

执行器带未知不对称死区的一类仿射非线性系统的神经网络自适应控制器的设计

罗艳红^{1,2}, 张化光^{1,2}, 张庆灵³

(1. 流程工业综合自动化教育部重点实验室, 辽宁沈阳 110004; 2. 东北大学信息科学与工程学院, 辽宁沈阳 110004;
3. 东北大学系统科学研究所, 辽宁沈阳 110004)

摘 要: 本文针对一类执行器带未知死区的仿射非线性系统, 提出了一种新型的神经网络自适应控制器的设计方法, 该方法首先引入一个神经网络来估计对象的部分未知非线性动态行为, 再基于隐函数定理构造另一个静态神经网络作为新型补偿器以补偿执行器的未知不对称的死区非线性. 本文利用 Lyapunov 理论在给出光滑的控制律的同时严格证明了整个闭环系统的跟踪误差以及各个神经网络权参数的一致最终有界性, 而且通过调节设计参数可以使系统的跟踪误差收敛到零附近的一个小邻域内. 本文提出的控制方案可以保证对象在线稳定地跟踪任何光滑的目标轨迹, 仿真研究表明了此控制方案的可行性和有效性.

关键词: 死区; 补偿器; Lyapunov 理论; 一致最终有界

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 11-2113-07

Neural Network Adaptive Controller Design for a Class of Affine Nonlinear System with Unknown Nonsymmetric Actuator Dead-Zone

LUO Yan-hong^{1,2}, ZHANG Hua-guang^{1,2}, ZHANG Qin-ling³

(1. Key Laboratory of Integrated Automation for the Process Industry, Ministry of Education, Shenyang, Liaoning 110004, China;
2. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110004, China;
3. Institute of Systems Science, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110004, China)

Abstract: This paper proposes a novel neural network controller design scheme for a class of affine nonlinear system with unknown actuator dead-zone. First a neural network is introduced to estimate the partial unknown nonlinear dynamic, and then another static network is constructed as a novel compensator to overcome the unknown nonsymmetric dead-zone behavior of the actuator based on the implicit function theorem. Lyapunov theory is used to present the smooth control law and prove the uniform ultimate boundedness of the close-loop tracking error and the networks weights. Furthermore, the tracking error is able to converge to a small neighborhood around zero by adjusting the design parameters. The control scheme proposed in this paper is able to track any smooth desired trajectory steadily on line, and numerical simulation shows its effectiveness and feasibility.

Key words: dead-zone; compensator; Lyapunov theory; uniform ultimate boundedness

1 引言

在实际的控制系统运用中, 死区、饱和、迟滞是一些最常见的执行器非线性特性. 其中由于死区能够严重影响系统的性能, 故而引起控制领域研究者的极大兴趣, 出现了一些研究成果^[1~4]. 为了克服执行器死区的问题, 文献[1]针对带有不可测死区输出的线性系统研究了连续的自适应死区逆, 文献[2]针对线性系统研究了不对称死区补偿设计方法, 文献[3]针对满足匹配条件的参考模型, 给出了自适应死区逆控制方案. 上述的大

多数死区控制方案都是采用构造死区逆的方法, 由于死区逆是不连续的, 这就给死区的控制增加了复杂性. 文献[4]提出了利用光滑函数逼近死区逆和反向递推设计实现输出反馈自适应控制, 但是这种方法仍然存在过参数的问题. 文献[5]提出了一种新型的执行器饱和补偿方案, 不过其要求对象的动态行为是预先可估计的, 这在实际中受到了较大的限制, 而且其没有讨论补偿器的存在条件. 因此, 本文基于隐函数定理提出了一种针对未知不对称死区的新型补偿器, 其无需构造死区逆, 而是利用一个静态神经网络补偿执行器的死区非线性, 并

收稿日期: 2007-07-14; 修回日期: 2008-08-13

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60534010, 60572070, 60774048, 60728307); 长江学者和创新团队发展计划 (No. 60521003); 高校博士点基金 (No. 20070145015); 高等学校学科创新引智计划 (No. B08015); 国家高技术研究发展专项 (No. 2006AA04Z183)

在给出光滑的控制律的同时严格证明了整个闭环系统跟踪误差及神经网络权参数的一致最终有界性。

神经网络由于其万能逼近性和学习能力受到众多研究者的青睐^[6-8],通常被用于估计未知的非线性函数或进行系统的反馈线性化。然而,神经网络的重构误差是不可避免的,很多文献里把这种重构误差当作具有已知界值的扰动来处理,本文中我们在线估计这个误差项,并且引入一个与此估计值相关的在线更新的鲁棒项来减小重构误差对系统性能的破坏。因此,本文提出的控制方案不需要预先离线估计误差的界值。

总而言之,本文的主要工作如下:

(1) 基于隐函数定理,给出了利用静态神经网络构造新型死区补偿器的充分条件。

(2) 在线估计神经网络的重构误差和系统扰动的上界,无需预先已知或离线估计其界值,并且根据这个估计值引入一个在线更新的鲁棒项来减小重构误差和系统扰动对系统性能的破坏。

(3) 引入另一个神经网络在线估计对象的部分未知非线性动态行为,同时给出了闭环系统跟踪误差及神经网络权参数的一致最终有界性,严格证明了系统的跟踪误差将收敛到零附近一个半径可调的小邻域内。

