



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104698846 B

(45)授权公告日 2017.06.30

(21)申请号 201510070210.2

(56)对比文件

(22)申请日 2015.02.10

CN 104216284 A, 2014.12.17, 全文.

(65)同一申请的已公布的文献号

CN 101590323 A, 2009.12.02, 全文.

申请公布号 CN 104698846 A

CN 101623865 A, 2010.01.13, 全文.

(43)申请公布日 2015.06.10

EP 0196417 B1, 1993.03.24, 全文.

(73)专利权人 浙江工业大学

审查员 耿宾

地址 310014 浙江省杭州市下城区朝晖六
区潮王路18号浙江工业大学

(72)发明人 陈强 汤筱晴

(74)专利代理机构 杭州斯可睿专利事务所有限
公司 33241

代理人 王利强

(51)Int.Cl.

G05B 13/04(2006.01)

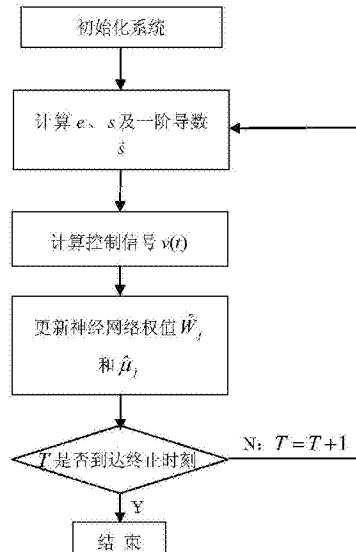
权利要求书4页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制
方法

(57)摘要

一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制
方法,包括:建立机械臂伺服系统的动态模型,初
始化系统状态、采样时间以及控制参数;根据微
分中值定理,将系统中的非线性输入死区线性近
似为一个简单的时变系统,推导出带有未知死区
的机械臂伺服系统模型;计算控制系统跟踪误
差,FC(funnel control)误差变量及微分。本发
明能够改善滑模控制抖振问题,有效避免死区输
入对系统的影响,实现机械臂伺服系统的指定性
能控制。



1. 一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,其特征在于:所述控制方法包括以下步骤:

步骤1,建立机械臂伺服系统的动态模型,初始化系统状态、采样时间以及控制参数;

1.1 机械臂伺服系统的动态模型表达形式为

$$\begin{cases} I\ddot{q} + K(q - \theta) + MgL\sin(q) = 0 \\ J\ddot{\theta} - K(q - \theta) = v(u) \end{cases} \quad (1)$$

其中,q和θ分别为机械臂连杆和电机的角度;I为连杆的惯量;J是电机的惯量;K为弹簧刚度系数;M和L分别是连杆的质量和长度;u是控制信号;v(u)为死区,表示为:

$$v(u) = \begin{cases} g_r(u) & \text{if } u \geq b_r \\ 0 & \text{if } b_l < u < b_r \\ g_l(u) & \text{if } u \leq b_l \end{cases} \quad (2)$$

其中g₁(u),g_r(u)为未知非线性函数;b₁和b_r为死区未知宽度参数,满足b₁<0,b_r>0;

定义x₁=q,x₂= \dot{q} = \dot{x}_1 ,x₃=θ,x₄= $\dot{\theta}$ = \dot{x}_3 ,式(1)改写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{MgL}{I}\sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3) \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{J}v + \frac{K}{J}x_1 - x_3 \\ y = x_1, \end{cases} \quad (3)$$

1.2 定义变量z₁=x₁,z₂=x₂,z₃= $\frac{MgL}{I}\sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3)$,z₄= $x_2 - \frac{MgL}{I}\cos(x_1) - \frac{K}{I}(x_2 - x_4)$,则

式(3)改写成

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = f_1(z) + b_1v(u) \\ y = z_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中,z=[z₁,z₂,z₃,z₄]^T,f₁(z)= $\frac{MgL}{I}\sin(z_1)\left(z_2^2 - \frac{K}{J}\right) - \left(\frac{MgL}{I}\cos(z_1) + \frac{K}{J} + \frac{K}{I}\right)z_3$,b₁= $\frac{K}{IJ}$,

步骤2,根据微分中值定理,将系统中的非线性输入死区线性近似为一个简单的时变系统,推导出带有未知死区的机械臂伺服系统模型,包括如下过程:

2.1 根据微分中值定理,存在ξ₁∈(-∞,b₁)和ξ_r∈(b_r,+∞)使

$$g_l(u) = g'_l(\xi'_l)(u - b_l) \quad \forall u \in (-\infty, b_r] \quad (5)$$

其中ξ'₁∈(-∞,b₁];

$$g_r(u) = g'_r(\xi'_r)(u - b_r) \quad \forall u \in [b_l, +\infty) \quad (6)$$

其中ξ'_r∈[b₁,+∞);

根据式(5)和式(6),将式(2)改写为

$$v(u) = \varphi(u)u + \omega(u) \quad \forall t \geq 0 \quad (7)$$

其中, $|\omega(u)| \leq \omega_N$, ω_N 是未知正常数,满足 $\omega_N = (g_{r1}+g_{11}) \max \{b_r, b_1\}$

$$\omega(u) = \begin{cases} -g'_r(\xi_r)b_r & \text{if } u(t) \geq b_r \\ -[g'_l(\xi_l) + g'_r(\xi_r)]u(t) & \text{if } b_l < u(t) < b_r \\ -g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_l \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\xi_1 \in (-\infty, b_1]$, $\xi_r \in [b_1, +\infty)$, 并且

$$\varphi(u) = \varphi_r(u) + \varphi_l(u) \quad (9)$$

$$\varphi_r(u) = \begin{cases} g'_r(\xi_r) & \text{if } u(t) \geq b_l \\ 0 & \text{if } u(t) < b_l \end{cases} \quad (10)$$

$$\varphi_l(u) = \begin{cases} g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_r \\ 0 & \text{if } u(t) > b_r \end{cases} \quad (11)$$

2.2由式(8)和式(9),将式(4)改写为以下等效形式:

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = m(z) + nu \\ y = z_1 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $m(z) = f_1(z) + b_1 * \omega(u)$, $n = b_1 * \varphi(u)$;

步骤3,计算控制系统跟踪误差,FC误差变量及微分;

3.1定义控制系统的跟踪误差为

$$e(t) = x_d - x \quad (13)$$

其中, x_d 为二阶可导期望轨迹;

