leq \max_{1 \leq i \leq n} \{\bar{\omega}_{iM}\} + d_M \quad (19)$$

将式(19)代入式(18), 并令 $h(t) = a \|\tilde{x}(0)\| e^{-\mu t}$, $g(t) = a e^{-\mu t}$, $k(t) = (\max_{1 \leq i \leq n} \{\bar{\omega}_{iM}\} + d_M) e^{\mu t}$, 根据引理 2 可得

$$\|\tilde{x}(t)\| \leq a \|\tilde{x}(0)\| e^{-(\mu - a(\max_{1 \leq i \leq n} \{\bar{\omega}_{iM}\} + d_M))t} \leq a \|\tilde{x}(0)\| e^{-L t} \quad (20)$$

式中: $L = \mu - a(\max_{1 \leq i \leq n} \{\bar{\omega}_{iM}\} + d_M) > 0$ 。

由式(20)可得 $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0$ 。

由式(20)可知, 状态观测器误差指数收敛的充分条件是 $L = \mu - a(\max_{1 \leq i \leq n} \{\bar{\omega}_{iM}\} + d_M) > 0$ 。因此, 合理配置观测器的特征值 λ_i , 使 λ_i 远离 s 平面的虚轴, 从而使 μ 尽可能大; 提高 RBF 的逼近精度, 增大神经元节点数目, 使 $\bar{\omega}_{iM}$ 尽可能小, 使得式(20)成立。

本文为动态面自适应控制方法引入低通滤波器简化了控制律设计, 但是不可避免地引入了滤波器误差, 定义滤波器误差

$$\lambda_i = z_i - x_{(i)d}, \quad i = 2, \dots, \rho \quad (21)$$

$$\dot{\lambda}_2 = \dot{z}_2 - \dot{x}_{(2)d} = -\frac{\lambda_2}{\tau_2} +$$

$$\frac{1}{\alpha_1} \left(l_1 \dot{S}_1 + \frac{d\Psi_1^T(\hat{x}_1)}{d\hat{x}_1} \dot{\hat{x}}_1 \hat{\theta}_1 + \Psi_1^T(\hat{x}_1) \dot{\hat{\theta}}_1 - \dot{y}_r \right) =$$

$$-\frac{\lambda_2}{\tau_2} + \mathbf{B}_2(\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \lambda_2, \tilde{\mathbf{g}}_1^T, \mathbf{y}_r, \dot{\mathbf{y}}_r, \ddot{\mathbf{y}}_r, \bar{\mathbf{x}}^T) \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}_{i+1} &= \dot{\mathbf{z}}_{i+1} - \dot{\mathbf{x}}_{(i+1)d} = -\frac{\lambda_{i+1}}{\tau_{i+1}} + \frac{1}{\alpha_i} \left(l_i \dot{\mathbf{S}}_i + \mathbf{\Psi}_i^T(\hat{\mathbf{x}}_i) \dot{\hat{\mathbf{g}}}_i \cdot \right. \\ &\quad \left. \sum_{j=1}^i \frac{\partial \mathbf{\Psi}_i^T(\hat{\mathbf{x}}_i)}{\partial \hat{\mathbf{x}}_j} \dot{\hat{\mathbf{x}}}_j \hat{\mathbf{g}}_i + k_i \dot{\hat{\mathbf{x}}}_1 + \frac{\dot{\lambda}_i}{\tau_i} \right) = -\frac{\lambda_{i+1}}{\tau_{i+1}} + \mathbf{B}_{i+1}(\mathbf{S}_1, \\ &\quad \dots, \mathbf{S}_{i+1}, \lambda_2, \dots, \lambda_{i+1}, \tilde{\vartheta}_1^T, \dots, \tilde{\vartheta}_i^T, \mathbf{y}_r, \dot{\mathbf{y}}_r, \ddot{\mathbf{y}}_r, \bar{\mathbf{x}}^T) \quad (23) \end{aligned}$$