(4) 为了获得光滑的控制律,避免出现符号函数以致引起抖颤,在控制器鲁棒项的设计过程中引入了不等式 $0 < |x| - x \tanh(x/\sigma) < 0.2785\sigma$, 对于 $\sigma > 0, x \in \mathbb{R}$ 。

2 问题描述和预备知识

下面的符号和定义将在全文通用:令 \mathbb{R} 表示实数, \mathbb{R}^n 代表 n 维实向量, $\mathbb{R}^{n \times m}$ 代表 $n \times m$ 维实矩阵, $\|\cdot\|$ 对于向量代表向量的欧几里德范数,对于标量表示其绝对值,对于矩阵表示其 F 范数, F 范数定义为 $\|Y\| = \sqrt{\text{tr}\{Y^T Y\}}$, 其中 $\text{tr}\{\cdot\}$ 表示矩阵的迹。

2.1 问题描述

本文考虑如下非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dots \\ \dot{x}_n = f(x) + v + d \\ v = D(u) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $x \in \mathbb{R}^n$ 为系统的状态变量, $y \in \mathbb{R}$ 为系统输出, 连续函数 $f(x) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 为系统的未知的非线性函数, d 为未知扰动满足 $\|d\| \leq d_m$, 其中 d_m 为未知的常数. $u \in \mathbb{R}$ 为带未知不对称死区的执行器的输入, v 是执行器的输出, 执行器的死区非线性给定如下:

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

其中 $b_l \leq 0$ 和 $b_r \geq 0$ 分别为死区的下界和上界, 如下图所示, $g_l(u)$ 和 $g_r(u)$ 分别为死区之外的左右两个未知的连续函数。

定义目标轨迹 $x_d(t)$

为 $x_d(t) = [y_d, \dot{y}_d, \dots, y_d^{(n-1)}]^T$. 这里假设目标轨迹 $x_d(t)$ 是光滑有界的。

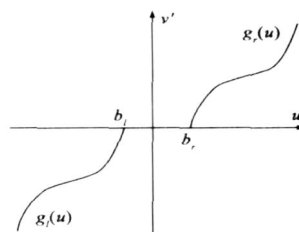


图1 未知不对称死区模型

2.2 预备知识

根据神经网络的万能逼近性, 如果神经网络被用于近似逼近非线性函数 $f(X)$, 则有

$$f(X) = W^{*T} (V^{*T} X) + \epsilon \quad (3)$$

其中, V^* 为输入层与隐层之间的理想权矩阵, W^* 为隐层与输出层之间的理想权矩阵, ϵ 为网络重构误差. 考虑到阈值作用, 激活函数选为 $\sigma(V^{*T} X) = [1 - \exp(-V^{*T} X)]^{-1}$

$$\sigma^{l+1}, [\sigma^-(z)]_i = \frac{1}{1 + \exp(-z)}, i = 1, \dots, l, l \text{ 为隐层节点数.}$$

假设实际的前馈神经网络的输入层与隐层之间的权矩阵为 V , 隐层与输出层之间的权矩阵为 W , 而隐层节点数同样设定为 l , 则三层前馈神经网络的输出可以表示为:

$$f_m(X, V, W) = W^T (\sigma^T(V^T X)) \quad (4)$$

其中, 同样考虑阈值作用, 有 $\sigma(V^T X) = [1 - \exp(-V^T X)]^{-1}$

$$\sigma^{l+1}, [\sigma^-(z)]_i = \frac{1}{1 + \exp(-z)}, i = 1, \dots, l.$$

引理 1^[7] 对于三层前馈神经网络, 如果其两个权矩阵同时调节, 则其近似估计误差可以表示为

$$f_m(X, V, W) - f(X) = \bar{W}^T (\sigma^-(V^T X)) + W^T \tilde{V}^T X + \epsilon \quad (5)$$

其中, $\bar{W} = W - W^*$, $\tilde{V} = V - V^*$, $\sigma^-(z) = \sigma(z) - \sigma(V^{*T} X)$, 分别为 $(V^T X)$, $(\partial \sigma(z) / \partial z)|_{z=V^{*T} X}$ 的简写. $\epsilon = \bar{W}^T V^{*T} X - W^{*T} \sigma(V^{*T} X) - \epsilon$, ϵ 代表 $(V^{*T} X)$ 在 $V^T X$ 进行泰勒展开时的高阶项。

引理 2^[7] 如果三层前馈神经网络设定如(4), 且引理 1 成立, 则下面的不等式成立

$$\|\bar{W}\| + \|\tilde{V}\| \leq p \quad (6)$$

其中, p 是未知的常数, $p = 1 + \|X\| + \|V\| \|X\| + \|W\| \|X\|$.

引理 3^[8] $\| -2 \text{tr}\{\tilde{W}^T \tilde{V}\} - \|\tilde{W}\|^2 + \|\tilde{V}\|^2$, 其中 $\tilde{W} = W - W^*$, \tilde{V} 和 \tilde{W} 为具有相同维数的向量或矩阵, α 为任意常数。

3 自适应控制器设计

3.1 自适应控制器的形式

定义系统的状态跟踪误差向量 $e(t) \in \mathbb{R}^n$ 为:

$$e(t) = x(t) - x_d(t) \quad (7)$$

则可以定义滤波跟踪误差 $r(t)$ R 为:

$$r(t) = [K^T 1]e(t) \quad (8)$$

其中 $K = [k_{n-1}, k_{n-2}, \dots, k_1]^T$ 为选择的合适参数使得当 r 趋于零时误差 e 指数趋于零. 因此, 滤波跟踪误差的导数为

$$\dot{r}(t) = f(x) + v + d + Y_d \quad (9)$$

其中 $Y_d = -\dot{y}_d^{(n)} + \sum_{i=1}^{n-1} k_{i-1} e_{i+1}$ 为目标轨迹和跟踪误差的已知函数.