3.2定义FC误差变量为:

$$s_1 = \frac{e(t)}{F_\phi(t) - \|e(t)\|} \quad (14)$$

其中,

$$F_\phi(t) = \delta_0 \exp(a_0 t) + \delta_\infty \quad (15)$$

其中, $\delta_0 \geq \delta_\infty > 0$, $\delta_\infty = \liminf_{t \rightarrow \infty} F_\phi(t)$, $|e(0)| < F_\phi(0)$

3.3对式(14)求导得

$$\begin{aligned} \dot{s}_1 &= \frac{F_\phi \dot{e} - \dot{F}_\phi e}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2} \\ &= F_\phi \Phi_F \dot{e} - \dot{F}_\phi \Phi_F e \\ &= F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e \end{aligned} \quad (16)$$

$$\text{其中, } \Phi_F = \frac{1}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2},$$

步骤4, 基于带有未知死区的机械臂伺服系统模型, 根据李雅普诺夫函数和反演滑模理论, 选择神经网络逼近未知动态, 设计指定性能反演控制器, 更新神经网络权值矩阵;

4.1计算李雅普诺夫函数 $V_1 = \frac{1}{2}s_1^2$ 的微分为

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 &= s_1 \dot{s}_1 = s_1 [F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \\ &= s_1 [F_\phi \Phi_F (s_2 + \alpha_1 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $s_2 = z_2 - \alpha_1$;

设置虚拟控制律 α_1 为

$$\alpha_1 = \dot{y}_d - \frac{k_1 s_1}{F_\phi \Phi_F} + \frac{\dot{F}_\phi e}{F_\phi} \quad (18)$$

其中, k_1 为正常数;

于是, 式(17)改写为

$$\dot{V}_1 = -k_1 s_1^2 + F_\phi \Phi_F s_1 s_2 \quad (19)$$

4.2 定义误差变量

$$s_i = z_i - \alpha_{i-1}, i = 2, 3, 4. \quad (20)$$

计算式(18)的一阶微分为

$$\begin{aligned} \dot{s}_i &= z_{i+1} - \dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, \\ \dot{s}_4 &= m(\mathbf{z}) + n u - \dot{\alpha}_3 \end{aligned} \quad (21)$$

4.3为了逼近不能直接得到的非线性不确定项 $\dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, 4$, 定义以下神经网络

$$\begin{aligned} H_1 &= \dot{\alpha}_1 = -W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \varepsilon_1 \\ H_2 &= \dot{\alpha}_2 = -W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \varepsilon_2 \\ H_3 &= -m + \dot{\alpha}_3 = -W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) - \varepsilon_3 \end{aligned} \quad (22)$$

其中, W_j 为理想权重, $\mathbf{X}_j = [y_d^T, \dot{y}_d^T, \ddot{y}_d^T, s_j^T, s_{j+1}^T]^T \in R^5, j = 1, 2, 3$, $\phi(\mathbf{X})$ 通常被取为高斯函数, 表达式为

$$\phi(\mathbf{X}) = \exp\left(-\frac{|x - c|^2}{2b^2}\right) \quad (23)$$

其中, $c = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ 是高斯函数的核, b 是高斯函数的宽度, $0 < \phi(\mathbf{X}) \leq 1$;

4.4设计李雅普诺夫函数 $V_i, i = 2, 3, 4$

$$V_i = \frac{1}{2}s_i^2 + \frac{1}{2}\tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \tilde{W}_{i-1} \quad (24)$$

其中, $\tilde{W}_{i-1} = W_{i-1} - \hat{W}_{i-1}$, \hat{W}_{i-1} 为理想权重 W_{i-1} 的估计值, K_{i-1} 是自适应增益矩阵;

4.5计算李雅普诺夫函数 V_i 的微分

$$\dot{V}_i = s_i \dot{s}_i + \tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \dot{\tilde{W}}_{i-1} \quad (25)$$

将式(20)和式(21)代入式(25)得

$$\dot{V}_2 = s_2 [s_3 + \alpha_2 + W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) + \varepsilon_1] - \tilde{W}_1^T K_1^T \dot{\tilde{W}}_1 \quad (26)$$

$$\dot{V}_3 = s_3 [s_4 + \alpha_3 + W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) + \varepsilon_2] - \tilde{W}_2^T K_2^T \dot{\tilde{W}}_2 \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_4 &= s_3 [z_4 - \dot{\alpha}_3 + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3 \\ &= s_3 [nu - W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3 \end{aligned} \quad (28)$$

4.6设计虚拟控制量为

$$\alpha_2 = -k_2 s_2 - W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \hat{\mu}_1 - F_\phi \Phi_F s_1 \quad (29)$$

$$\alpha_3 = -k_3 s_3 - W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \hat{\mu}_2 - s_2 \quad (30)$$

$$u = -k_5 (k_4 s_4 + W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \hat{\mu}_3 + s_3) \quad (31)$$

其中, $\hat{\mu}_j, j=1,2,3$ 是 ε_j 的估计值, $k_1, l=2, \dots, 5$ 为正常数并且 $k_5 \geq 1/n$;

4.7设计神经网络权重 \hat{W}_j 和自适应参数 $\hat{\mu}$ 的调节规律为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{W}}_j &= K_j \phi_j(\mathbf{X}_j) s_{j+1} \\ \dot{\hat{\mu}}_j &= \nu_\mu s_j \end{aligned} \quad (32)$$

步骤5, 设计李雅普诺夫函数

$$V = V_1 + V_2 + V_3 + V_4 \quad (33)$$

对式(33)进行求导得:

$$\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4 \quad (34)$$

将式(19), (26)–(28)代入式(33), 如果 $\dot{V} \leq 0$, 则判定系统是稳定的。

一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,特别是带有输入约束的机械臂伺服系统的指定性能控制方法。

背景技术

[0002] 机械臂伺服系统在机器人、航空飞行器等高性能系统中得到了广泛的应用,如何实现机械臂伺服系统的快速精确控制已经成为了一个热点问题。然而,死区非线性环节广泛存在于机械臂伺服系统中,往往会导致控制系统的效率降低甚至是失效。针对机械臂伺服系统的控制问题,存在很多控制方法,例如PID控制,自适应控制,滑模控制等。