式中: $\mathbf{B}_2(\cdot)$ 、 $\mathbf{B}_{i+1}(\cdot)$ 为连续函数。

由式(1)、(8)、(11)、(12)组成闭环系统,定义 Lyapunov 函数

$$\mathbf{V}(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{S}_i^2 + \tilde{\mathbf{g}}_i^T \mathbf{\Gamma}_i^{-1} \tilde{\mathbf{g}}_i) + \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{P} \bar{\mathbf{x}} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \lambda_i^2 \quad (24)$$

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}}(t) &= \sum_{i=1}^n (\mathbf{S}_i \dot{\mathbf{S}}_i + \tilde{\mathbf{g}}_i^T \dot{\hat{\mathbf{g}}}_i) + \bar{\mathbf{x}}^T (\mathbf{A}_o^T \mathbf{P} + \mathbf{P} \mathbf{A}_o) \bar{\mathbf{x}} + \\ &\quad 2\bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{P} \delta + \sum_{i=2}^n \lambda_i \dot{\lambda}_i \quad (25) \end{aligned}$$

式中: $\delta = [\delta_1, \dots, \delta_n]^T$, $\delta_i = \tilde{\omega}_i + d_i$ 。

定义紧集

$$\begin{aligned} \Omega_i &= \left\{ (\mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_i, \lambda_2, \dots, \lambda_i, \tilde{\mathbf{g}}_1^T, \dots, \tilde{\mathbf{g}}_i^T, \bar{\mathbf{x}}^T) \right\} \\ &\quad \left\{ \sum_{k=1}^i (\mathbf{S}_k^2 + \tilde{\mathbf{g}}_k^T \mathbf{\Gamma}_k^{-1} \tilde{\mathbf{g}}_k) + \sum_{k=2}^i \lambda_k^2 + 2\bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{P} \bar{\mathbf{x}} \leq \chi \right\} \quad (26) \end{aligned}$$

式中: $\chi > 0$ 为一个常数。

由于 $\Omega_r \times \Omega_i$ 是紧集,故 $\mathbf{B}_i(\cdot)$ 在 $\Omega_r \times \Omega_i$ 内存在最大值 M_i ,以下不等式成立

$$\lambda_i \dot{\lambda}_i \leq -\frac{\lambda_i^2}{\tau_i} + |\mathbf{B}_i \lambda_i| \leq -\frac{\lambda_i^2}{\tau_i} + \frac{1}{2\epsilon_i} M_i^2 + \frac{\epsilon_i}{2} \lambda_i^2 \quad (27)$$

式中: $\epsilon_i > 0$ 为设计参数。

对式(10)求导,可得

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{S}}_1 &= -l_1 \mathbf{S}_1 + \alpha_1 (\hat{x}_2 - x_{2d}) + \\ &\quad (\omega_1 + d_1 + \tilde{x}_2) + \mathbf{\Psi}_1^T(\hat{x}_1) \tilde{\vartheta}_1 \\ \dot{\mathbf{S}}_i &= -l_i \mathbf{S}_i + \alpha_i (\hat{x}_{i+1} - x_{(i+1)d}) + \mathbf{\Psi}_i^T(\hat{x}_i) \tilde{\vartheta}_i + \mathbf{v}_i \\ &\quad i = 2, \dots, n-1 \\ \dot{\mathbf{S}}_n &= -l_n \mathbf{S}_n + \mathbf{\Psi}_n^T(\hat{x}_n) \tilde{\vartheta}_n + \mathbf{v}_n \end{aligned} \right\} \quad (28)$$

