基于动态神经网的鲁棒直接自适应控制

周 永 戴琼海 柴天佑 虞和济
(上海交通大学振动冲击噪声国家重点实验室 上海 200030)

摘 要 基于动态神经网络,研究了一类具有未建模动态的未知多变量非线性系统的鲁棒直接自适应控制.基于 Lyapunov 理论得出一种鲁棒稳定的权学习算法,该算法不需要知道理想权矩阵的先验知识,并保证设计的控制器的稳定性.仿真结果表明提出的鲁棒控制算法的有效性.⑳

关键词 动态神经网络,鲁棒性,自适应控制

1 引言

基于神经网的非线性动态系统鲁棒自适应控制是近来很活跃的研究领域. K. S. Narendra 在 1990年[3]对单变量神经自适应控制进行讨论并给出了仿真,接着在 1994年[4]又对多变量神经自适应控制进行了研究. A. U. Levin等[5]表明了怎样基于非线性控制理论的结果设计实际的神经网络控制器.在 Chenchung Liu[6]和 L. Jin[7]的文章中提供了基于多层神经网络的直接自适应控制的收敛性分析,在他们的研究中提出了应用带有死区函数的梯度下降法的权学习算法,但要求初始参数的误差足够小.戴琼海等[1]分析了具有建模误差的间接自适应控制的鲁棒稳定性,在文[2]中研究了存在神经网逼近误差的鲁棒直接自适应控制.本文设计了对于未建模动态具有鲁棒稳定性的神经网络控制器,应用 Lyapunov 理论得出连续的权学习律保证控制器的稳定性.

2 问题提出和动态神经网络

在自适应控制方面,如 Ioannou[8]和 Taylor[9]等人的工作,未建模动态被认为是快的并以奇异扰动来对待,并参数化成一标量 _ .本文的对象表示为

$$\dot{x} = f_1(x) + F_1(x)z + g_1(x)u \tag{1}$$

$$\_\dot{z} = f_2(x) + F_2(x)z + g_2(x)u \tag{2}$$

这里 $x\in R^n$, $u\in R^m$ 和 $z\in R^r$,函数 $f_1(x)$, $f_2(x)$, $F_1(x)$, $F_2(x)$, $g_1(x)$和 $g_2(x)$有界且可微.

我们对系统作下列假设.

假设 1 设 z 是未建模动态的状态变量, $_ > 0$是一个小的奇异干扰标量.假设存在一个常数 $e > 0$使得 $Re\lambda\{F_2(x)\}\leqslant -e < 0$,亦即未建模动态对所有 x 的固定值渐近稳定. _ 小意味 $\dot{z}$ 大,因此未建模动态是快的,奇异干扰从 $_ > 0$到 $_ = 0$得到

$$0 = f_2(x) + F_2(x)z + g_2(x)u \tag{3}$$

代入(1)式得到降阶模型

$$\dot{x} = f(x) + g(x) \tag{4}$$

式中 $f(x) = f_1(x) - F_1(x)F_2^{-1}(x)f_2(x)$, $g(x) = g_1(x) - F_1(x)F_2^{-1}(x)g_2(x)$. 降阶模型(4)作为它的动态不确定性,得到下列形式

⑳1996-11-05收稿

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + F_1(x)F_2^{-1}(x)f_2(x) + F_1(x)F_2^{-1}(x)g_2(x)u + F_1(x)z$$

设 $h(x) = F_2^{-1}(x)[f_2(x) + g_2(x)u]$,给出一个新的快速变量 $Z = z - h(x)$,由(1)式和(2)式

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u + F_1(x)Z \tag{5}$$

$$\varepsilon\dot{Z} = F_2(x)Z - \varepsilon\dot{h}(x) \tag{6}$$

由上述定义,$f(x)$和 $g(x)$在紧集 $x \in \Theta \subset R^n$ 上是连续的并且满足 Lipschitz条件.

假设 **2**　$g(x)$在紧集 $x \in \Theta \subset R^n$ 上是非奇异的且具有有界的范数,特别有 $\mathrm{d}(g^{\mathrm{T}}(x)g(x)) \geqslant g_{\min} > 0, \forall x \in \Theta \subset R^n$, 其中 $g_{\min}$是最小的奇异值在紧集 Θ 上.