由于执行器未知死区是连续的, 我们假设其能够通过一个光滑的函数来重构, 即

$$v = D(u) + s \quad (10)$$

其中, 函数 $D(u)$ 是光滑的, 用于表示对执行器未知死区的近似, s 为重构误差满足 $|s| \leq sm$.

因而有

$$v = bu + (D(u) + s - bu) = bu + (\hat{u}) + s \quad (11)$$

其中 $(\hat{u}) = D(u) - bu$ 为未知函数可用神经网络近似逼近, b 为设计者根据后面的引理 4 给定的正常数.

如果我们设计

$$u = \frac{1}{b} (u_c - u + u_r) \quad (12)$$

其中 u_c 为用于镇定对象的线性化动态行为的控制输入项, u 为利用神经网络构造的死区补偿项, u_r 为鲁棒项. 把(12)代入式(11)可得

$$v = u_c + (\hat{u}) - u + u_r + s \quad (13)$$

所以如果 u 能够完全抵消 (\hat{u}) 的影响, 鲁棒项 u_r 完全抵消重构误差 s , 扰动 $d=0$, 则 $v = u_c$.

因此, 根据式(9)和(13)可得由滤波跟踪误差表示的系统动态方程为:

$$\dot{r}(t) = f(x) + u_c - u + u_r + s + d + Y_d \quad (14)$$

由于非线性函数 $f(x)$ 未知, 因此我们首先给出能够镇定对象的线性化动态行为的控制输入项为

$$u_c = -\hat{f} - Y_d - K_v r \quad (15)$$

其中, \hat{f} 为非线性函数 $f(x)$ 的神经网络近似输出, 其具体形式由下面一节给出.

3.2 对象的部分非线性动态行为的估计

针对被控系统的未知非线性函数 $f(x)$, 我们可以通过一个简单的神经网络 $NN1$ 来估计, 假设这个网络 $NN1$ 的隐层与输入层之间的权值随机给定后不再调节^[5], 隐层与输出层之间的权值根据后面给出的修正律进行调节, 则有:

$$f(x) = W_1^{*T} (V_1^T X_1) + \hat{e}_1 \quad (16)$$

其中, V_1 为输入层与隐层之间的权矩阵, W_1^* 为隐层与输出层之间的理想权矩阵, \hat{e}_1 为网络重构误差满足 $|\hat{e}_1| \leq 1_m$. 激活函数为 $\sigma_1(z) = [1 - 1(z)]^T R^{l+1}, [1 - 1(z)]_i$

$$= \frac{1}{1 + e^{-z_i}}, i = 1, \dots, l, l \text{ 为隐层节点数.}$$

而实际的 $NN1$ 的输出为

$$\hat{f} = W_1^T (V_1^T X_1) \quad (17)$$

其中, $X_1 = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n \ 1]^T \in R^{n+1}$.

因此神经网络 $NN1$ 的估计误差可以表示为

$$\hat{f} - f(x) = \bar{W}_1^T (V_1^T X_1) \quad (18)$$

其中, \bar{e}_1 为重构误差, $\bar{W}_1 = W_1 - W_1^*$ 为神经网络权值估计误差.

3.3 针对执行器死区的补偿器设计

上节控制器设计中我们希望利用 u 来抵消死区的影响, 即通过神经网络来获得 u 以抵消 (\hat{u}) . 由于神经网络输入为 $u (= \frac{u_c - u + u_r}{b})$, 输出为 u , 如下图所示, 我们得到的是一个递归网络. 由于递归网络要求在每个时刻解决不动点的问题, 增加了计算的负担, 为此, 我们给出了引理 4 以保证用一个静态网络也能补偿执行器的死区非线性.

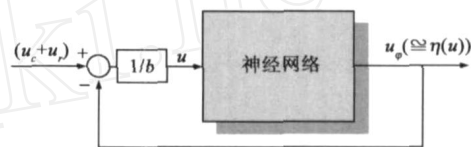


图2 递归神经网络

引理 4 如果

$$0 < \frac{\partial D}{\partial u} < 2b \quad (19)$$

则存在唯一的 u^* 满足

$$h(u_c, u_r, u^*) \triangleq \left(\frac{u_c - u^* + u_r}{b} \right) - u^* = 0 \quad (20)$$

证明: 首先证明解的存在性. 解存在的充分条件是映射 (\cdot) 是一个压缩映射, 即下面的不等式成立:

$$\left| \frac{\partial}{\partial u^*} \right| < 1 \quad (21)$$

上式展开为

$$\left| \frac{\partial}{\partial u^*} \right| = \left| \frac{\partial(D - bu^*)}{\partial u^*} \cdot \frac{\partial u^*}{\partial u^*} \right| = \left| \left(\frac{\partial D}{\partial u^*} - b \right) \cdot \left(-\frac{1}{b} \right) \right| = \left| 1 - \frac{1}{b} \frac{\partial D}{\partial u^*} \right| < 1 \quad (22)$$

从中可以看出, 当条件(19)满足时, 上式成立.