式中: $\tilde{\vartheta}_i = \hat{\vartheta}_i - \vartheta_i$ 。

将式(9)、(12)、(27)、(28)代入式(25),得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}}(t) &= -\sum_{i=1}^n l_i \mathbf{S}_i^2 + \mathbf{S}_1 \omega_1 + \mathbf{S}_1 d_1 + \mathbf{S}_1 \tilde{x}_2 + \\ &\quad \sum_{i=1}^{n-1} \alpha_i \mathbf{S}_i (\mathbf{S}_{i+1} + \lambda_{i+1}) + \sum_{i=2}^n \mathbf{S}_i \mathbf{v}_i - \sum_{i=1}^n \kappa_i \tilde{\mathbf{g}}_i^T \tilde{\mathbf{g}}_i - \\ &\quad h \bar{\mathbf{x}}^T \bar{\mathbf{x}} - \sum_{i=2}^n \frac{\lambda_i^2}{\tau_i} + \sum_{i=2}^n \frac{1}{2\epsilon_i} \mathbf{M}_i^2 + \sum_{i=2}^n \frac{\epsilon_i}{2} \lambda_i^2 \quad (29) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{由于 } \mathbf{S}_1 \tilde{x}_2 \leq \frac{\epsilon_1}{2} \mathbf{S}_1^2 + \frac{1}{2\epsilon_1} \tilde{x}_2^2, \mathbf{S}_1 \omega_1 \leq \frac{\epsilon_1}{2} \mathbf{S}_1^2 + \frac{1}{2\epsilon_1} \omega_1^2, \mathbf{S}_1 d_1 \\ &\leq \frac{\epsilon_1}{2} \mathbf{S}_1^2 + \frac{1}{2\epsilon_1} d_1^2, \mathbf{S}_i \mathbf{S}_{i+1} \leq \frac{\epsilon_i}{2} \mathbf{S}_i^2 + \frac{1}{2\epsilon_i} \mathbf{S}_{i+1}^2, \mathbf{S}_i \lambda_{i+1} \leq \frac{\epsilon_i}{2} \mathbf{S}_i^2 \\ &+ \frac{1}{2\epsilon_i} \lambda_{i+1}^2, \mathbf{S}_i \mathbf{v}_i \leq \frac{1}{2\epsilon_i} \mathbf{S}_i^2 + \frac{\epsilon_i}{2} \mathbf{v}_i^2, \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{P} \delta \leq \frac{1}{2} \|\bar{\mathbf{x}}\|^2 + \\ &\frac{1}{2} \|\mathbf{P} \delta\|^2, -\tilde{\mathbf{g}}_i^T \tilde{\mathbf{g}}_i \leq \|\tilde{\mathbf{g}}_i\|^2 - \|\hat{\mathbf{g}}_i\|^2, \text{则式(29)} \end{aligned}$$

可表示为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}} &\leq -\left(l_1 - \alpha_1 \epsilon_1 - \frac{3\epsilon_1}{2}\right) \mathbf{S}_1^2 - \\ &\quad \sum_{i=2}^{n-1} \left(l_i - \alpha_i \epsilon_i - \frac{1}{2\epsilon_i} - \frac{\alpha_{i-1}}{2\epsilon_{i-1}}\right) \mathbf{S}_i^2 - \\ &\quad \left(l_n - \frac{1}{2\epsilon_n} - \frac{\alpha_{n-1}}{2\epsilon_{n-1}}\right) \mathbf{S}_n^2 - \sum_{i=2}^n \left(\frac{1}{\tau_i} - \frac{\epsilon_i}{2} - \frac{\alpha_{i-1}}{2\epsilon_{i-1}}\right) \lambda_i^2 - \\ &\quad \frac{h-1-1/2\epsilon_1}{\lambda_{\max}(\mathbf{P})} \bar{\mathbf{x}}^T \mathbf{P} \bar{\mathbf{x}} - \sum_{i=1}^n \frac{\kappa_i}{\lambda_{\max}(\mathbf{\Gamma}_i^{-1})} \tilde{\mathbf{g}}_i^T \mathbf{\Gamma}_i^{-1} \tilde{\mathbf{g}}_i + \\ &\quad \sum_{i=2}^n \frac{\mathbf{M}_i^2}{2\epsilon_i} + \sum_{i=1}^n \kappa_i \|\tilde{\mathbf{g}}_i\|^2 + \sum_{i=2}^n \frac{\epsilon_i}{2} (\mathbf{v}_i^M)^2 + \\ &\quad \frac{1}{2\epsilon_1} ((\omega_1^M)^2 + (d_1^M)^2) + \|\mathbf{P}\|^2 (\|\mathbf{d}^M\| + \|\tilde{\omega}^M\|)^2 \quad (30) \end{aligned}$$