[0003] 滑模控制在解决系统不确定性和外部扰动方面被认为是一个有效的鲁棒控制方法。滑模控制方法具有算法简单、响应速度快、对外界噪声干扰和参数摄动鲁棒性强等优点。因此,滑模控制方法被广泛应用于机器人、电机、飞行器等领域。然而,滑模控制在本质上的不连续开关特性将会引起系统的抖振,成为了滑模控制在实际系统中应用的障碍。采用反演法改善滑模控制器性能成为了一个重要的研究方向。

[0004] 实现指定性能控制的方法有很多,例如BLF (barrier Lyapunov function) 控制, PPC (prescribed performance control) 方法以及FC (funnel control) 方法。BLF控制方法可以约束系统状态变量间接限制系统跟踪误差,但是方法中李雅普诺夫函数表达形式比较复杂,并需要保证函数可微。PPC使用新的误差变量保证系统指定的稳态误差,但是存在奇异值问题。FC提出一个与跟踪误差相关的虚拟控制变量,并将变量运用到非奇异终端滑模控制中。

[0005] 死区非线性环节广泛存在于机械臂伺服系统、液压伺服系统以及其他工业工程领域。死区的存在往往会导致控制系统的效率降低甚至是失效。因此,为提高控制性能,针对死区的补偿和控制方法必不可少。传统的死区补偿方法一般是建立死区的逆模型或近似逆模型,并通过估计死区的上下界参数设计自适应控制器,以补偿死区的影响。然而,在机械臂伺服系统等非线性系统中,死区的逆模型往往不易精确获得。对于系统中存在死区输入,基于微分中值定理经行优化,使其成为一个简单的时变系统,避免了附加补偿,从而可以用一个简单神经网络逼近未知函数和未知参数。

发明内容

[0006] 为了克服现有的机械臂伺服系统的无法避免死区补偿、存在滑模控制抖振问题、无法避免死区输入对系统的影响的不足,本发明提供一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,实现了基于输出限制、反演滑模和神经网络的指定性能跟踪控制,保证系统在有限时间收敛。

[0007] 为了解决上述技术问题提出的技术方案如下:

[0008] 一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,包括以下步骤:

[0009] 步骤1,建立机械臂伺服系统的动态模型,初始化系统状态、采样时间以及控制参

数；

[0010] 1.1 机械臂伺服系统的动态模型表达形式为

$$\begin{cases} I\ddot{q} + K(q - \theta) + MgL\sin(q) = 0 \\ J\ddot{\theta} - K(q - \theta) = v(u) \end{cases} \quad (1)$$

[0012] 其中, q 和 θ 分别为机械臂连杆和电机的角度; I 为连杆的惯量; J 是电机的惯量; K 为弹簧刚度系数; M 和 L 分别是连杆的质量和长度; $v(u)$ 是控制信号; $v(u)$ 为死区, 表示为:

$$v(u) = \begin{cases} g_r(u) & \text{if } u \geq b_r \\ 0 & \text{if } b_l < u < b_r \\ g_l(u) & \text{if } u \leq b_l \end{cases} \quad (2)$$

[0014] 其中 $g_l(u)$, $g_r(u)$ 为未知非线性函数; b_l 和 b_r 为死区未知宽度参数, 满足 $b_l < 0$, $b_r > 0$;

[0015] 定义 $x_1 = q$, $x_2 = \dot{q} = \dot{x}_1$, $x_3 = \theta$, $x_4 = \dot{\theta} = \dot{x}_3$, 式(1)改写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{MgL}{I} \sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3) \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{J}v + \frac{K}{J}x_1 - x_3 \\ y = x_1. \end{cases} \quad (3)$$

[0017] 1.2 定义变量 $z_1 = x_1$, $z_2 = x_2$, $z_3 = \frac{MgL}{I} \sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3)$, $z_4 = x_2 - \frac{MgL}{I} \cos(x_1) - \frac{K}{I}(x_2 - x_4)$,

则式(3)改写成

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = f_1(\mathbf{z}) + b_l v(u) \\ y = z_1 \end{cases} \quad (4)$$

[0019] 其中, $\mathbf{z} = [z_1, z_2, z_3, z_4]^T$, $f_1(\mathbf{z}) = \frac{MgL}{I} \sin(z_1) \left(z_2^2 - \frac{K}{J} \right) - \left(\frac{MgL}{I} \cos(z_1) + \frac{K}{J} + \frac{K}{I} \right) z_3$, $b_l = \frac{K}{J}$;

[0020] 步骤2, 根据微分中值定理, 将系统中的非线性输入死区线性近似为一个简单的时变系统, 推导出带有未知死区的机械臂伺服系统模型, 包括如下过程;

[0021] 2.1 根据微分中值定理, 存在 $\xi_1 \in (-\infty, b_l)$ 和 $\xi_r \in (b_r, +\infty)$ 使

$$g_l(u) = g'_l(\xi_l)(u - b_l) \quad \forall u \in (-\infty, b_r] \quad (5)$$

[0023] 其中 $\xi'_l \in (-\infty, b_l]$;

$$g_r(u) = g'_r(\xi_r)(u - b_r) \quad \forall u \in [b_l, +\infty) \quad (6)$$

[0025] 其中 $\xi'_r \in [b_l, +\infty)$;

[0026] 根据式(5)和式(6), 将式(2)改写为

[0027] $v(u) = \phi(u)u + \omega(u) \quad \forall t \geq 0 \quad (7)$

[0028] 其中, $|\omega(u)| \leq \omega_N$, ω_N 是未知正常数, 满足 $\omega_N = (g_{r1} + g_{l1}) \max\{b_r, b_l\}$

[0029] $\omega(u) = \begin{cases} -g'_r(\xi_r)b_r & \text{if } u(t) \geq b_r \\ -[g'_l(\xi_l) + g'_r(\xi_r)]u(t) & \text{if } b_l < u(t) < b_r \\ -g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_l \end{cases}, \quad (8)$

[0030] 其中, $\xi_1 \in (-\infty, b_1]$, $\xi_r \in [b_1, +\infty)$, 并且

[0031] $\phi(u) = \phi_r(u) + \phi_l(u) \quad (9)$

[0032] $\phi_r(u) = \begin{cases} g'_r(\xi_r) & \text{if } u(t) \geq b_r \\ 0 & \text{if } u(t) < b_r \end{cases} \quad (10)$

[0033] $\phi_l(u) = \begin{cases} g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_r \\ 0 & \text{if } u(t) > b_r \end{cases} \quad (11)$

[0034] 2.2 由式(8)和式(9), 将式(4)改写为以下等效形式:

[0035] $\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = m(\mathbf{z}) + nu \\ y = z_1 \end{cases} \quad (12)$

