

一类基于 RBF 网络机械手的轨迹稳定跟踪控制

黄 勇

上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093

摘要:目的 针对具有外界干扰不确定性的柔性关节机械手实际轨迹跟踪稳定性问题, 提出一种自适应动态面控制与神经网络相结合的方法。方法 对于非线性系统中的函数以及未知参数, 根据径向基函数(RBF)神经网络的特点对其进行逼近, 并对来自外界对系统的干扰项, 通过设计阻尼项将其补偿, 再根据动态面的相关知识对该非线性系统中的控制器进行设计且实现关节轨迹跟踪控制。结果 仿真结果表明: 在非线性和非线性系统中, 该方法能够克服干扰不确定性项, 实现机械手连杆转角 q 较好的跟踪效果, 误差缩在 5% 以内, 具有较强的跟踪稳定性, 且随着时间的进行, 跟踪误差愈发减小且趋向于 0, 对于参数的估计以及逼近都达到了理想的阈值。结论 该方法保证了闭环非线性系统半全局稳定, 又可利用参数调节的方式达到跟踪误差任意小, 且设计的控制器不但保证了机械手的位置跟踪稳定性, 而且很好地解决了跟踪抖动问题。

关键词:机械手; 自适应神经网络控制; 动态面控制; 轨迹跟踪

中图分类号:TP241 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0004.008

Trajectory Stabilization Tracking Control for a Class of RBF Network Manipulators

HUANG Yong

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Objective Aiming at the stability of the actual trajectory tracking of the flexible joint manipulator with the uncertainty of external disturbances, a method combining adaptive dynamic surface control and a neural network was proposed. **Methods** According to the characteristics of the radial basis function (RBF) neural network, the functions and unknown parameters in the nonlinear system were approximated, and the interference item from the outside to the system was compensated by designing the damping item. According to the knowledge of the dynamic surface, the controller in the nonlinear system was designed and the joint trajectory tracking control was realized. **Results** The simulation results show that this method can overcome the disturbance uncertainty item in the nonlinear system and achieve a better tracking effect of the connecting rod rotation angle q of the manipulator, and the error is reduced within 5%. This method has strong tracking stability. As time goes on, the tracking error becomes smaller and tends to 0, and the estimation and approximation of the parameters have reached ideal thresholds. **Conclusion** This method ensures the semi-global stability of the closed-loop nonlinear system, the parameter adjustment can be utilized to achieve arbitrarily small tracking errors, and the designed controller not only ensures the position tracking stability of the manipulator, but also solves the problem of tracking jitter well.

Keywords: manipulator; adaptive neural network control; dynamic surface control; trajectory tracking

1 引言

由于机械手臂拥有人机结合的特性, 因此被广泛应用于车辆生产、舰船建造和宇航服务等多个领域, 怎

样控制机械手臂的有效运转变成了一个研究热点问题^[1-3]。在机械手臂的工作过程中, 其运行情况总是在发生变化, 即具时变性。不确定性的外部影响因子也

收稿日期: 2023-03-16 修回日期: 2023-05-15 文章编号: 1672-058X(2024)04-0061-08

作者简介: 黄勇(1998—), 男, 浙江温州人, 硕士研究生, 从事机器人学研究。

引用格式: 黄勇. 一类基于 RBF 网络机械手的轨迹稳定跟踪控制[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2024, 41(4): 61—68.

HUANG Yong. Trajectory stabilization tracking control for a class of RBF network manipulators [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(4): 61—68.

导致了机械手存在一定的风险。因此,在其目标模型模糊的前置条件下,传统的控制方法无法使机械手关节的位置跟踪达到高、精、准的要求。

为达到理想的控制目标,不少研究学者试图把更多的控制整合到机械人的控制系统之中。其中,比例积分微分系统(PID)控制器由于算法和结构简单、鲁棒性能强以及可靠性高被广泛应用^[4-6]。但由于机械手是一种强非线性系统,因此,PID 控制器不能很好地适用,故这类相关方法对于机械手系统的控制效果不太理想,许多研究也证明了此结论。在具有更复杂非线性控制的机器系统中,自适应控制、反演控制和滑模控制等非线性控制技术已经被大量地应用:Huang 等^[7]对存在难以稳定或匹配问题的单连杆柔性关节机器人,研制了一个自适应滑模控制器,该方法设计的控制器具有响应迅速,对外界扰动及参数变动影响小的特点,虽然起到了一定的效果,但因其在运行过程中产生了振动问题^[8-9],导致控制效果存在偏差,不能完全实现理想的跟踪效果。反演技术作为一种经典的非线性系统控制方法也在机械手系统中得到了强有力的认可:Huang 等^[10]提出运用反演设计法设计控制器来控制单连杆柔性机械手,虽然该方法对非线性系统可以起到较好的控制效果,解决了经典设计无源性中相对阶为 1 的限制问题,但是此方法的前提是控制系统模型十分精确且已知,故对于模型已知但模糊的控制系统,其控制效果也不理想。由于机械手工作环境复杂,因此对于模型不确定性无法避免。自适应反演法曾作为研究不稳定本构或非线性过程的最有力方法,被引入机械手控制系统中^[11],但由于模型的不确定性和可能的干扰给反演控制研究留下了困难。神经网络的出现恰好克服了这一问题,大大提高了反演控制研究的稳定性。神经网络已被普遍应用于逼近机械手模型中,以此来解决模型中存在的惯性力矩阵和哥氏力矩等问题,这是因为神经网络具备逼近任何非线性函数的优势。为此,不少研究者采用复杂系统的反演技术与自适应控制相结合的方法。神经网络等技术可以很好地逼近非线性系统模型中的不确定性值^[12-14],从而确定其不确定模型的函数。然而,在使用自适应反演控制设计虚拟控制器的过程中,必须对大量虚拟数据进行多次求导,很容易产生“微分爆炸”现象,进而对更高次系统控制律设计造成麻烦。为了解决自适应反演设计的缺陷,Swaroop 等^[15]设计了动态面控制,这种技术在各个