式中: $\lambda_{\max}(\cdot)$ 为矩阵的最大特征值; $\mathbf{d}^M = [d_1^M, \dots, d_n^M]^T$; $\tilde{\omega}^M = [\tilde{\omega}_1^M, \dots, \tilde{\omega}_n^M]^T$ 。

选取整个控制系统的控制参数

$$\left. \begin{aligned} l_1 &\geq \alpha_1 \epsilon_1 + \frac{3\epsilon_1}{2} + r \\ l_i &\geq \alpha_i \epsilon_i + \frac{1}{2\epsilon_i} + \frac{\alpha_{i-1}}{2\epsilon_{i-1}} + r, i = 2, \dots, n-1 \\ l_n &\geq \frac{1}{2\epsilon_n} + \frac{\alpha_{n-1}}{2\epsilon_{n-1}} + r \\ \frac{1}{\tau_i} &\geq \frac{\epsilon_i}{2} + \frac{\alpha_{i-1}}{2\epsilon_{i-1}} + r, i = 2, \dots, n \\ \kappa_i &\geq \lambda_{\max}(\mathbf{\Gamma}_i) r, i = 1, \dots, n \\ h &\geq \lambda_{\max}(\mathbf{P}) r + \frac{1}{2\epsilon_1} + 1 \end{aligned} \right\} \quad (31)$$

则有 $\dot{\mathbf{V}} \leq -2r\mathbf{V} + \mathbf{C}$, 其中 $\mathbf{C} = \sum_{i=2}^n \frac{\mathbf{M}_i^2}{2\epsilon_i} + \sum_{i=1}^n \kappa_i \|\tilde{\mathbf{g}}_i\|^2 + \frac{1}{2\epsilon_1} ((\omega_1^M)^2 + (d_1^M)^2) + \sum_{i=2}^n \frac{\epsilon_i}{2} (\mathbf{v}_i^M)^2 + \|\mathbf{P}\|^2 (\|\mathbf{d}^M\| + \|\tilde{\omega}^M\|)^2$ 是正常数。求解 $\dot{\mathbf{V}} \leq -2r\mathbf{V} + \mathbf{C}$ 可得

$$0 \leq \mathbf{V}(t) \leq \frac{\mathbf{C}}{2r} + \left(\mathbf{V}(0) - \frac{\mathbf{C}}{2r}\right) e^{-2rt}, \forall t \geq 0$$

则 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{V}(t) \leq \frac{\mathbf{C}}{2r}$, 表明增大 r 同时减小 $\mathbf{C}$ 可使跟踪误差收敛到 0 的一个邻域内。

令 $V = \chi$, 选择参数使 $r > C/2 \chi$, 则有 $\dot{V} < 0$.
 $\forall t \geq 0, V(t) \leq \chi$, 这说明 $V \leq \chi$ 是一个不变集. 根据 Lyapunov-Lasalle 不变集理论, 可知包含在 V 中的所有信号 $S_i, \tilde{\vartheta}_j (i, j = 1, \dots, n), \lambda_k (k = 2, \dots, n)$ 半全局一致最终有界. 由于 $\hat{\vartheta}_i = \vartheta_i^* - \tilde{\vartheta}_i$, 故 ϑ_i^* 有界及 $\tilde{\vartheta}_i$ 半全局一致有界, 从而得出 $\hat{\vartheta}_i$ 有界. 因为 $\hat{x}_i$ 有界, $\hat{x}_i = S_i + \lambda_i + x_{id}$, 并且 S_i, λ_i, x_{id} 有界, 则 $\hat{x}_i$ 有界, 进一步可得 x_i, u 有界. 综上可得闭环系统的所有信号半全局一致最终有界.