[0036] 其中, $m(z) = f_1(z) + b_1 * \omega(u)$, $n = b_1 * \phi(u)$;

[0037] 步骤3, 计算控制系统跟踪误差, FC 误差变量及微分;

[0038] 3.1 定义控制系统的跟踪误差为

[0039] $e(t) = x_d - x \quad (13)$

[0040] 其中, x_d 为二阶可导期望轨迹;

[0041] 3.2 定义FC 误差变量为:

[0042] $s_1 = \frac{e(t)}{F_\phi(t) - \|e(t)\|} \quad (14)$

[0043] 其中,

[0044] $F_\phi(t) = \delta_0 \exp(a_0 t) + \delta_\infty \quad (15)$

其中, $\delta_0 \geq \delta_\infty > 0$, $\delta_\infty = \liminf_{t \rightarrow \infty} F_\phi(t)$, $|e(0)| < F_\phi(0)$

[0045] 3.3 对式(14)求导得

[0046] $\begin{aligned} \dot{s}_1 &= \frac{F_\phi \dot{e} - \dot{F}_\phi e}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2} \\ &= F_\phi \Phi_F \dot{e} - \dot{F}_\phi \Phi_F e \\ &= F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e \end{aligned} \quad (16)$

[0047] 其中, $\Phi_F = \frac{1}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2}$;

[0048] 步骤4, 基于带有未知死区的机械臂伺服系统模型, 根据李雅普诺夫函数和反演滑模理论, 选择神经网络逼近未知动态, 设计指定性能反演控制器, 更新神经网络权值矩阵;

[0049] 4.1计算李雅普诺夫函数 $V_1 = \frac{1}{2}s_1^2$ 的微分为

$$\begin{aligned} [0050] \dot{V}_1 &= s_1 \dot{s}_1 = s_1 [F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \\ &= s_1 [F_\phi \Phi_F (s_2 + \alpha_1 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \end{aligned} \quad (17)$$

[0051] 其中, $s_2 = z_2 - \alpha_1$;

[0052] 设置虚拟控制律 α_1 为

$$[0053] \alpha_1 = \dot{y}_d - \frac{k_1 s_1}{F_\phi \Phi_F} + \frac{\dot{F}_\phi e}{F_\phi} \quad (18)$$

[0054] 其中, k_1 为正常数;

[0055] 于是, 式 (17) 改写为

$$[0056] \dot{V}_1 = -k_1 s_1^2 + F_\phi \Phi_F s_1 s_2 \quad (19)$$

[0057] 4.2 定义误差变量

$$[0058] s_i = z_i - \alpha_{i-1}, i = 2, 3, 4. \quad (20)$$

[0059] 计算式 (18) 的一阶微分为

$$\begin{aligned} [0060] \dot{s}_i &= z_{i+1} - \dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, \\ \dot{s}_4 &= m(\mathbf{z}) + nu - \dot{\alpha}_3 \end{aligned} \quad (21)$$

[0061] 4.3 为了逼近不能直接得到的非线性不确定项 $\dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, 4$, 定义以下神经网络

$$\begin{aligned} H_1 &= \dot{\alpha}_1 = -W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \varepsilon_1 \\ H_2 &= \dot{\alpha}_2 = -W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \varepsilon_2 \\ H_3 &= -m + \dot{\alpha}_3 = -W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) - \varepsilon_3 \end{aligned} \quad (22)$$

[0062] 其中, W_j 为理想权重, $\mathbf{X}_j = [y_d^T, \dot{y}_d^T, \ddot{y}_d^T, s_j^T, s_{j+1}^T]^T \in R^5, j = 1, 2, 3$, $\phi(\mathbf{x})$ 通常被取为高斯函数, 表达式为

$$[0063] \phi(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{|x - c|^2}{2b^2}\right) \quad (23)$$

[0064] 其中, $c = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ 是高斯函数的核, b 是高斯函数的宽度, $0 < \phi(x) \leq 1$;

[0065] 4.4 设计李雅普诺夫函数 $V_i, i = 2, 3, 4$

$$[0066] V_i = \frac{1}{2}s_i + \frac{1}{2}\tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \tilde{W}_{i-1} \quad (24)$$

[0067] 其中, $\tilde{W}_{i-1} = W_{i-1} - \hat{W}_{i-1}$, \hat{W}_{i-1} 为理想权重 W_{i-1} 的估计值, K_{i-1} 是自适应增益矩阵;

[0068] 4.5 计算李雅普诺夫函数 V_i 的微分

[0069] $\dot{V}_i = s_i \dot{s}_i + \tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \dot{\tilde{W}}_{i-1}$ (25)

[0070] 将式(20)和式(21)代入式(25)得

[0071] $\dot{V}_2 = s_2 [s_3 + \alpha_2 + W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) + \varepsilon_1] - \tilde{W}_1^T K_1^T \dot{\tilde{W}}_1$ (26)

[0072] $\dot{V}_3 = s_3 [s_4 + \alpha_3 + W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) + \varepsilon_2] - \tilde{W}_2^T K_2^T \dot{\tilde{W}}_2$ (27)

[0073] 并且

[0074] $\begin{aligned} \dot{V}_4 &= s_4 [\alpha_4 + \dot{\alpha}_3 + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3 \\ &= s_3 [nu - W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3 \end{aligned}$ (28)

[0075] 4.6设计虚拟控制量为

[0076] $\alpha_2 = -k_2 s_2 - W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \hat{\mu}_1 - F_\phi \Phi_F s_1$ (29)

[0077] $\alpha_3 = -k_3 s_3 - W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \hat{\mu}_2 - s_2$ (30)

[0078] $u = -k_5 (s_4 + W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \hat{\mu}_3 + s_3)$ (31)

[0079] 其中, $\hat{\mu}_j, j=1,2,3$ 是 ε_j 的估计值, $k_1, 1=2, \dots, 5$ 为正常数并且 $k_5 \geq 1/n$;

[0080] 4.7设计神经网络权重 \tilde{W}_j 和自适应参数 $\hat{\mu}$ 的调节规律为

[0081] $\begin{aligned} \dot{\tilde{W}}_j &= K_j \phi_j(\mathbf{X}_j) s_{j+1} \\ \dot{\hat{\mu}}_j &= \nu_\mu s_j \end{aligned}$ (32)

[0082] 步骤5,设计李雅普诺夫函数

[0083] $V = V_1 + V_2 + V_3 + V_4$ (33)