步骤均采用一阶低通滤波器,避免了复杂繁琐的求导,大大简化了控制律的设计。

本文综合分析前人对非线性系统研究方法的优势及缺陷,结合动态面控制优势,以柔性关节机械手系统为设计对象,给出了自适应 RBF 网络与动态面控制相结合的方法,解决了非线性系统中存在的干扰问题,避免了“微分爆炸”现象,进而改善了系统设计质量;融合了自适应控制、RBF 神经网络控制器和动态面控制的特性,最后通过对系统进行仿真验证,证明了该方法的可靠性,使得机械手有了更加快速和精准的跟踪控制效果。

2 问题描述

以空间六自由度柔性关节机械手为对象,假设建立其动力学模型:

$$\begin{cases} I\ddot{q}+K(q-q_m)+Mgl\sin q=0 \\ J\ddot{q}_m-K(q-q_m)=u \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中各字母参数含义表示:连杆惯性矩 I ,转子惯性矩 J ,连杆角度 q ,转子角度 q_m ,刚度系数 K ,质量 M ,重力加速度 g ,柔性关节到杆质心距 l ,电机输入转矩 u 。

取状态变量 $x_1=q, x_2=\dot{q}, x_3=q_m, x_4=\dot{q}_m$,考虑到外界不确定因素的扰动及其力矩不确定的影响,式(1)可写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1=x_2 \\ \dot{x}_2=a_1x_3+f_1(x_1)+\Delta_1(t) \\ \dot{x}_3=x_4 \\ \dot{x}_4=a_2u+f_2(x_1, x_3)+\Delta_2(t) \end{cases} \quad (2)$$

其中: $a_1=\frac{K}{I}; a_2=\frac{1}{J}; f_1(x_1)=-\frac{Mgl}{I}\sin x_1-\frac{K}{I}x_1; f_2(x_1, x_3)=-\frac{K}{J}(x_1-x_3)$;干扰力矩项有 $\Delta_1(t), \Delta_2(t)$,且对其绝对值大于等于的值有 δ_1, δ_2 ,即 $|\Delta_1(t)| \leq \delta_1, |\Delta_2(t)| \leq \delta_2$ 。

假设 1 设理想角度 x_{1d} 可导且有界,且正数 ξ 满足式子 $x_{1d}^2+\dot{x}_{1d}^2+\ddot{x}_{1d}^2 \leq \xi; a_1, a_2$ 两个物理参数未知,又因 a_1, a_2 上下界已知,故存在正数 $a_{im}, a_{iM}, i=1, 2$ 且其已知,使得 $a_{im} \leq a_i \leq a_{iM}$,其中 $f_1(x_1), f_2(x_1, x_3)$ 为未知函数。

对于连杆转角 q 跟踪理想轨迹,将其设为 $x_{1d}=\sin t$,并设计控制率,控制率参考对象为控制目标。未知的函数 $f_1(x_1), f_2(x_1, x_3)$ 由径向基函数(RBF)神经网络进行逼近,这得益于 RBF 神经网络具有可以有效逼近任

何非线性函数的能力。设存在理想权向量 $\theta^* \in \mathbf{R}^N$, 神经网络使用其作为权重向量, 并将输入数据 x 作为输入, 通过计算 $\theta^{*\text{T}}\mathbf{h}(x)$ 逼近给定函数 $f(x)$, 其中误差绝对值的范围不超过 σ_M , 即

$$f(x) = \theta^{*\text{T}}\mathbf{h}(x) + \varepsilon^*$$

其中, ε^* 为所设逼近误差且满足 $|\varepsilon^*| \leq \varepsilon_M$; $\mathbf{h}(x) \in \mathbf{R}^N$ 为径向基函数, 且有

$$h_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - \mathbf{d}_i\|^2}{2b^2}\right)$$

上述表达式中, $\mathbf{d}_i \in \mathbf{R}^n, i = 1, 2, \dots, N, \mathbf{d}_i$ 是一个 n 维向量并且为第 i 个径向基函数的中心, b 为径向基函数的宽度且其大于 0。RBF 神经网络通常包含 N 个径向基函数, 每个径向基函数都有一个中心向量 \mathbf{d}_i 。这些 RBF 可以被用来逼近给定的非线性函数, 其范围的控制由宽度参数 b 来决定, 它越大, 函数的取值范围越广, 对应的径向基函数影响范围也就越大。

为了解决因为 θ^* 未知而需要设计自适应律的问题, 其中 θ^* 中的元素均有界, 可以假设存在已知正数 θ_M , 且满足 $\|\theta^*\| \leq \theta_M$ 。

3 自适应 RBF 网络动态面控制器设计

为了解决机械手的轨迹跟踪问题, 以及保证模型不确定性情况下的稳定性, 设计自适应 RBF 网络动态面控制器, 控制器的设计可以分为 4 个步骤, 这些步骤是以反演控制为参考而提出的。

步骤 1 定义第一个误差:

$$S_1 = x_1 - x_{1d}$$

求导, 得

$$\dot{S}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d}$$

取虚拟控制为

$$\bar{x}_2 = -c_1 S_1 - \dot{x}_{1d}$$

其中, c_1 为正数。

通过将状态变量 \bar{x}_2 输入一个一阶低通滤波器, 该滤波器具有时间常数 τ_2 , 可以得到一个新的状态变量 x_{2d} :

$$\tau_2 \dot{x}_{2d} + x_{2d} = \bar{x}_2, x_{2d}(0) = \bar{x}_2(0) \quad (3)$$

步骤 2 定义第二个误差:

$$S_2 = x_2 - x_{2d}$$

求导, 得

$$\dot{S}_2 = a_1 \left[x_3 + \frac{1}{a_1} f_1(x_1) + \frac{1}{a_1} (\Delta_1 - \dot{x}_{2d}) \right]$$