用两层动态网络(图 1)描述对象的微分方程如下:

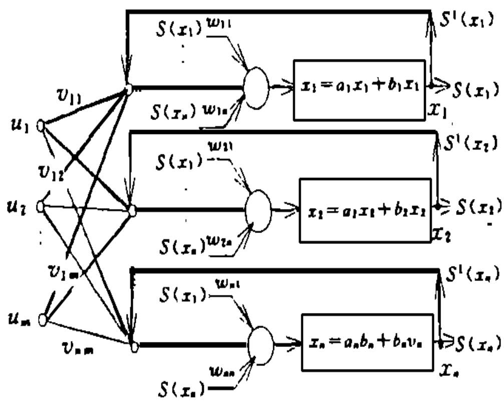


图 1　两层动态神经网络结构

$$\dot{x} = Ax + BWS(x) + BS'(x)Vu$$

动态网作为对象的降阶模型,存在未知理想权矩阵 W^* 和 V^* 使系统(5)和(6)可表达为

$$\dot{x} = Ax + BWS(x) + BS'(x)Vu + a(x) + F_1Z \tag{7}$$

$$\varepsilon\dot{Z} = F_2(x) - \varepsilon\dot{h}(x) \tag{8}$$

3　基于动态网的鲁棒直接自适应控制

本节研究基于动态网的带有未建模动态的鲁棒直接自适应控制策略.在跟踪问题中,控制目标是使对象状态跟踪一个参考模型状态.设参考模型的状态为

$$\dot{x}_m = A_m x_m + B_m r \tag{9}$$

其中 $x_m \in R^n$ 为模型的状态,$r \in R^m$ 是参考输入,定义跟踪误差 $e = x - x_m$,则

$$\dot{e} = Ae + BW^* S + BS'V^* u + F_1Z + (A - A_m)x_m - B_m r \tag{10}$$

为了使非线性动态系统跟踪参考模型,我们用动态神经网络.

$$u = \hat{G}^* B^{-1} S'^{-1}(x)(-B\hat{W}S(x) - (A - A_m)x_m + B_m r) \tag{11}$$

其中 $\hat{G}^* = [\hat{V}^{\mathrm{T}}\hat{V}]^{-1}\hat{V}^{\mathrm{T}}$.把(11)式代入(10)式得到下列微分方程

$$\dot{e} = Ae + B\hat{W}S(x) + BS'\tilde{V}u^{\mathrm{T}} + F_1Z \tag{12}$$

基于动态网的直接自适应控制结构如图 2所示.通过 Lyapunov稳定性理论得到权学习率如下[1]:

$$\dot{\hat{W}} = -BPS''(x)E$$

$$\dot{\hat{V}} = -BPS'(x)eu^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

其中 $E = \mathrm{diag}\{e_1, \cdots, e_n\}$, $S'' = \begin{bmatrix} s_1 & \cdots & s_n \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ s_1 & \cdots & s_n \end{bmatrix}$.

本文中,由于未建模动态的存在,由(13)式给出的关于权矩阵 $\hat{W}$和 $\hat{V}$的学习律必须进行修改.我们提出一种新的自适应权学习算法,这种学习算法不需要知道关于 $\|W^*\|$ 和 $\|V^*\|$ 的先验信息.新的鲁棒权学习律如下:

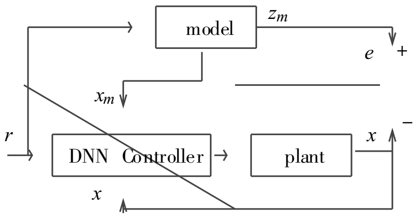


图 2 基于动态网的自适应控制结构

$$\dot{\hat W} = -BPS''(x)E - |\mathrm{W}_W|\hat W \qquad (14)$$
$$\dot{\mathrm{W}}_W = -d_1\mathrm{W}_W - d_0E$$

$$\dot{\hat V} = -BPS'(x)eu^{\mathrm T} - |\mathrm{W}_V|\hat V \qquad (15)$$
$$\dot{\mathrm{W}}_V = -d_1\mathrm{W}_V - d_0E$$

其中 W_W 和 W_V 是对角矩阵，d_0 和 d_1 是由设计者选择的正的常数，满足 $d_0^2/d_1 < \frac{1}{4}$. $|\mathrm{W}_W|$ 和 $|\mathrm{W}_V|$ 表明它们的元素大于等于零. 为了证明自适应系统的稳定性，首先有下列引理.