[0084] 对式(33)进行求导得:

[0085] $\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$ (34)

[0086] 将式(19), (26)–(28)代入式(33),如果 $\dot{V} \leq 0$,则判定系统是稳定的。

[0087] 本发明基于输出限制,反演滑模和神经网络,设计机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,实现系统指定性能跟踪控制,保证系统在有限时间收敛。

[0088] 本发明的技术构思为:针对状态不可测,并且带有死区输入的机械臂伺服系统,利用微分中值定理优化死区结构,再结合反演滑模控制,FC方法和神经网络,设计一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法。通过微分中值定理,使死区连续可微,再通过神经网络逼近未知函数,取消了传统死区的附加补偿。并且利用FC方法设计新的虚拟误差设计反演滑模,实现系统指定性能控制。本发明提供一种能够改善滑模控制抖振问题,有效避免死区输入对系统的影响的指定性能反演控制方法实现系统的指定性能控制。

[0089] 本发明的优点为:避免死区附加补偿,允许系统存在未知参数,实现系统有指定性能控制,避免抖振。

附图说明

[0090] 图1为本发明的非线性死区的示意图;

- [0091] 图2为本发明的跟踪效果的示意图；
- [0092] 图3为本发明的跟踪误差的示意图；
- [0093] 图4为本发明的控制器输入的示意图；
- [0094] 图5为本发明的控制流程图。

具体实施方式

- [0095] 下面结合附图对本发明做进一步说明。
- [0096] 参照图1-图5,一种机械臂伺服系统的指定性能反演控制方法,包括以下步骤:
- [0097] 步骤1,建立机械臂伺服系统的动态模型,初始化系统状态、采样时间以及控制参数;
- [0098] 1.1机械臂伺服系统的动态模型表达形式为

$$\begin{cases} I\ddot{q} + K(q - \theta) + MgL\sin(q) = 0 \\ J\ddot{\theta} - K(q - \theta) = v(u) \end{cases} \quad (1)$$

[0100] 其中,q和θ分别为机械臂连杆和电机的角度;I为连杆的惯量;J是电机的惯量;K为弹簧刚度系数;M和L分别是连杆的质量和长度;u是控制信号;v为死区,表示为:

$$v(u) = \begin{cases} g_r(u) & \text{if } u \geq b_r \\ 0 & \text{if } b_l < u < b_r \\ g_l(u) & \text{if } u \leq b_l \end{cases} \quad (2)$$

[0102] 其中, $g_1(u)$, $g_r(u)$ 为未知非线性函数; b_l 和 b_r 为死区未知宽度参数,满足 $b_l < 0$, $b_r > 0$ 。

[0103] 为了便于设计,定义 $x_1 = q$, $x_2 = \dot{q} = \dot{x}_1$, $x_3 = \theta$, $x_4 = \dot{\theta} = \dot{x}_3$,式(1)改写为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = \frac{MgL}{I}\sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3) \\ \dot{x}_3 = x_4 \\ \dot{x}_4 = \frac{1}{J}v + \frac{K}{J}x_1 - x_3 \\ y = x_1 \end{cases} \quad (3)$$

[0105] 1.2定义变量 $z_1 = x_1$, $z_2 = x_2$, $z_3 = \frac{MgL}{I}\sin(x_1) - \frac{K}{I}(x_1 - x_3)$, $z_4 = x_2 - \frac{MgL}{I}\cos(x_1) - \frac{K}{I}(x_2 - x_4)$,

则式(3)改写成

$$\begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = f_1(\mathbf{z}) + b_1v(u) \\ y = z_1 \end{cases} \quad (4)$$

[0107] 其中, $\mathbf{z} = [z_1, z_2, z_3, z_4]^T$, $f_1(\mathbf{z}) = \frac{MgL}{I}\sin(z_1)\left(z_2^2 - \frac{K}{J}\right) - \left(\frac{MgL}{I}\cos(z_1) + \frac{K}{J} + \frac{K}{I}\right)z_3$, $b_1 = \frac{K}{IJ}$

[0108] 步骤2,根据微分中值定理,将系统中的非线性输入死区线性近似为一个简单的时变系统,推导出带有未知死区的机械臂伺服系统模型;

[0109] 2.1根据微分中值定理,存在 $\xi_1 \in (-\infty, b_l)$ 和 $\xi_r \in (b_r, +\infty)$ 使

$$[0110] g_l(u) = g'_l(\xi_l)(u - b_l) \quad \forall u \in (-\infty, b_r] \quad (5)$$

[0111] 其中 $\xi'_l \in (-\infty, b_l]$;

$$[0112] g_r(u) = g'_r(\xi_r)(u - b_r) \quad \forall u \in [b_l, +\infty) \quad (6)$$

[0113] 其中 $\xi'_r \in [b_l, +\infty)$;

[0114] 根据式(5)和式(6),将式(2)改写为

$$[0115] v(u) = \varphi(u)u + \omega(u) \quad \forall t \geq 0 \quad (7)$$

[0116] 其中, $|\omega(u)| \leq \omega_N$, ω_N 是未知正常数,满足 $\omega_N = (g_{r1} + g_{l1}) \max \{b_r, b_l\}$

$$[0117] \omega(u) = \begin{cases} -g'_r(\xi_r)b_r & \text{if } u(t) \geq b_r \\ -[g'_l(\xi_l) + g'_r(\xi_r)]u(t) & \text{if } b_l < u(t) < b_r \\ -g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_l \end{cases} \quad (8)$$

[0118] 其中, $\xi_1 \in (-\infty, b_l]$, $\xi_r \in [b_l, +\infty)$,并且

$$[0119] \varphi(u) = \varphi_r(u) + \varphi_l(u) \quad (9)$$

$$[0120] \varphi_r(u) = \begin{cases} g'_r(\xi_r) & \text{if } u(t) \geq b_r \\ 0 & \text{if } u(t) < b_r \end{cases} \quad (10)$$

$$[0121] \varphi_l(u) = \begin{cases} g'_l(\xi_l) & \text{if } u(t) \leq b_l \\ 0 & \text{if } u(t) > b_l \end{cases} \quad (11)$$

[0122] 2.2由式(8)和式(9),将式(4)改写为以下等效形式:

$$[0123] \begin{cases} \dot{z}_1 = z_2 \\ \dot{z}_2 = z_3 \\ \dot{z}_3 = z_4 \\ \dot{z}_4 = m(z) + nu \\ y = z_1 \end{cases} \quad (12)$$