由于 a_1 和 $f_1(x_1)$ 都未知, 因此建立第一个 RBF 神经网络逼近未知函数 $\frac{1}{a_1} f_1(x_1)$:

神经网络逼近未知函数 $\frac{1}{a_1} f_1(x_1)$:

$$\frac{1}{a_1} f_1(x_1) = \theta_1^{*\text{T}} \mathbf{h}_1(x_1) + \varepsilon_1^*$$

其中, $|\varepsilon_1^*| \leq \varepsilon_M, \|\theta_1^*\| \leq \theta_M$ 。

定义向量

$$\theta_1^{\text{T}} = \left[\theta_1^{*\text{T}} \frac{1}{a_1} \right]$$

$$\varphi_1 = \begin{bmatrix} h_1(x_1) \\ \frac{\delta_1^2 S_2}{2\varepsilon} - \dot{x}_{2d} + c_2 S_2 \end{bmatrix}$$

上述式中的非阻尼项 $\delta_1^2 S_2 / (2\varepsilon)$ 通过一个正比于状态变量 S_2 的非线性函数来定义, 其中 c_2 为正数, ε 是正数中的任意小量。该非线性阻尼项的作用是克服状态变量 $\Delta_1(t)$, 即通过对状态变量 S_2 的调整来抵消 $\Delta_1(t)$ 的影响。

取虚拟控制 \bar{x}_3 为

$$\bar{x}_3 = -\hat{\theta}_1^{\text{T}} \varphi_1$$

其中, $\hat{\theta}_1$ 是 θ_1 的估计。

设计自适应律为

$$\dot{\hat{\theta}}_1 = \Gamma_1 \varphi_1 S_2 - \Gamma_1 \eta_1 \hat{\theta}_1 \quad (4)$$

其中, Γ_1 为正定对称阵, η_1 为正实数。

通过将状态变量 \bar{x}_3 输入一个一阶低通滤波器, 该滤波器具有时间常数 τ_3 , 可以得到一个新的状态变量 x_{3d} :

$$\tau_3 \dot{x}_{3d} + x_{3d} = \bar{x}_3, x_{3d}(0) = \bar{x}_3(0) \quad (5)$$

步骤 3

$$S_3 = x_3 - x_{3d}$$

求导, 得

$$\dot{S}_3 = \dot{x}_3 - \dot{x}_{3d}$$

取虚拟控制 \bar{x}_4 为

$$\bar{x}_4 = -c_3 S_3 + \dot{x}_{3d}$$

其中, c_3 为正数。

通过将状态变量 \bar{x}_4 输入一个一阶低通滤波器, 该滤波器具有时间常数 τ_4 , 可以得到一个新的状态变量 x_{4d} :

$$\tau_4 \dot{x}_{4d} + x_{4d} = \bar{x}_4, x_{4d}(0) = \bar{x}_4(0)$$

步骤 4

$$S_4 = x_4 - x_{4d}$$

求导, 得

$$\dot{S}_4 = a_2 \left(u + \frac{1}{a_2} f_2(x_1, x_3) + \frac{1}{a_2} (\Delta_2 - \dot{x}_{4d}) \right)$$

考虑未知参数 a_2 和函数 $f_2(x_1, x_3)$ 的不确定性, 故需要

第二个新的 RBF 网络逼近未知函数 $\frac{1}{a_2}f_2(x_1, x_3)$:

$$\frac{1}{a_2}f_2(x_1, x_3) = \boldsymbol{\theta}_2^{*T} h_2(x_1, x_3) + \varepsilon_2^*$$

其中, $|\varepsilon_2^*| \leq \varepsilon_M, \|\boldsymbol{\theta}_2^*\| \leq \theta_M$ 。

定义向量

$$\boldsymbol{\theta}_2^T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta}_2^{*T} \frac{1}{a_2} \\ \boldsymbol{\theta}_2^{*T} \frac{1}{a_2} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\varphi}_2 = \begin{bmatrix} h_2(x_1, x_3) \\ \frac{\delta_2^2 S_4}{2\varepsilon} - \dot{x}_{4d} + c_4 S_4 \end{bmatrix}$$

上式中的非阻尼项 $\delta_2^2 S_4 / (2\varepsilon)$ 也是通过一个正比于状态变量 S_4 的非线性函数来定义的, 其中 c_4 为正数, ε 是正数中的任意小量。该非线性阻尼项的作用是克服状态变量 $\Delta_2(t)$, 即通过对状态变量 S_4 的调整来抵消 $\Delta_2(t)$ 的影响。

设计实际的控制律为

$$u = -\hat{\boldsymbol{\theta}}_2^T \boldsymbol{\varphi}_2 \quad (6)$$

其中, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_2$ 表示为 $\boldsymbol{\theta}_2$ 的估计。

设计自适应律为

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_2 = \boldsymbol{\Gamma}_2 \boldsymbol{\varphi}_2 S_4 - \boldsymbol{\Gamma}_2 \eta_2 \hat{\boldsymbol{\theta}}_2 \quad (7)$$

其中 $\boldsymbol{\Gamma}_2, \eta_2$ 分别为正定对称阵和正设计参数。

4 闭环系统稳定性分析

定义虚拟控制项误差为

$$y_i = x_{id} - \bar{x}_i; i = 2, 3, 4 \quad (8)$$

由式(2)、式(4)、式(5)、式(7)可得

$$\dot{x}_{id} = -\frac{y_i}{\tau_i}; i = 2, 3, 4 \quad (9)$$

定义

$$\tilde{\boldsymbol{\theta}}_i = \hat{\boldsymbol{\theta}}_i - \boldsymbol{\theta}_i; i = 1, 2 \quad (10)$$

对各项误差求导, 得

$$\dot{S}_1 = S_2 + y_2 - c_1 S_1 \quad (11)$$

$$\dot{S}_2 = a_1(S_3 + y_3 - \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1^T \boldsymbol{\varphi}_1 + \varepsilon_1^*) + \left(\Delta_1 - \frac{\delta_1^2 S_2}{2\varepsilon} - c_2 S_2 \right) \quad (12)$$