2.3 控制参数动态优化

根据式(31)选择控制器参数, 能保证在具有外部扰动信号的作用下控制系统是稳定的, 但如何设计选取最优参数, 使得系统的跟踪精度更高且控制能量更少是一件困难的事情. 针对此问题, 本文运用最优化理论设计了一种控制参数动态优化算法.

设计目标函数

$$J = \sum_{i=2}^n (\hat{x}_i - x_{(i)d})^2 + qu^2 \quad (32)$$

式中: $q > 0$ 为加权系数.

选取一个正常数 r , 并依据式(31)选取控制参数 $l_i (1 \leq i \leq n), \tau_j (2 \leq j \leq n), \kappa_k (1 \leq k \leq n)$ 的初始值, 确保在对控制参数优化之前控制系统是稳定的, 并在某个区间内对参数值进行寻优. 考虑到 l_i, τ_j 的取值大小与控制能量、输出信号的跟踪精度紧密相关, 而 κ_k, Γ_k 在控制系统中的主要作用是调整 RBF 权值的趋近速度, 所以本优化算法仅考虑对 l_i, τ_j 的动态优化问题.

根据最速下降法, 设计了控制参数的动态寻优算法

$$\left. \begin{aligned} l_i^{(m+1)} &= l_i^{(m)} - \mu_{l_i}^{(m)} \frac{\partial J}{\partial l_i^{(m)}} \\ i &= 1, \dots, n \\ (\tau_j^{-1})^{(m+1)} &= (\tau_j^{-1})^{(m)} - \mu_{\tau_j}^{(m)} \frac{\partial J}{\partial (\tau_j^{-1})^{(m)}} \\ j &= 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (33)$$

式中: $\mu_{l_i}^{(m)}, \mu_{\tau_j}^{(m)}$ 分别为控制参数 l_i, τ_j 沿最速下降方向的步长; m 为迭代数.

根据式(32)可知, J 存在极值的必要条件为

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial l_1^{(m)}} &= \frac{2S_1}{\alpha_1} (\hat{x}_2 - x_{2d}) \\ &\vdots \\ \frac{\partial J}{\partial l_{n-1}^{(m)}} &= \frac{2S_{n-1}}{\alpha_{n-1}} (\hat{x}_n - x_{nd}) \\ \frac{\partial J}{\partial l_n^{(m)}} &= -\frac{2qS_n}{\alpha_n} u \end{aligned} \right\} \quad (34)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial (\tau_2^{-1})^{(m)}} &= 2y_2 (\hat{x}_3 - x_{3d}) \\ &\vdots \\ \frac{\partial J}{\partial (\tau_{n-1}^{-1})^{(m)}} &= 2y_{n-1} (\hat{x}_n - x_{nd}) \\ \frac{\partial J}{\partial (\tau_n^{-1})^{(m)}} &= -2qy_n u \end{aligned} \right\} \quad (35)$$

控制参数优化算法实现的步骤如下.

(1) 给定允许误差 $\epsilon > 0$, 令 $m = 1$, 根据式(30)确定设计参数的初值 $l_i^{(1)}, (\tau_j^{-1})^{(1)}$ 和非优化参数 κ_k, Γ_k 的初始值.

(2) 根据式(34)、(35)计算 $\frac{\partial J}{\partial l_i^{(m)}}, \frac{\partial J}{\partial (\tau_j^{-1})^{(m)}}$; 判断 $\left| \frac{\partial J}{\partial l_i^{(m)}} \right|, \left| \frac{\partial J}{\partial (\tau_j^{-1})^{(m)}} \right|$ 是否小于或等于 ϵ , 若满足则停止计算, 否则根据式(33)进行迭代计算, 求出 $l_i^{(m+1)}, (\tau_j^{-1})^{(m+1)}$.