[0124] 其中, $m(z) = f_1(z) + b_l * \omega(u)$, $n = b_l * \varphi(u)$;

[0125] 步骤3,计算控制系统跟踪误差,FC误差变量及微分;

[0126] 3.1定义控制系统的跟踪误差为

$$[0127] e(t) = x_d - x \quad (13)$$

[0128] 其中, x_d 为二阶可导期望轨迹;

[0129] 3.2定义FC误差变量为:

$$[0130] s_1 = \frac{e(t)}{F_\phi(t) - \|e(t)\|} \quad (14)$$

[0131] 其中,

$$[0132] F_\phi(t) = \delta_0 \exp(a_0 t) + \delta_\infty \quad (15)$$

[0133] 其中, $\delta_0 \geq \delta_\infty > 0$, $\delta_\infty = \lim_{t \rightarrow \infty} [\inf F_\phi(t)]$, $|e(0)| < F_\phi(0)$

[0134] 3.3对式(14)求导得

$$\begin{aligned} [0135] \dot{s}_1 &= \frac{F_\phi \dot{e} - \dot{F}_\phi e}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2} \\ &= F_\phi \Phi_F \dot{e} - \dot{F}_\phi \Phi_F e \\ &= F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e \end{aligned} \quad (16)$$

$$[0136] \text{其中, } \Phi_F = \frac{1}{(F_\phi(t) - \|e(t)\|)^2};$$

[0137] 步骤4, 基于带有未知死区的机械臂伺服系统模型, 根据李雅普诺夫函数和反演滑模理论, 选择神经网络逼近未知动态, 设计指定性能反演控制器, 更新神经网络权值矩阵;

[0138] 4.1计算李雅普诺夫函数 $V_1 = \frac{1}{2}s_1^2$ 的微分为

$$\begin{aligned} [0139] \dot{V}_1 &= s_1 \dot{s}_1 = s_1 [F_\phi \Phi_F (z_2 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \\ &= s_1 [F_\phi \Phi_F (s_2 + \alpha_1 - \dot{y}_d) - \dot{F}_\phi \Phi_F e] \end{aligned} \quad (17)$$

[0140] 其中, $s_2 = z_2 - \alpha_1$;

[0141] 设置虚拟控制律 α_1 为

$$[0142] \alpha_1 = \dot{y}_d - \frac{k_1 s_1}{F_\phi \Phi_F} + \frac{\dot{F}_\phi e}{F_\phi} \quad (18)$$

[0143] 其中, k_1 为正常数;

[0144] 于是, 式(17)改写为

$$[0145] \dot{V}_1 = -k_1 s_1^2 + F_\phi \Phi_F s_1 s_2 \quad (19)$$

[0146] 4.2 定义误差变量

$$[0147] s_i = z_i - \alpha_{i-1}, i = 2, 3, 4. \quad (20)$$

[0148] 计算式(18)的一阶微分为

$$\begin{aligned} [0149] \dot{s}_i &= z_{i+1} - \dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, \\ \dot{s}_4 &= m(\mathbf{z}) + nu - \dot{\alpha}_3 \end{aligned} \quad (21)$$

[0150] 4.3为了逼近不能直接得到的非线性不确定项 $\dot{\alpha}_{i-1}, i = 2, 3, 4$, 定义以下神经网络

$$\begin{aligned} [0151] H_1 &= \dot{\alpha}_1 = -W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \varepsilon_1 \\ H_2 &= \dot{\alpha}_2 = -W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \varepsilon_2 \\ H_3 &= \dot{\alpha}_3 = -W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) - \varepsilon_3 \end{aligned} \quad (22)$$

[0152] 其中, W_j 为理想权重, $\mathbf{X}_j = [y_d^T, \dot{y}_d^T, \ddot{y}_d^T, s_j^T, s_{j+1}^T]^T \in R^5$, $j = 1, 2, 3$, $\phi(\mathbf{x})$ 通常被取为高斯函数, 表达式为

[0153] $\phi(\mathbf{X}) = \exp\left(-\frac{|x-c|^2}{2b^2}\right)$ (23)

[0154] 其中, $c = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ 是高斯函数的核, b 是高斯函数的宽度, $0 < \phi(x) \leq 1$;

[0155] 4.4 设计李雅普诺夫函数 $V_i, i=2,3,4$

[0156] $V_i = \frac{1}{2}s_i + \frac{1}{2}\tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \tilde{W}_{i-1}$ (24)

[0157] 其中, $\tilde{W}_{i-1} = W_{i-1} - \hat{W}_{i-1}$, \hat{W}_{i-1} 为理想权重 W_{i-1} 的估计值, K_{i-1} 是自适应增益矩阵;

[0158] 4.5 计算李雅普诺夫函数 V_i 的微分

[0159] $\dot{V}_i = s_i \dot{s}_i + \tilde{W}_{i-1}^T K_{i-1}^T \dot{\tilde{W}}_{i-1}$ (25)

[0160] 将式 (20) 和式 (21) 代入式 (25) 得

[0161] $\dot{V}_2 = s_2[s_3 + \alpha_2 + W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) + \varepsilon_1] - \tilde{W}_1^T K_1^T \dot{\tilde{W}}_1$ (26)

[0162] $\dot{V}_3 = s_3[s_4 + \alpha_3 + W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) + \varepsilon_2] - \tilde{W}_2^T K_2^T \dot{\tilde{W}}_2$ (27)

[0163] 并且

[0164] $\dot{V}_4 = s_3[z_4 - \dot{\alpha}_3 + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3$
 $= s_3[nu - W_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \varepsilon_3] - \tilde{W}_3^T K_3^T \dot{\tilde{W}}_3$ (28)

[0165] 4.6 设计虚拟控制量为

[0166] $\alpha_2 = -k_2 s_2 - W_1^T \phi_1(\mathbf{X}_1) - \hat{\mu}_1 - F_\phi \Phi_F s_1$ (29)

[0167] $\alpha_3 = -k_3 s_3 - W_2^T \phi_2(\mathbf{X}_2) - \hat{\mu}_2 - s_2$ (30)

[0168] $u = -k_5(k_4 s_4 + \tilde{W}_3^T \phi_3(\mathbf{X}_3) + \hat{\mu}_3 + s_3)$ (31)

[0169] 其中, $\hat{\mu}_j, j=1,2,3$ 是 ε_j 的估计值, $k_1, l=2, \dots, 5$ 为正常数并且 $k_5 \geq 1/n$;