其中,

$$\boldsymbol{\theta}_1^{*T} h_1 = \boldsymbol{\theta}_1^T \boldsymbol{\varphi}_1 + \frac{1}{a_1} \left(-\frac{\delta_1^2 S_2}{2\varepsilon} + \dot{x}_{2d} - c_2 S_2 \right)$$

$$\dot{S}_3 = S_4 + y_4 - c_3 S_3$$

$$\dot{S}_4 = a_2(-\tilde{\boldsymbol{\theta}}_2^T \boldsymbol{\varphi}_2 + \varepsilon_2^*) + \left(\Delta_2 - \frac{\delta_2^2 S_4}{2\varepsilon} - c_4 S_4 \right) \quad (13)$$

其中,

$$\boldsymbol{\theta}_2^{*T} h_2 = \boldsymbol{\theta}_2^T \boldsymbol{\varphi}_2 + \frac{1}{a_2} \left(-\frac{\delta_2^2 S_4}{2\varepsilon} + \dot{x}_{4d} - c_4 S_4 \right)$$

对各虚拟控制项的误差求导, 得

$$\dot{y}_2 = \dot{x}_{2d} - \dot{\bar{x}}_2 = \frac{y_2}{\tau_2} + c_1 \dot{S}_1 - \dot{\bar{x}}_{1d} \quad (14)$$

$$\dot{y}_3 = \dot{x}_{3d} - \dot{\bar{x}}_3 = -\frac{y_3}{\tau_3} + \hat{\boldsymbol{\theta}}_1^T \boldsymbol{\varphi}_1 + \hat{\boldsymbol{\theta}}_1^T \dot{\boldsymbol{\varphi}}_1 \quad (15)$$

$$\dot{y}_4 = \dot{x}_{4d} - \dot{\bar{x}}_4 = \frac{y_4}{\tau_4} + c_3 \dot{S}_3 - \dot{\bar{x}}_{3d} \quad (16)$$

由式(3)、式(4)、式(8)一式(16)可知: 存在上界函数 $B_i, i = 2, 3, 4$, 使得

$$\dot{y}_2 \leq -\frac{y_2}{\tau_2} + B_2(S_1, S_2, y_2, \dot{x}_{1d})$$

$$\dot{y}_3 \leq -\frac{y_3}{\tau_3} + B_3(S_1, S_2, S_3, y_2, y_3, \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1, x_{1d}, \dot{x}_{1d}, \ddot{x}_{1d})$$

$$\dot{y}_4 \leq -\frac{y_4}{\tau_4} + B_4(S_1, S_2, \dots, S_4, y_2, y_3, y_4, \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1, x_{1d}, \dot{x}_{1d}, \ddot{x}_{1d})$$

考虑如下紧集:

$$\Omega_1 = \{ (x_{1d}, \dot{x}_{1d}, \ddot{x}_{1d}) : x_{1d}^2 + \dot{x}_{1d}^2 + \ddot{x}_{1d}^2 \leq \xi \}$$

$$\Omega_2 = \left\{ \sum_{i=1}^4 S_i^2 + \sum_{i=2}^4 y_i^2 + a_1 \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1^T \boldsymbol{\Gamma}_1^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1 + a_2 \tilde{\boldsymbol{\theta}}_2^T \boldsymbol{\Gamma}_2^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_2 \leq 2p \right\}$$

其中, $p > 0$, 由于 Ω_1 与 Ω_2 均为密集, 它们的直积 $\Omega_1 \times \Omega_2$ 也是一个紧集, 并且 $|B_i|, i = 2, 3, 4$ 在 $\Omega_1 \times \Omega_2$ 上有最大值, 将其记作 M_i 。

考虑 Lyapunov 函数:

$$V = V_1 + V_2 + V_3$$

其中,

$$V_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 S_i^2$$

$$V_2 = \frac{1}{2} \sum_{i=2}^4 y_i^2$$

$$V_3 = \frac{1}{2} a_1 \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1^T \boldsymbol{\Gamma}_1^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1 + \frac{1}{2} a_2 \tilde{\boldsymbol{\theta}}_2^T \boldsymbol{\Gamma}_2^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_2$$

定理 1^[16] 如果闭环系统满足假设 1 且其初始值满足 $V(0) \leq p$, 那么可以通过调节参数 $c_i (i = 1, 2, \dots, 4)$, $\tau_i (i = 2, 3, 4)$, $\varepsilon, \eta_1, \eta_2, \boldsymbol{\Gamma}_1, \boldsymbol{\Gamma}_2$ 来保证系统的所有信号半全局一致有界, 且若这些参数调节足够好, 其跟踪误差可以收敛到任意小的残集中。

证明 对 V_1, V_2, V_3 分别求导:

$$\dot{V}_1 = S_1(S_2 + y_2 - c_1 S_1) + S_2 \left[a_1(S_3 + y_3 - \tilde{\boldsymbol{\theta}}_1^T \boldsymbol{\varphi}_1 + \varepsilon_1^*) + \left(\Delta_1 - \frac{\delta_1^2 S_2}{2\varepsilon} - c_2 S_2 \right) \right] +$$

$$S_3(S_4 + y_4 - c_3 S_3) + S_4 \left[a_2(-\tilde{\boldsymbol{\theta}}_2^T \boldsymbol{\varphi}_2 + \varepsilon_2^*) + \left(\Delta_2 - \frac{\delta_2^2 S_4}{2\varepsilon} - c_4 S_4 \right) \right]$$

$$\dot{V}_2 \leq \sum_{i=2}^4 y_i \left(-\frac{y_i}{\tau_i} + B_i \right)$$

$$\dot{V}_3 = a_1 \tilde{\theta}_1^T \varphi_1 S_2 - a_1 \tilde{\theta}_1^T \eta_1 \hat{\theta}_1 + a_2 \tilde{\theta}_2^T \varphi_2 S_4 - a_2 \tilde{\theta}_2^T \eta_2 \hat{\theta}_2$$