其次, 证明函数 $h(\cdot)$ 在 u^* 附近是非奇异的. 这就需要下式不等于零:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial u} h(u_c, u_r, u) \Big|_{u=u^*} &= \frac{\partial}{\partial u} \left(\frac{u_c - u}{b} + u_r \right) \Big|_{u=u^*} \\ &= \frac{\partial}{\partial u} (D(u) - bu) \cdot \frac{\partial u}{\partial u} \Big|_{u=u^*} - 1 \\ &= \left(\frac{\partial D}{\partial u} \right) \Big|_{u=u^*} - b \cdot \left(-\frac{1}{b} - 1 \right) \end{aligned}$$

$$= - \frac{1}{b} \frac{\partial}{\partial u} D(u) \Big|_{u=u^*} \quad (23)$$

因此如果条件(19)满足,则得到 $h(\cdot)$ 在 u^* 附近是非奇异的结论. 综上所述,如果式(19)成立,则根据隐函数定理,存在唯一的 u^* 满足式(20). 因此引理 4 保证了我们可以用静态的 NN 代替 RNN 来近似 u^* , 这就使得控制器避免了解决每个时刻的不动点问题.

下面我们利用静态的神经网络 NN2 来近似 u^* , 根据神经网络函数近似理论,可知 u^* 能够表示如下:

$$u^* = W_2^{*T} X_2 + u_c \quad (24)$$

实际的 NN2 的输出为

$$u = W_2^T X_2 + u_c \quad (25)$$

其中,神经网络输入取为 $X_2 = [u_c \quad r \quad 1 \quad 3 \quad (|V_2| + |W_2|) \quad 1] J^T R^5$, X_2 中的第二项到第四项由后面 u_r 的表达式决定.

根据引理 1,神经网络近似误差可以表示为

$$u - u^* = \bar{W}_2^T X_2 + \tilde{V}_2^T X_2 + \tilde{u}_c(t) \quad (26)$$

其中, $\tilde{u}_c(t) = \bar{W}_2^T X_2 + \tilde{V}_2^T X_2 - W_2^{*T} X_2 - u_c^*$, $\bar{W}_2 = W_2 - W_2^*$, $\tilde{V}_2 = V_2 - V_2^*$ 为神经网络权值估计误差.

根据引理 2 可以进一步得到

$$|\tilde{u}_c| \leq p_2 \quad (27)$$

其中, p_2 是未知的常数, $p_2 = 1 + |X_2| + |V_2| + |W_2| + |X_2|$.

3.4 权值调节律与稳定性分析

根据(14) (15) (26),系统的误差动态方程可以表示为

$$\begin{aligned} \dot{r} &= -K_r r - \tilde{f} + (-u) + u_r + s + d \\ &= -K_r r - \bar{W}_1^T X_1 + 1 - [\bar{W}_2^T X_2 - 2V_2^T X_2 \\ &\quad + W_2^T \tilde{V}_2^T X_2 + \tilde{u}_c(t)] + u_r + s + d \end{aligned} \quad (28)$$

由上面分析可得到整个系统的结构示意图如图 3 所示.

为了设计的控制器能够保证整个系统的跟踪性能,我们利用 Lyapunov 理论对整个闭环系统的动态进行分析,并给出了神经网络权参数的在线调节律.

定理 1 对于系统,如果控制器 u_c 设计为(15),死区补偿器为(25),系统的鲁棒项设计为

$$u_r = -p_2 \tanh(rp_2/\rho_1) \quad (29)$$

$$s = p_2 \tanh(rp_2/\rho_1) - K_3 s \quad (30)$$

NN 权值调节律为

$$\dot{W}_1 = -w_1 r X_1 - w_1 K_{W_1} W_1 \quad (31)$$

$$\dot{V}_2 = -v_2 r X_2 W_2^T - v_2 K_{V_2} V_2,$$

$$\dot{W}_2 = -w_2 r (X_2 - 2V_2^T X_2) - w_2 K_{W_2} W_2 \quad (32)$$

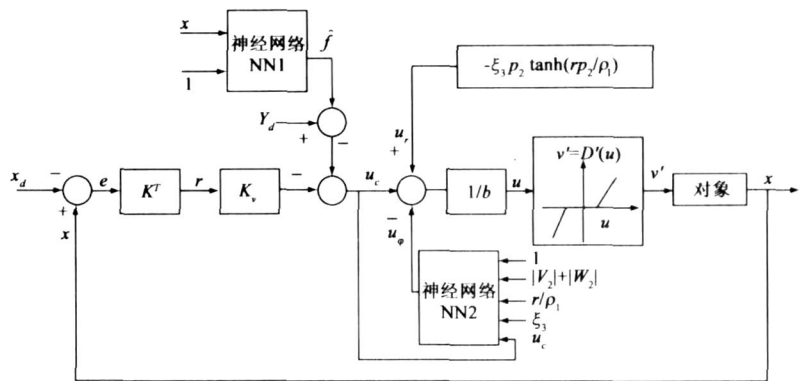


图3 系统的结构示意图

其中, $w_1, v_1, w_2, p_2, K_{W_1}, K_{V_1}, K_{W_2}, K_3$ 为设计者给定的正常数.