[0170] 4.7 设计神经网络权重 \hat{W}_j 和自适应参数 $\hat{\mu}_j$ 的调节规律为

[0171] $\dot{\hat{W}}_j = K_j \phi_j(\mathbf{X}_j) s_{j+1}$
 $\dot{\hat{\mu}}_j = \nu_\mu s_j$ (32)

[0172] 步骤5, 设计李雅普诺夫函数

[0173] $V = V_1 + V_2 + V_3 + V_4$ (33)

[0174] 对式 (33) 进行求导得:

[0175] $\dot{V} = \dot{V}_1 + \dot{V}_2 + \dot{V}_3 + \dot{V}_4$ (34)

[0176] 将式 (19), (26) – (28) 代入式 (34), 如果 $\dot{V} \leq 0$, 则判定系统是稳定的。

[0177] 为验证所提方法的有效性, 本发明给出了反演控制 (BC) 方法和指定性能反演控制 (BFC) 方法的对比:

[0178] 为了更有效的进行对比, 所有控制信号参数都是一致的, $x_1(0) = 0, x_2(0) = 0, K = 0.1, a = 2, b = 10, c = 1, d = -1, \delta_0 = 1, \delta_\infty = 0.2, a_0 = 0.3, k_1 = 5, k_2 = 5, k_3 = 10, k_4 = 0.5, M_g l$

=5,I=1,J=1,K=40,I=1。并且,死区为:

$$[0179] \quad v(u(t)) = \begin{cases} (1 - 0.3 \sin(u))(u - 0.8), & u > 0.8 \\ 0, & -0.5 < u < 0.8 \\ (0.8 - 0.2 \cos(u))(u + 0.5), & u \leq -0.5 \end{cases} \quad (28)$$

[0180] 跟踪 $y_d = 0.5(\sin(t) + \sin(0.5t))$ 的信号,由图2可以看出,指定性能反演控制(BFC)的方法跟踪效果比反演控制(BC)的方法更好;从图3可以看出,BFC方法的跟踪稳态误差超调都比BC小。从图4可以看出,控制器信号都能收敛并且在大约3秒内达到稳定,抖振也比较小。因此,本发明提供一种能够改善滑模控制抖振问题,有效避免死区输入对系统的影响的指定性能反演控制方法,实现系统的指定性能控制。

[0181] 以上阐述的是本发明给出的一个实施例表现出的优良优化效果,显然本发明不只是限于上述实施例,在不偏离本发明基本精神及不出本发明实质内容所涉及范围的前提下对其可作种种变形加以实施。