注意到不等式

$$(\delta_1^2 S_2^2) / (2\varepsilon) + \varepsilon / 2 \geq |\delta_1| |\delta_2| \geq \Delta_1 S_2$$

$$(\delta_2^2 S_4^2) / (2\varepsilon) + \varepsilon / 2 \geq |\delta_2| |\delta_4| \geq \Delta_2 S_4$$

则由上面的 3 个式子可以得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & |S_1| |S_2| + |S_1| |y_2| + a_1 |S_2| |S_3| + \\ & a_1 |S_2| |y_3| + |S_3| |S_4| + |S_3| |y_4| - \\ & \sum_{i=2}^4 c_i S_i^2 + a_1 |S_2| |\varepsilon_1^*| + a_2 |S_4| |\varepsilon_2^*| + \varepsilon + \\ & \left[\sum_{i=2}^4 \left(-\frac{y_i^2}{\tau_i} + |B_i| |y_i| \right) - a_1 \tilde{\theta}_1^T \eta_1 \hat{\theta}_1 - a_2 \tilde{\theta}_2^T \eta_2 \hat{\theta}_2 \right] \end{aligned}$$

由 Young 不等式以及不等式

$$2\tilde{\theta}^T \hat{\theta} \geq \|\tilde{\theta}\|^2 - \|\theta\|^2$$

整理后可得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & (1-c_1) S_1^2 + \left[\left(\frac{1}{2} + \frac{3a_1}{2} - c_2 \right) S_2^2 + \left(1 + \frac{a_1}{2} - c_3 \right) S_3^2 + \right. \\ & \left. \left(\frac{1}{2} + \frac{a_2}{2} - c_4 \right) S_4^2 + \left(\frac{1}{2} + \frac{B_2^2}{2\varepsilon} - \frac{1}{\tau_2} \right) y_2^2 + \left(\frac{a_1}{2} + \frac{B_3^2}{2\varepsilon} - \frac{1}{\tau_3} \right) y_3^2 + \right. \\ & \left. \left(\frac{1}{2} + \frac{B_4^2}{2\varepsilon} - \frac{1}{\tau_4} \right) y_4^2 - \frac{\eta_1 a_1}{2\lambda_{\max}(\Gamma_1^{-1})} \tilde{\theta}_1^T \Gamma_1^{-1} \tilde{\theta}_1 - \right. \\ & \left. \frac{\eta_2 a_2}{2\lambda_{\max}(\Gamma_2^{-1})} \tilde{\theta}_2^T \Gamma_2^{-1} \tilde{\theta}_2 + \frac{5}{2} \varepsilon + \frac{\eta_1 a_1}{2} \|\theta_1\|^2 + \right. \\ & \left. \frac{\eta_2 a_2}{2} \|\theta_2\|^2 + \frac{a_1}{2} \varepsilon_1^{*2} + \frac{a_2}{2} \varepsilon_2^{*2} \right] \end{aligned}$$

其中, $\lambda_{\max}(\cdot)$ 表示 \cdot 的最大特征值, 取

$$0 < \eta_0 \leq 1$$

$$\eta_1 \geq 2r\lambda_{\max}(\Gamma_1^{-1})\eta_0$$

$$\eta_2 \geq 2r\lambda_{\max}(\Gamma_2^{-1})\eta_0$$

则有

$$-\frac{\eta_1 a_1}{2\lambda_{\max}(\Gamma_1^{-1})} \tilde{\theta}_1^T \Gamma_1^{-1} \tilde{\theta}_1 - \frac{\eta_2 a_2}{2\lambda_{\max}(\Gamma_2^{-1})} \tilde{\theta}_2^T \Gamma_2^{-1} \tilde{\theta}_2 \leq -2rV_3 \eta_0$$

控制参数选取如下:

$$c_1 \geq 1+r, c_2 \geq \frac{1}{2} + \frac{3a_{1M}}{2} + r$$

$$c_3 \geq 1 + \frac{a_{1M}}{2} + r, c_4 \geq \frac{1}{2} + \frac{a_{2M}}{2} + r$$

$$\frac{1}{\tau_2} \geq \frac{1}{2} + \frac{M_2^2}{2\varepsilon} + r, \frac{1}{\tau_3} \geq \frac{a_{1M}}{2} + \frac{M_3^2}{2\varepsilon} + r$$

$$\frac{1}{\tau_4} \geq \frac{1}{2} + \frac{M_4^2}{2\varepsilon} + r$$

$$\eta_1 \geq 2r\lambda_{\max}(\Gamma_1^{-1})\eta_0, \eta_2 \geq 2r\lambda_{\max}(\Gamma_2^{-1})\eta_0$$

其中, r 为待设计正数, 则

$$\dot{V} \leq -2r(V_1 + V_2 + \eta_0 V_3) + \frac{5}{2} \varepsilon + \frac{n_1 a_1}{2} \|\theta_1\|^2 + \frac{n_2 a_2}{2} \|\theta_2\|^2 +$$

$$\frac{a_1}{2} \varepsilon_1^{*2} + \frac{a_2}{2} \varepsilon_2^{*2} + \sum_{i=2}^4 \left(\frac{M_i^2 B_i^2}{2\varepsilon M_i^2} - \frac{M_i^2}{2\varepsilon} \right) y_i^2$$

$$\text{令 } Q = \frac{5}{2} \varepsilon + \frac{n_1 a_1}{2} \|\theta_1\|^2 + \frac{n_2 a_2}{2} \|\theta_2\|^2 + \frac{a_1}{2} \varepsilon_1^{*2} + \frac{a_2}{2} \varepsilon_2^{*2},$$

由假设 1 以及 $|\varepsilon_i^*| \leq \varepsilon_M, \|\theta_i^*\| \leq \theta_M, i=1, 2$ 可知, Q 有最大值。选取 $r \geq Q/(2p)$, 因此可得

$$\dot{V} \leq -2r\eta_0 V + Q + \sum_{i=2}^4 \left(\frac{B_i^2}{M_i^2} - 1 \right) \frac{M_i^2 y_i^2}{2\varepsilon}$$