则只要选择初始紧集^[9]为

$$\Omega_0 = \{ x(0), x_d(0), W_1(0), V_2(0), W_2(0), s(0) \}$$

$x(0), W_1(0), V_2(0), W_2(0), s(0)$ 为有限值,

$$x_d(0) = d \quad (33)$$

那么闭环系统的状态和神经网络的权参数将保留在紧集

$$\begin{aligned} \Omega &= \{ x(t), W_1(t), V_2(t), W_2(t), s(t) \} \\ |x(t)| &\leq \bar{\mu} + \max_{t \in [0, T]} \{ |x_d(t)| \}, |W_1| \leq \sqrt{w_1} \mu + |W_1^*|, \\ |V_2| &\leq \sqrt{v_2} \mu + |V_2^*|, |W_2| \leq \sqrt{w_2} \mu + |W_2^*|, \\ |s| &\leq \sqrt{s_3} \mu + |s^*|, x_d(t) = d \end{aligned} \quad (34)$$

并且跟踪误差和神经网络的权值估计误差最终收敛到紧集

$$\begin{aligned} \Omega &= \{ x(t), W_1(t), V_2(t), W_2(t), s(t) \} \\ \lim_{t \rightarrow \infty} |e(t)| &= \bar{\mu}^*, \lim_{t \rightarrow \infty} |W_1| = \sqrt{w_1} \mu^*, \lim_{t \rightarrow \infty} |V_2| = \sqrt{v_2} \mu^*, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} |W_2| &= \sqrt{w_2} \mu^*, \lim_{t \rightarrow \infty} |s| = \sqrt{s_3} \mu^* \end{aligned} \quad (35)$$

$$\text{其中, } \bar{\mu} = c_0(1 + |K|) |x_d(0)| + [1 + \frac{(1 + |K|) c_0}{k}] \sqrt{\mu},$$

$$\bar{\mu}^* = c_0(1 + |K|) |x_d(0)| + [1 + \frac{(1 + |K|) c_0}{k}] \sqrt{\mu^*},$$

$$\mu = 2L(0) + 2 \rho_1^{-1}, \mu^* = 2 \rho_1^{-1}.$$

通过适当地选择控制器增益和设计参数,系统的跟踪误差和 NN 权值估计误差的收敛域半径可以调节到充分小.

证明 设计 Lyapunov 函数为:

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2} r^2 + \frac{1}{2 w_1} |\bar{W}_1|^2 + \frac{1}{2 v_2} |\tilde{V}_2|^2 + \frac{1}{2 w_2} |\bar{W}_2|^2 \\ &\quad + \frac{1}{2 s_3} |\tilde{s}|^2 \end{aligned} \quad (36)$$

对上式求导并代入(27)(28)得

$$\begin{aligned} \dot{L} = & r\{ -K_r r - \bar{W}_1^T [1 + 1 - l \bar{W}_2^T (2 - 2V_2^T X_2)] \\ & + W_2^T \tilde{V}_2^T X_2 + \tilde{v}_2(t) \} + u_r + s + d \} + \frac{1}{w_1} \bar{W}_1^T \dot{\bar{W}}_1 \\ & + \frac{1}{v_2} \text{tr} \{ \tilde{V}_2^T \dot{\tilde{V}}_2 \} + \frac{1}{w_2} \bar{W}_2^T \dot{\bar{W}}_2 + \frac{1}{3} \tilde{v}_3 \dot{\tilde{v}}_3 \\ = & -K_r r^2 + \bar{W}_1^T \{ \frac{1}{w_1} \dot{\bar{W}}_1 - r_1 \} + \text{tr} \{ \tilde{V}_2^T (\frac{1}{v_2} \dot{V}_2 - r X_2 W_2^T) \} \\ & + \bar{W}_2^T \{ \frac{1}{w_2} \dot{\bar{W}}_2 - r (2 - 2V_2^T X_2) \} + |r| \tilde{v}_3^* p_2 \\ & + \frac{1}{3} \tilde{v}_3 \dot{\tilde{v}}_3 + n u_r + r_s + r d + r_1 \\ & - K_r r^2 + \bar{W}_1^T \{ \frac{1}{w_1} \dot{\bar{W}}_1 - r_1 \} + \text{tr} \{ \tilde{V}_2^T (\frac{1}{v_2} \dot{V}_2 - r X_2 W_2^T) \} \\ & + \bar{W}_2^T \{ \frac{1}{w_2} \dot{\bar{W}}_2 - r (2 - 2V_2^T X_2) \} + n u_r \\ & + |r| (\tilde{v}_3^* p_2 + s_m + d_m + 1_m) + \frac{1}{3} \tilde{v}_3 \dot{\tilde{v}}_3 \end{aligned} \quad (37)$$

把(29)(30)代入上式,并令 $\tilde{v}_3^* = \tilde{v}_3^* + s_m + d_m + 1_m$ 得

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -K_r r^2 + \bar{W}_1^T \{ \frac{1}{w_1} \dot{\bar{W}}_1 - r_1 \} + \text{tr} \{ \tilde{V}_2^T (\frac{1}{v_2} \dot{V}_2 - r X_2 W_2^T) \} \\ & + \bar{W}_2^T \{ \frac{1}{w_2} \dot{\bar{W}}_2 - r (2 - 2V_2^T X_2) \} \\ & - \tilde{v}_3 p_2 \tanh(\tilde{v}_3 / 1) + |r| \tilde{v}_3^* p_2 \\ & + \tilde{v}_3 p_2 \tanh(\tilde{v}_3 / 1) - K_3 \tilde{v}_3 \dot{\tilde{v}}_3 \end{aligned} \quad (38)$$