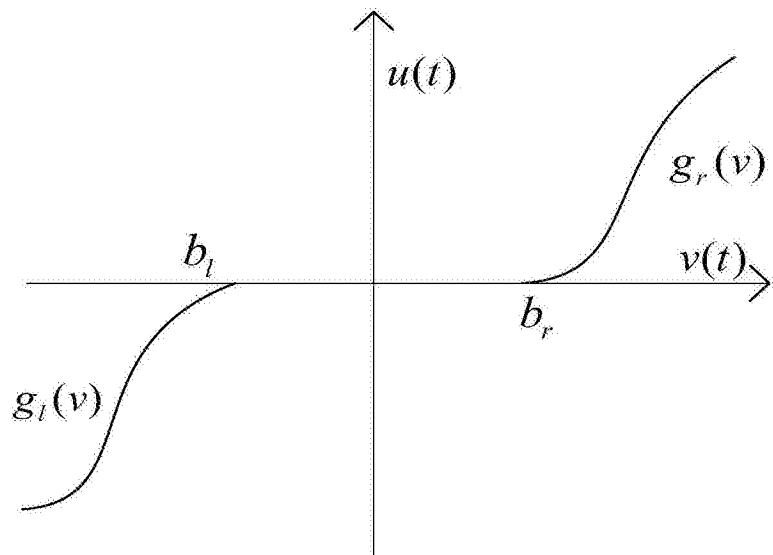


图1

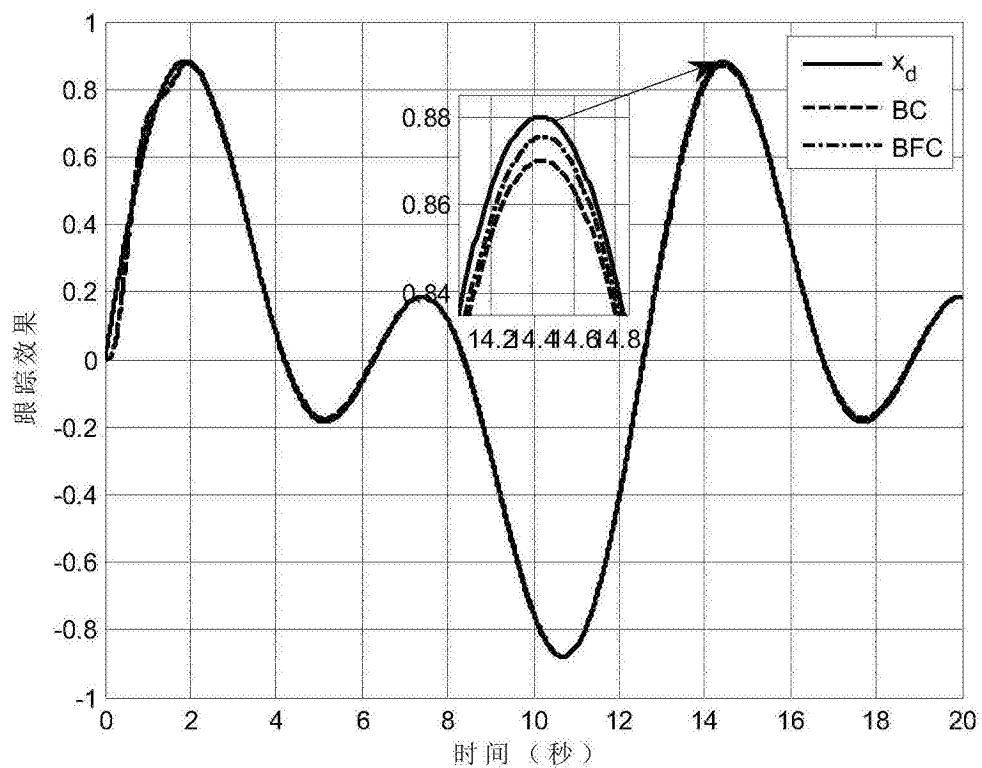


图2

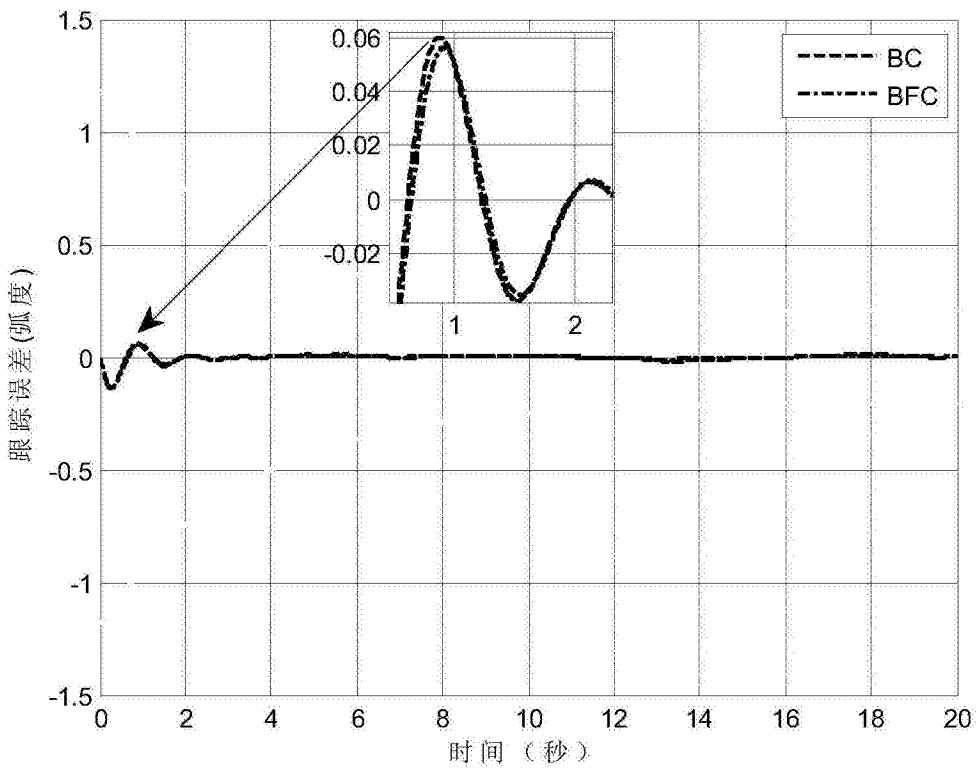


图3

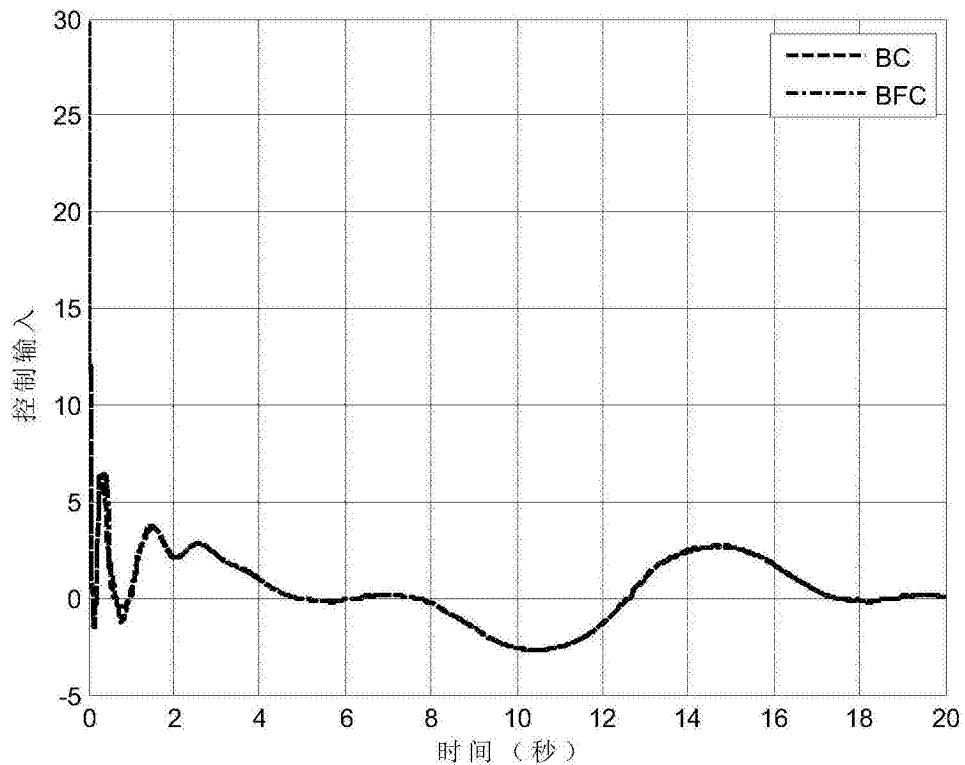


图4

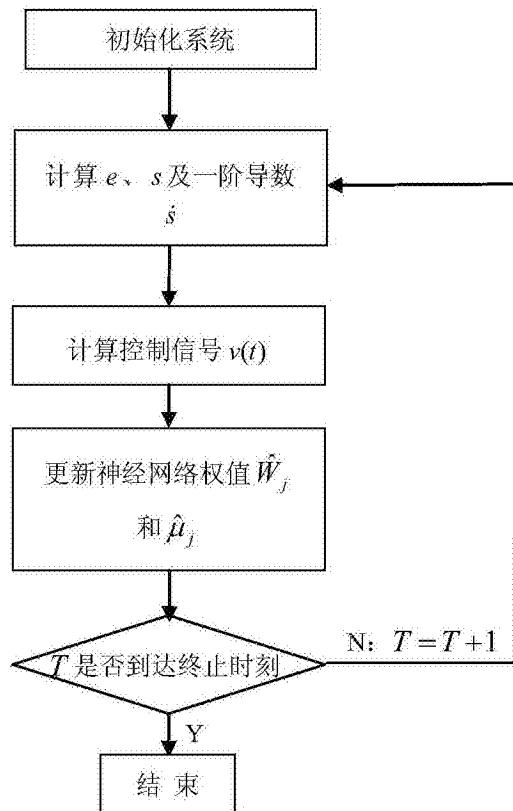


图5