当且仅当 $V=p$ 时, $|B_i| \leq M_i$ 恒成立; 与此同时, $\dot{V} \leq -2rp + Q \leq 0$, 故可得 $V \leq p$ 是一个恒定集, 即如果 $V(0) \leq p$ 条件成立, 当 $t > 0$, 都有 $V(t)$ 小于等于 p 。则由 $V(0) \leq p$ 条件可得

$$\dot{V} \leq -2r\eta_0 V + Q$$

解上面不等式得

$$V \leq \frac{Q}{2r\eta_0} + \left(V(0) - \frac{Q}{2r\eta_0} \right) e^{-2r\eta_0 t}$$

当 $V = \frac{Q}{2r\eta_0}$ 时, $\dot{V} = 0$, 则 $t \rightarrow \infty$ 时, $V \rightarrow \frac{Q}{2r\eta_0}$, 即证毕。

5 仿真与结果分析

利用 MATLAB/Simulink 进行仿真的搭建, 设杆转角 q 跟踪理想轨迹 $x_{1d} = \sin t$, 并且将外界干扰量定义为

$$\Delta_1 = 0.1 \sin 2t$$

$$\Delta_2 = 0.1 \cos 2t$$

其余参数选取:

$$I = J = 1 (\text{kg} \cdot \text{m}^2)$$

$$Mgl = 5 (\text{N} \cdot \text{m})$$

$$K = 40 (\text{N} \cdot \text{m/rad})$$

故可得 $\delta_1 = \delta_2 = 0.1$ 。1/40 和 1 为 $1/a_1$ 与 $1/a_2$ 的实际值, 且对象的起始 $x(0)$ 取为 $[0.1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 。

按照第三部分对 \bar{x}_2, \bar{x}_3 和 \bar{x}_4 的定义以及部分参数的设置, 可得出 3 个滤波器的初始值。由于

$$\bar{x}_2(0) = -c_1 S_1(0) + \dot{x}_{1d}(0)$$

$$\bar{x}_3(0) = -\hat{\theta}_1^T(0) \varphi_1 = 0$$

$$\bar{x}_4(0) = -c_3 S_3(0) + \dot{x}_{3d}(0) = 0$$

则有

$$x_{2d}(0) = \bar{x}_2(0) = 0.5$$

$$x_{3d}(0) = \bar{x}_3(0) = 0$$

$$x_{4d}(0) = \bar{x}_4(0) = 0.5$$

由 V 的表达式, 可得:

$$V(0) = V_1(0) + V_2(0) + V_3(0)$$

由于理想径向基函数(RBF)网络的初始权值受到两个被逼近函数初始值的影响, 故可以将其看作为 0, 而在使用径向基函数(RBF)网络逼近时, 网络权值均被初始化为 0。因此, 可以取 $V_3(0) = 0, V(0) = 0.13; p \geq V(0), p = 0.23$ 。

根据式子 $r \geq Q/(2p)$ 设计 r , 由于

$$Q = \frac{5}{2}\varepsilon + \frac{\eta_1 a_1}{2} \|\theta_1\|^2 + \frac{\eta_2 a_2}{2} \|\theta_2\|^2 + \frac{a_1}{2}\varepsilon_1^{*2} + \frac{a_2}{2}\varepsilon_2^{*2}$$

故可以将 η_1, η_2 设计得很小, 保证 Q 尽量小。

随着仿真的进行, 在式(4)和式(7)中发现需选取尽量偏小的 η_1 和 η_2 , 原因是其数值会对仿真结果有较大影响。为此, 必须设计很小的 η_0 来保证仿真的结果。

注意到 Q 与 η_1, η_2 二者有关, 又 η_1, η_2 与 r 有关, 故 Q 与 r 呈间接相关。通过减小 $\Gamma_1^{-1}, \Gamma_2^{-1}$, 可以保证 r 的存在性。

因此, 选择 $Q = 1.0, r \geq \frac{Q}{2p} = 2.1739$, 再取 $r = 4$, 使得 $r \geq Q/(2p)$ 恒成立。控制器参数和滤波器参数的选取: 取

$\varepsilon = 0.01, M_2 = M_3 = M_4 = 1$, 可得 $c_1 = 5, c_2 = 65, c_3 = 25, c_4 = 5, \tau_2 = \tau_3 = \tau_4 = 0.01$; 再取

$$\Gamma_1 = \text{diag}[3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 0.001]$$

$$\Gamma_2 = \text{diag}[10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 10, 0.4]$$

$$\eta_0 = 0.000001$$

则 $\eta_1 = 0.008, \eta_2 = 0.0002$ 。

要逼近的两个函数分别为 $\frac{1}{a_1}f_1(x_1)$ 和 $\frac{1}{a_2}f_2(x_1, x_3)$, 且逼近的两个参数值 $1/a_1, 1/a_2$ 分别为 0.025 和 1。作用于逼近的 RBF 网络结构宽度均取 1.0, 且其权值均初始化为 0。

取 1-7-1 的 RBF 网络结构作用于第一次的逼近, 网络输入为 x_1 。根据网络输入 x_1 的范围, 径向基函数的中心均匀散落于 $[-3, 3]$ 内, 即

$$d_1 = [-3 \ -2 \ -1 \ 0 \ 1 \ 2 \ 3]$$

取 2-7-1 的 RBF 网络结构作用于第一次的逼近, 网络输入为 x_1, x_3 。根据网络输入 x_1, x_3 的范围, 径向基函数的中心均匀散落于 $[-1.5, 1.5]$ 范围内, 即

$$d_2 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -3 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & 3 \\ -3 & -2 & -1 & 0 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