把(31)(32)代入上式,再根据引理3及不等式^[8] $|x| - x \tanh(x/\sigma) \geq 0.2785$,对于 $\sigma > 0, x \in R$,可得

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -K_r r^2 + 0.2785 \tilde{v}_3^* - \frac{K_W}{2} | \bar{W}_1 |^2 + \frac{K_W}{2} | \bar{W}_1^* |^2 \\ & - \frac{K_V}{2} | \tilde{V}_2 |^2 + \frac{K_V}{2} | V_2^* |^2 - \frac{K_W}{2} | \bar{W}_2 |^2 \\ & + \frac{K_W}{2} | W_2^* |^2 - \frac{K_3}{2} | \tilde{v}_3 |^2 + \frac{K_3}{2} | \tilde{v}_3^* |^2 \\ & - K_r r^2 - \frac{K_W}{2} | \bar{W}_1 |^2 - \frac{K_V}{2} | \tilde{V}_2 |^2 \\ & - \frac{K_W}{2} | \bar{W}_2 |^2 - \frac{K_3}{2} | \tilde{v}_3 |^2 + \tilde{v}_2 \end{aligned} \quad (39)$$

其中, $\tilde{v}_2 = \frac{K_W}{2} | \bar{W}_1^* |^2 + \frac{K_V}{2} | V_2^* |^2 + \frac{K_W}{2} | W_2^* |^2 + \frac{K_3}{2} | \tilde{v}_3^* |^2 + 0.2685 \tilde{v}_3^*$.

令 $\mu^* = \min \{ 2K_r, K_{W_1} w_1, K_{V_2} v_2, K_{W_2} w_2, K_3 \tilde{v}_3 \}$,则可得

$$\dot{L} \leq -\mu^* L + \tilde{v}_2 \quad (40)$$

两边同时乘以 $e^{-\mu^* t}$,得

$$\frac{d}{dt} (L(t) e^{-\mu^* t}) \leq -\mu^* L(t) e^{-\mu^* t} + \tilde{v}_2 e^{-\mu^* t} \quad (41)$$

对上式在 $[0, t]$ 上积分^[9],得

$$L(t) \leq [L(0) - \frac{\tilde{v}_2}{\mu^*}] e^{-\mu^* t} + \frac{\tilde{v}_2}{\mu^*} \quad (42)$$

故结合(36),可得

$$\begin{aligned} |r| & \leq \sqrt{2L(0) + 2\tilde{v}_2/\mu^*}, | \bar{W}_1 | \leq \sqrt{2w_1(L(0) + \tilde{v}_2/\mu^*)} \\ | \tilde{V}_2 | & \leq \sqrt{2v_2(L(0) + \tilde{v}_2/\mu^*)}, | \bar{W}_2 | \leq \sqrt{2w_2(L(0) + \tilde{v}_2/\mu^*)} \\ | \tilde{v}_3 | & \leq \sqrt{2\tilde{v}_3(L(0) + \tilde{v}_2/\mu^*)} \end{aligned} \quad (43)$$

令

$$\mu = 2L(0) + 2\tilde{v}_2/\mu^*, \quad e = [e_1 \quad e_2 \quad \dots \quad e_{n-1}]^T, \quad (44)$$

则由(8)可得

$$\dot{r} = K^T r + e_n, \quad \dot{e} = A_r e + b_r r \quad (45)$$

其中, $A_r = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ -k_{n-1} & -k_{n-2} & \dots & -k_1 \end{bmatrix}$, $b_r = [0, 0, \dots, 1]^T$.

因 A_r 是稳定矩阵,则存在一个正常数 c_0 满足

$$|e^{A_r t}| \leq c_0 e^{-kt} \quad (46)$$

其中 $k = \min \{ k_{n-1}, k_{n-2}, \dots, k_1 \}$.

由于 $e = [e^T \quad e_n]^T$,因此可以推导得到

$$\begin{aligned} |e| & \leq |e| + |e_n| (1 + |K|) |e| + |r| \\ & \leq |e| c_0 (1 + |K|) |e(0)| + [1 + \frac{(1 + |K|) c_0}{k}] \sqrt{\mu} \end{aligned} \quad (47)$$

因此,令 $\bar{\mu} = c_0 (1 + |K|) |e(0)| + [1 + \frac{(1 + |K|) c_0}{k}] \sqrt{\mu}$

可以得到系统状态和 NN 权参数的一致有界性如下:

$$\begin{aligned} |x| & \leq |e| + |x_d| \leq \bar{\mu} + \max_{(0, t)} |x_d(\cdot)| \\ |W_1| & \leq \sqrt{w_1 \bar{\mu} + |W_1^*|}, |V_2| \leq \sqrt{v_2 \bar{\mu} + |V_2^*|} \end{aligned} \quad (49)$$

$$|W_2| \leq \sqrt{w_2 \bar{\mu} + |W_2^*|}, | \tilde{v}_3 | \leq \sqrt{\tilde{v}_3 \bar{\mu} + \tilde{v}_3^*}$$

进一步由(42)可得

$$L(t) \leq [L(0) - \frac{\tilde{v}_2}{\mu^*}] e^{-\mu^* t} + \frac{\tilde{v}_2}{\mu^*} \quad (50)$$