(3) 令 $m = m + 1$, 转步骤(2). 可验证 $\frac{\partial^2 J}{\partial (l_i^{(m)})^2} = \frac{2}{\alpha_i^2} S_i^2 \geq 0, \frac{\partial^2 J}{\partial (l_n^{(m)})^2} = \frac{2q}{\alpha_n^2} S_n^2 \geq 0, \frac{\partial^2 J}{\partial ((\tau_j^{-1})^{(m)})^2} = 2y_i^2 \geq 0, \frac{\partial^2 J}{\partial ((\tau_n^{-1})^{(m)})^2} = 2qy_n^2 \geq 0$. 因此, 式(32)取得的极值是极小值, 通过对控制参数动态优化, 进而实现控制系统的性能优化.

3 仿真实验

文献[14]中单连接机械臂的动态方程

$$\left. \begin{aligned} M\ddot{q} + \frac{1}{2}mgl\sin(q) &= u \\ y &= q \end{aligned} \right\} \quad (36)$$

式中: q 为机械臂角位移; $\ddot{q}$ 为机械臂角加速度; m 为机械臂质量; l 为机械臂长度; u 为控制转矩. 控制目标是在只有 q 可测的情况下设计控制器, 使得 q 能较好跟踪以下参考模型的输出, 即

$$y_r = \frac{1}{(s+1)^2} r(t), r(t) = \sin(t) \quad (37)$$

式中: s 为拉普拉斯算子. 令 $x_1 = q, x_2 = \dot{q}$, 则式(36)可转化为

$$\left. \begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 + d_1(t) \\ \dot{x}_2 &= \frac{1}{M}u - \frac{0.5mgl\sin(x_1)}{M} + d_2(t) \\ y &= x_1 \end{aligned} \right\} \quad (38)$$

式中: $d_1(t), d_2(t)$ 为外部扰动信号.

机械臂参数为: $M = 0.5 \text{ kg} \cdot \text{m}^2, m = 1 \text{ kg}, l = 1 \text{ m}$; 系统初始条件为: $x_1(0) = 0.5, x_2(0) = 0$; 外部

扰动信号为 $d_1(t)=0.1\cos(5t)$, $d_2(t)=0.1\sin5t$; RBF 节点数为 101, 径向基函数中心 c 在区间 $[-1, 1]$ 内均匀取值, 宽度 σ 为 2 m; 待优化控制器参数初值设定为 $l_1(0)=10, l_2(0)=5, \tau_2(0)=0.02$; 其他参数为 $\Gamma_2=15I_{101}, k_1=25, k_2=60, \kappa_2=0.01$ 。仿真结果如图 1~5 所示。