综上所述条件, 采用控制率式(6)、自适应律式(4)和式(7), 搭建该非线性系统的 Simulink 控制框图, 如图 1 所示。

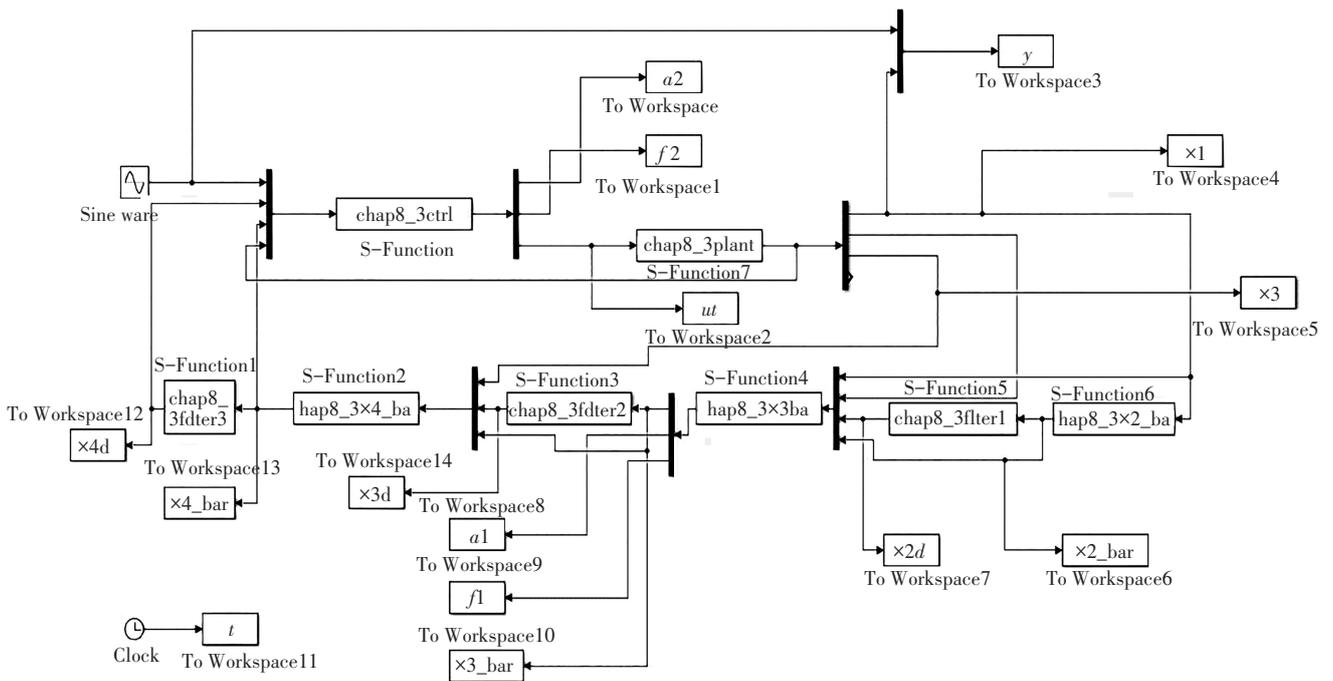


图 1 Simulink 控制程序

Fig. 1 Simulink control program

运行该控制程序,可得仿真结果分别如图 2—图 5 所示。

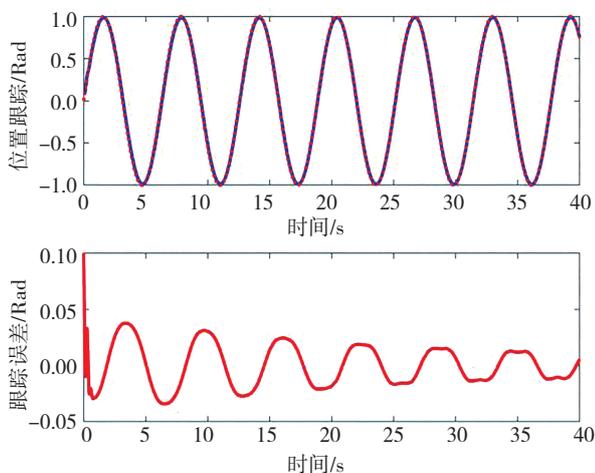


图 2 连杆转角 q 跟踪

Fig. 2 Tracking of connecting rod rotation angle q

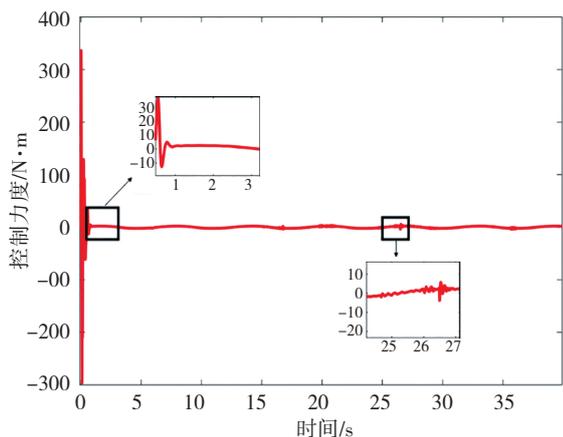


图 3 控制输入

Fig. 3 Controlling input

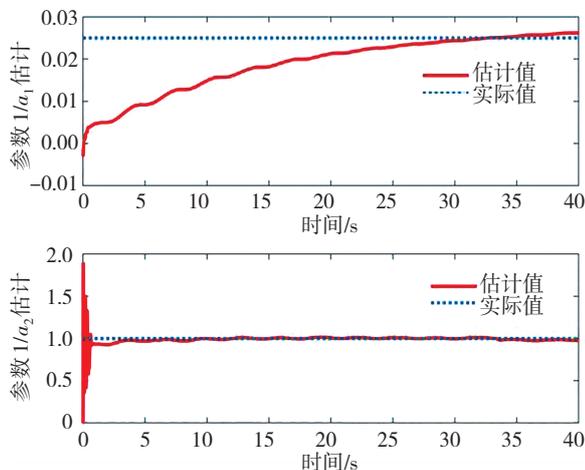


图 4 参数 $1/a_1$ 与 $1/a_2$ 的估计

Fig. 4 Estimation of parameters $1/a_1$ and $1/a_2$

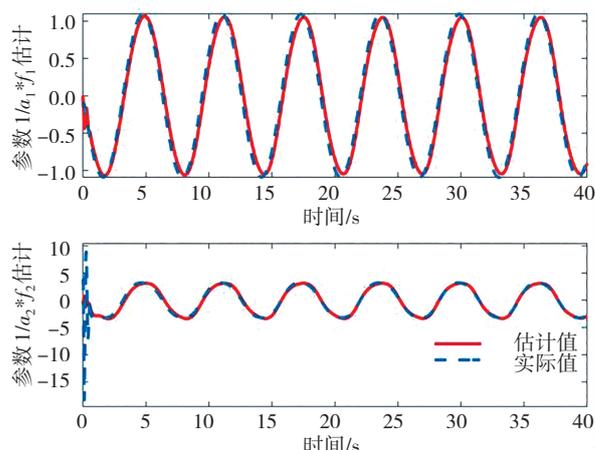


图 5 参数 $\frac{1}{a_1}$ 与 $\frac{1}{a_2}$ 的逼近

Fig. 5 Approximation of parameters $\frac{1}{a_1}$ and $\frac{1}{a_2}$

由上述仿真结果可以得出:采用自适应动态面控制与神经网络相结合的方法,可以有效地保证机械手的位置跟踪稳定性,很好地解决跟踪时的抖动问题,并且对于参数的估计以及逼近都达到了理想的阈值。

6 结论

本文提出了自适应动态面控制与神经网络相结合的方法,该方法设计的控制器可以在非线性闭环系统存在干扰和不确定性的情况下实现半全局稳定,并且可以通过调节参数来实现任意小的跟踪误差,实现了误差自由,避免了前人研究中因反演设计而产生的“微分爆炸”现象。根据 MATLAB/Simulink 仿真结果可以得出结论:该方法设计的控制器实现了机械手连杆转角 q 较好的跟踪效果,误差缩在 5% 以内,具有较强的跟踪稳定性,且随着时间的进行,跟踪误差愈发减小且趋向于 0。因此,采用本文提出的控制方法对非线性机械手系统进行控制,可以实现良好的控制性能,包括高精度、高稳定性和实时性,取得了理想的跟踪控制效果。

参考文献 (References):

[1] OUYANG P R, ACOB J, PANO V. PD with sliding mode control for trajectory tracking of robotic system [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2014, 30(2): 189—200.

[2] XIAO B, YIN S, KAYNAK O. Tracking control of robotic manipulators with uncertain kinematics and dynamics [J].

- IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(10): 6439—6449.
- [3] GALICKI M. Finite-time trajectory tracking control in a task space of robotic manipulators[J]. Automatica, 2016, 67(10): 165—170.
- [4] 蔡清清, 王景存, 文冬. PID 双闭环在吸盘机械手位置控制系统中的应用[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(2): 54—59.
CAI Qing-qing, WANG Jing-cun, WEN Dong. Application of PID dual-closed-loop in the position control system of suction-type manipulator[J]. Electric Machines & Control Application, 2020, 47(2): 54—59.
- [5] KUMAR V, RANA K P S. Comparative study on fractional order PID and PID controllers on noise suppression for manipulator trajectory control [C]//Fractional Order Control and Synchronization of Chaotic Systems. Cham: Springer, 2017: 3—28.
- [6] 战强, 周熙. 基于改进模糊 PID 机械手控制研究[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(2): 160—163.