令 $\mu^* = 2\tilde{v}_2/\mu^*$,则

$$\lim_{t \rightarrow \infty} L(t) = \frac{\tilde{v}_2}{\mu^*} \quad (51)$$

同理可以推导得到闭环系统的跟踪误差和神经网络的权参数的一致最终有界性如下:

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow \infty} |e(t)| & \leq \bar{\mu}^*, \lim_{t \rightarrow \infty} | \bar{W}_1 | = \sqrt{w_1 \bar{\mu}^*}, \lim_{t \rightarrow \infty} | \tilde{V}_2 | = \sqrt{v_2 \bar{\mu}^*}, \\ \lim_{t \rightarrow \infty} | \bar{W}_2 | & = \sqrt{w_2 \bar{\mu}^*}, \lim_{t \rightarrow \infty} | \tilde{v}_3 | = \sqrt{\tilde{v}_3 \bar{\mu}^*} \end{aligned} \quad (52)$$

其中 $\bar{\mu}^* = c_0 (1 + |K|) |e(0)| + [1 + \frac{(1 + |K|) c_0}{k}] \sqrt{\mu^*}$.

证明完毕.

从上面的证明中可以看出,跟踪误差及神经网络权参数的收敛域的大小可以通过调节参数 $K_v, K_{w_1}, K_{v_2}, K_{w_2}, K_3, w_1, v_2, w_2, \beta_3, \beta_1$ 来改变,如增大 K_v 或减小 β_1 都可以减小跟踪误差及神经网络权参数的收敛域半径,其他参数则可由设计者根据需要自行选择.所以我们得出结论,跟踪误差及神经网络权参数可以通过调节设计参数收敛到零附近一个任意大小的邻域内.

4 仿真分析

本文以文献[10]中的二阶混沌系统作为仿真对象如下:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -px_2 - p_1x_1 - p_2x_1^3 + q\cos(\omega t) + v + d \end{cases} \quad (53)$$

其中参数 $p=0.4, p_1=-1.1, p_2=1.0, \omega=1.8, q=1.95$ 执行器死区非线性设定如下: $b_l=-3, b_r=4, g_l(u)=u-b_l, g_r(u)=u-b_r$.

执行器补偿器网络 NN2 选用结构为 5-21-1,而重构系统的非线性函数所用的 NN1 选用结构为 3-11-1, NN1 的权值 w_1 和 NN2 的权值 w_2 的初始值皆设定为 -0.1,两个网络的其他所有权值的初始值皆设定为 0.1,被估计参数 β_3 的初始值皆设定为 0.01,激活函数都设为单极形 S 型函数,即 $f^-(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$. 目标轨迹为 $x_{1d} = \cos(t), x_{2d} = \sin(t)$. 常数 b 设定为 1,控制器参数选为 $K_v=10, K=[4], K_{w_1}=0.005, K_{v_2}=K_{w_2}=-0.005, K_3=0.05, w_1=0.9, w_2=0.9, v_2=0.3, \beta_3=0.1, \beta_1=0.1$ 初始条件设为 $x_0=[0,0]^T$,扰动设定为 $d=0.2\cos(2x_1)$.

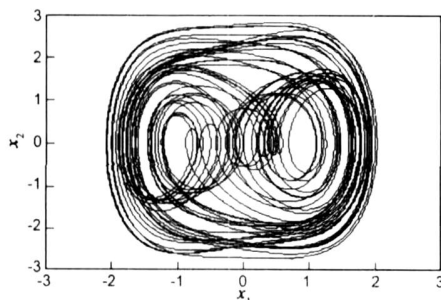


图4 未加控制时混沌系统相位图

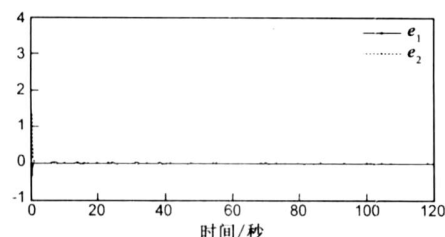


图5 带死区补偿器时的跟踪误差

为了验证控制器的效果,未加控制时混沌系统相位

图如图4所示,应用本文设计的控制器后系统的跟踪误差如图5所示,死区补偿器的输出由图6给出,而两个神经网络的权值有界性分别由图7和8给出.从中可以看出,本文设计的控制器确实保证了对象对目标轨迹的在线稳定跟踪.

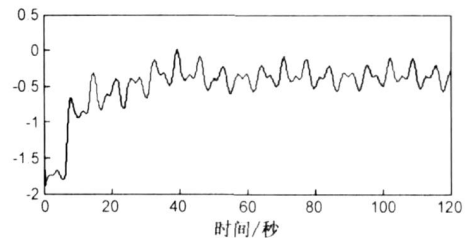


图6 死区补偿器NN2的输出

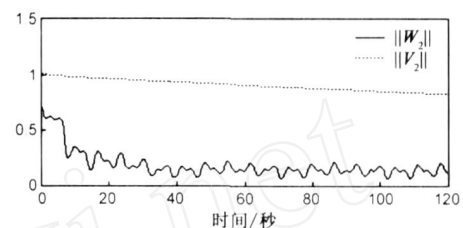


图7 补偿器NN2的权值

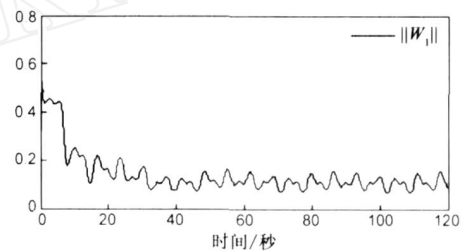


图8 非线性函数估计网络NN1的权值

5 结论

本文针对一类带执行器未知不对称死区的反射非线性系统,基于隐函数定理给出了一种新型的静态神经网络补偿器的存在条件,并且结合神经网络的在线逼近能力,引入另一个网络在线估计对象的部分未知非线性动态行为,同时还给出了整个闭环系统跟踪误差及神经网络权参数的一致最终有界性,严格证明了系统的跟踪误差将收敛到一个半径可调的小邻域内,为这种新型控制器设计方案的实际推广应用提供了理论基础.