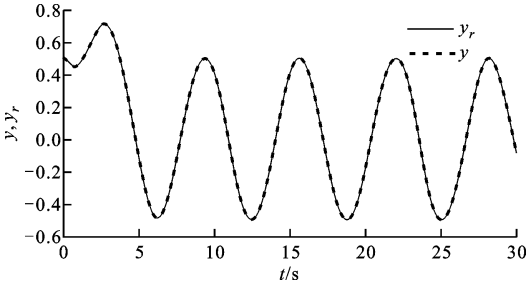


图 1 输出信号 y 和参考信号 y_r

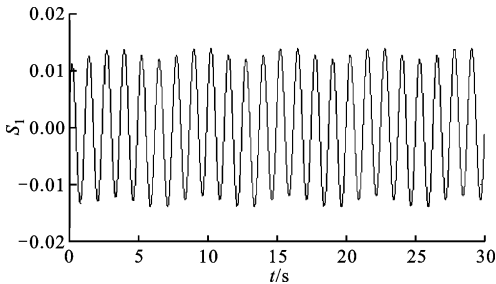


图 2 跟踪误差 S_1

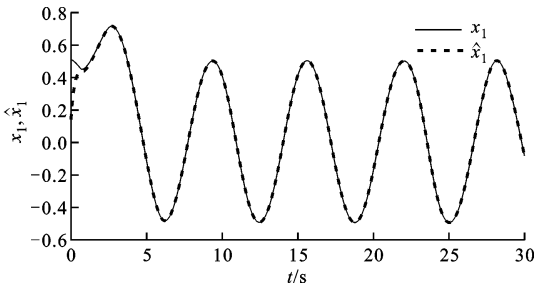


图 3 状态 x_1 及其估计 $\hat{x}_1$

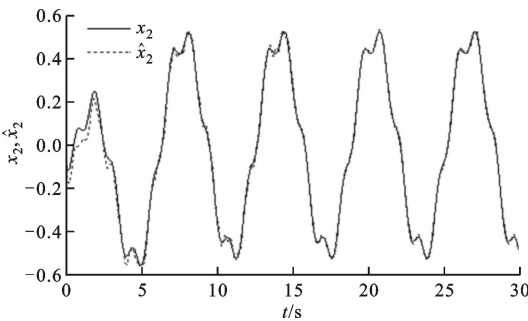


图 4 状态 x_2 及其估计 $\hat{x}_2$

由图 1、2 可知, 由于采用了控制参数动态优化算法及初始化方法, 机械臂位置 y 实现了对 y_r 的准确跟踪, 误差信号幅值始终不超过 0.02; 由图 3、4

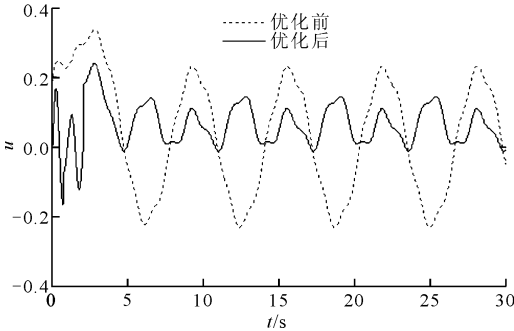


图 5 控制输入 u

可知, 本文设计的状态观测器较准确地实现了对位置、速度信号的估计; 由图 5 可知, 控制参数优化后的输入信号幅值明显减小。

4 结 论

本文针对一类仅输出信号可测且非线性项含不可测状态的非线性系统, 利用 RBF 构造了扩展 Lu-enberger 观测器, 进而结合动态面控制方法设计了输出反馈跟踪控制系统, 并利用最速下降法推导了控制参数的动态优化算法。本文设计控制算法克服了反推控制的微分爆炸问题, 保证了闭环系统的半全局稳定, 优化了控制系统的控制性能, 减少了控制参数整定的工作量。因此, 本文研究成果为解决实际非线性控制系统中部分信息不可获取而影响控制效果问题提供了一种思路。

参考文献:

[1] 朱芳来, 蒋鹏, 李晓航. 基于 T-S 模糊模型的观测器和动态输出反馈容错控制器设计 [J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(9): 91-96.
ZHU Fanglai, JIANG Peng, LI Xiaohang. Design of observer and dynamic output feedback fault tolerant controller based on T-S fuzzy model [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(9): 91-96.
[2] 杨俊起, 张良, 朱芳来, 等. Lipschitz 非线性系统未知输入观测器设计 [J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(8): 87-92.
YANG Junqi, ZHANG Liang, ZHU Fanglai, et al. Design of observer with unknown input for Lipschitz nonlinear systems [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2013, 47(8): 87-92.
[3] CHEN M, GE S S. Direct adaptive neural control for a class of uncertain nonaffine nonlinear systems based on disturbance observer [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2013, 43(4): 1213-1225.
[4] XU B, YANG C, SHI Z. Reinforcement learning out-