ZHAN Qiang, ZHOU Xi. Research on mechanical hand control system based on improved fuzzy PID control [J]. Machine Building & Automation, 2018, 47(2): 160—163.
- [7] HUANG A C, CHEN Y C. Adaptive sliding control for single-link flexible-joint robot with mismatched uncertainties[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2004, 12(5): 770—775.
- [8] 穆效江. 机械臂的自适应神经滑模控制方法研究[J]. 控制工程, 2015, 22(4): 780—784.
MU Xiao-jiang. Research on adaptive neural sliding mode control of manipulator robots [J]. Control Engineering of China, 2015, 22(4): 780—784.
- [9] 穆效江, 陈阳舟. 多关节机器人的自适应模糊滑模控制[J]. 控制工程, 2008, 15(5): 619—622.
MU Xiao-jiang, CHEN Yang-zhou. Adaptive fuzzy sliding mode control for multi-link robots[J]. Control Engineering of China, 2008, 15(5): 619—622.
- [10] HUANG J W, LIN J S. Backstepping control design of a single-link flexible robotic manipulator[C]//Seoul: The International Federation of Automatic Control, 2008.
- [11] 夏兵. 轴向磁场无铁心无刷直流电机转矩脉动抑制策略研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2016.
XIA Bing. Research on torque ripple suppression strategy of axial magnetic field coreless brushless DC motor[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2016.
- [12] GUO Q, ZHANG Y, CELLER B G, et al. Neural adaptive backstepping control of a robotic manipulator with prescribed performance constraint [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(12): 3572—3583.
- [13] LIU Z, CHEN B, LIN C. Output-feedback control design for switched nonlinear systems: adaptive neural backstepping approach [J]. Information Sciences, 2018, 457-458(7): 62—75.
- [14] KWAN C, LEWIS F L. Robust backstepping control of nonlinear systems using neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2000, 30(6): 753—766.
- [15] SWAROOP D, HEDRICK J K, YIP P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(10): 1893—1899.
- [16] 张天平, 施泉铖, 沈启坤, 等. 具有未建模动态的自适应神经网络动态面控制[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(4): 475—481.
ZHANG Tian-ping, SHI Xiao-cheng, SHEN Qi-kun, et al. Adaptive neural-network dynamic surface-control with unmodeled dynamics [J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(4): 475—481.

责任编辑:李翠薇