参考文献:

- [1] Tao G, Kokotovic P V. Adaptive control of plants with unknown dead-zones [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1994, 39(1): 59 - 68.
- [2] Selmic R R, Lewis F L. Deadzone compensation in motion control systems using neural networks [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(4): 602 - 613.
- [3] Wang X S, Hong H, Su C Y. Model reference adaptive control of

- continuous time systems with an unknown dead-zone[J]. IEE Proceedings—Control Theory Applications, 2003, 150(3): 261 - 266.
- [4] Zhou J, Wen C, Zhang Y. Adaptive output control of nonlinear systems with uncertain dead-zone nonlinearity[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2006, 51(3): 504 - 511.
- [5] Gao W, Rastko R S. Neural network control of a class of nonlinear systems with actuator saturation[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2006, 17(1): 147 - 156.
- [6] 季策, 张化光. 具有参数摄动的时滞 Hopfield 神经网络的鲁棒稳定性[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 115 - 118.
- Ji C, Zhang H G. Robust stability of time-delayed Hopfield neural networks with parameter perturbations[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 115 - 118. (in Chinese)
- [7] Park J-H, Huh S-H, et al. Direct Adaptive Controller for Non-affine Nonlinear Systems Using Self-Structuring Neural Networks[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2005, 16(2): 414 - 422.
- [8] Zhang T P, Ge S S. Adaptive neural control of MIMO nonlinear state time-varying delay systems with unknown dead-zones and gain signs[J]. Automatica, 2007, 43(6): 1021 - 1033.
- [9] Ge S S, Wang C. Adaptive neural control of uncertain MIMO nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2004, 15(3): 674 - 692.

- [10] Hsu C-F, Lin C-M, Lee T-T. Wavelet adaptive backstepping control for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Neural Network, 2006, 17(5): 1175 - 1183.

作者简介:



罗艳红 女, 1981 年生于福建省龙岩市, 现为东北大学控制理论与控制工程专业博士研究生, 主要研究方向为神经网络自适应控制、近似最优控制。

E-mail: neuluo@163.com



张化光 男, 1959 年生于吉林省吉林市, 东北大学教授、博士生导师, 教育部“长江学者”特聘教授, 国家杰出青年科学基金获得者, 主要研究方向为神经网络控制、模糊自适应控制、混沌控制。

第二届全国智能信息处理学术会议征文通知

The 2nd National Conference on Intelligent Information Processing (NCIIP2009 Call for Papers)

由中国人工智能学会知识工程与分布式智能专业委员会与中国计算机学会人工智能与模式识别专业委员会联合主办, 中国矿业大学与中国科学院智能信息处理重点实验室联合承办的“第二届全国智能信息处理学术会议”(The 2nd National Conference on Intelligent Information Processing, NCIIP2009)定于 2009 年 5 月 22 - 24 日在江苏省徐州市召开。本次会议将聚集国内从事智能信息处理理论与应用研究的科研人员, 广泛开展学术交流, 研究发展战略, 共同促进智能信息处理理论与技术的发展和应用。

本次会议录用的论文将在《小型微型计算机系统》以正刊专集、在《计算机科学》以专集形式发表。根据专家评审情况, 评选出的优秀论文将推荐到《电子学报》、《计算机学报》、《模式识别与人工智能》等学术期刊上发表。

一、征文范围(包括但不限于)

机器学习, 数据挖掘, 语义计算, 服务计算
多媒体信息检索, 多 Agent 系统, 信息粒度计算
神经信息处理, 模糊信息处理
粗糙集信息处理, 关联规则挖掘
生物信息处理, 知识获取与知识发现, 知识表示
模式识别, 自然语言理解, 语音识别, 图像处理与理解

智能计算, 智能决策, 智能控制, 智能系统

二、论文要求

1. 论文必须未公开发表过, 一般不超过 6000 字。论文语言要求中文, 采用 word 格式排版;
2. 论文应包括题目、作者姓名、作者单位、摘要、关键字、正文和参考文献。格式请参考《小型微型计算机系统》(<http://www.xwxt.sict.ac.cn/>)的投稿格式(模板), 另附作者通讯地址、邮编、电话或传真及 E-mail 地址;
3. 本次会议采用在线投稿方式, 会议网址为: <http://www.nciip2009.cumt.edu.cn>;
4. 邮件地址: nciip2009@cumt.edu.cn;
咨询电话: 0516 - 83591742; 会议传真: 0516 - 83591742;
联系人: 许新征(13852431673), 王莉(15852167120)
5. 通讯地址: 江苏省徐州市三环南路中国矿业大学计算机科学与技术学院
6. 邮政编码: 221116

三、重要日期

投稿截止: 2009 年 3 月 1 日
录用通知: 2009 年 4 月 15 日
最终稿: 2009 年 4 月 30 日