- put feedback NN control using deterministic learning technique [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(3): 635-641.
- [5] HUANG Y S, WU M. Robust decentralized direct adaptive output feedback fuzzy control for a class of large-scale non-affine nonlinear systems [J]. Information Sciences, 2011, 181(11): 2392-2404.
- [6] TONG S C, LI Y M, JING X J. Adaptive fuzzy decentralized dynamics surface control for nonlinear large-scale systems based on high-gain observer [J]. Information Sciences, 2013, 235: 287-307.
- [7] TONG S C, LI Y M, ZHANG H G. Adaptive neural network decentralized backstepping output-feedback control for nonlinear large-scale systems with time delays [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(7): 1073-1086.
- [8] WANG M, WANG C, LIU X P. Dynamic learning from adaptive neural control with predefined performance for a class of nonlinear systems [J]. Information Sciences, 2014, 279: 874-888.
- [9] HAN S I, LEE J M. Adaptive fuzzy backstepping dynamics surface control for output-constrained non-smooth nonlinear dynamic system [J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2012, 10(4): 684-696.
- [10] SANNER R M, SLOTINE J E. Gaussian networks for direct adaptive control [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1992, 3(6): 837-863.
- [11] TONG S C, LI Y M. Observer-based fuzzy adaptive control for strict-feedback nonlinear systems [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2009, 160(12): 1749-1764.
- [12] VIDYASAGAR M. Nonlinear systems analysis: 2nd edition [M]. Philadelphia, PA, USA: SIAM, 1993: 6-19.
- [13] KIM Y H, LEWIS F L, ABDALLAH C T. A dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems [J]. Automatica, 1997, 33(8): 1539-1543.

(编辑 赵炜)

(上接第 114 页)

- [16] SPALART P R, ALLMARAS S R. A one-equation turbulence model for aerodynamic flows [C]// 30th Aerospace Sciences Meeting & Exhibit. Reston, VA, USA: AIAA, 1992: 1-21.
- [17] YATES E C. AGARD standard aeroelastic configurations for dynamic response I-wing 445.6 [R]. Advisory Group for Aerospace Research and Development Neuilly-Sur-Seine. Washington, DC, USA: NASA, 1988: 1-74.

[本刊相关文献链接]

邱恒斌,徐自力,刘雅琳,等.一种求解含围带阻尼成圈叶片振动响应的高效方法. 2016, 50(11): 1-6. [doi: 10. 7652/xjtuxb201611001]

张鸿志,周强,陈刚,等.气动弹性系统本征正交分解降阶模型精度的参数影响研究. 2016, 50(11): 104-109. [doi: 10. 7652/xjtuxb201611016]

范小军,李亮,李森,等.平板和静叶表面气流-水膜耦合流动特性的数值研究. 2016, 50(11): 7-13. [doi: 10. 7652/xjtuxb201611002]

范增华,荣伟彬,王乐锋,等.压电微喷辅助液滴的多物理场耦合与实验. 2016, 50(11): 56-61. [doi: 10. 7652/xjtuxb201611009]

楼京俊,李海峰,邹明松,等.低频桨-轴-壳体耦合振动声辐射机理研究. 2016, 50(11): 144-149. [doi: 10. 7652/xjtuxb

201611022]

张哲,宋朋龙,贺沅平,等.多介质耦合环境下的遗址文物原位保护. 2016, 50(11): 150-159. [doi: 10. 7652/xjtuxb201611023]

孙泽宇,李传锋,邢萧飞,等.联合感知无线传感网的优化覆盖控制算法. 2016, 50(10): 86-92. [doi: 10. 7652/xjtuxb201610013]

仲继泽,徐自力,陶磊.基于虚拟弹性体的快速动网格方法. 2016, 50(10): 132-138. [doi: 10. 7652/xjtuxb201610020]

李耀庭,黄勇成,孟凡胜,等.增压直喷汽油机中润滑油液滴诱发早燃机制的数值研究. 2016, 50(7): 51-57. [doi: 10. 7652/xjtuxb201607009]

严惠云,张浩磊,刘小民.一种仿生鱼体自主游动的水动力学特性分析. 2016, 50(2): 138-144. [doi: 10. 7652/xjtuxb201602023]

李志刚,李军,丰镇平.进口防旋板对孔型密封非定常气流激振特性的影响. 2016, 50(1): 16-21. [doi: 10. 7652/xjtuxb201601003]

任芸,吴登昊,牟介刚,等.考虑旋转和曲率的湍流模型修正及应用. 2016, 50(9): 25-30. [doi: 10. 7652/xjtuxb201609004]

张凯,陈天宁,王小鹏.非阻塞性颗粒阻尼器内部的颗粒莱顿弗罗斯特现象. 2016, 50(8): 15-19. [doi: 10. 7652/xjtuxb201608003]

(编辑 赵炜)