引理 1 由下列不等式成立

$$\left\|\frac{h_eAe}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_0\|e\|, \left\|\frac{h_eB\tilde W S(x)}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_1\|e\|, \left\|\frac{h_eBS'(x)\tilde V u}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_2\|e\|,$$

$$\left\|\frac{h_W\dot{\tilde W}}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_3\|e\|, \left\|\frac{h_V\dot{\tilde V}}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_4\|e\|, \left\|\frac{h_u\dot u}{1+h_Z}\right\| \leqslant k_5\|e\|,$$

$$\left\|\frac{h_ZF_2(x)/\_ - h_eF_1(x)}{1+h_Z}\right\| \leqslant \mathrm{d}_2\|Z\|$$

则 $\dot h$ 是有界的，$\|\dot h\| \leqslant \mathrm{d}_1\|e\| + \mathrm{d}_2\|Z\|$，其中 $\mathrm{d}_1 = k_0+k_1+k_2+k_3+k_4+k_5$.

我们用下列 Lyapunov 函数

$$v = \frac{1}{2}C_1e^{\mathrm T}Pe + \frac{1}{2}C_2Z^{\mathrm T}P_fZ + \frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\tilde W^{\mathrm T}\tilde W\} + \frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\tilde V^{\mathrm T}\tilde V\} +$$
$$\frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\mathrm{W}_W^{\mathrm T}\mathrm{W}_W\} + \frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\mathrm{W}_V^{\mathrm T}\mathrm{W}_V\} \qquad (16)$$

这里 P, P_f 被选择为满足 Lyapunov 方程

$$PA + A^{\mathrm T}P = -I; \quad P_fF_2 + F_2^{\mathrm T}P_f = -I \qquad (17)$$

由所讨论的对象可知，选择 P 为正定的对角矩阵. C_1, C_2, C_3 满足下列不等式

$$\|P_f\|\mathrm{d}_1 \leqslant C_1; \|F_1P\| \leqslant C_2; \|P_f\|\mathrm{d}_2 + \frac{1}{2}\|\dot P_f\| \leqslant C_3 \qquad (18)$$

下列定理保证了当动态神经网络应用于实际系统时，自适应系统是稳定的.

定理 1 考虑由(7)式和(8)式给出的对象，参考模型由(9)式给定，控制器由(11)式给定，动态网的调权律由(14)式和(15)式确定. 对于任意 $\hat W(0)$ 和 $\hat V(0)$，其中 $\hat V(0)$ 满足 $\mathrm{e}_{\min}(\hat V(0)) \geqslant \mathrm{e}$. 并且所有 $\_ \in (0, \_^*)$，$\_^* = \frac{1}{8C_1C_2 + 2C_3}$，那么 $e, \hat W, \hat V, \mathrm{W}_W, \mathrm{W}_V \in L_\infty$.

证明 微分(16)式，得

$$\dot v = -\frac{1}{2}C_1\|e\|^2 + C_1(B\hat W S)^{\mathrm T}Pe + C_1(BS'\hat V u)^{\mathrm T}Pe - C_1(F_1Z)^{\mathrm T}Pe - \frac{1}{2\_}C_2\|Z\|^2 +$$
$$C_2(ZP_f)^{\mathrm T}\dot h + C_1\mathrm{tr}\{\dot{\tilde W}^{\mathrm T}\tilde W\} + C_1\mathrm{tr}\{\dot{\tilde V}^{\mathrm T}\tilde V\} + \frac{1}{2}C_2Z^{\mathrm T}\dot P_fZ + \frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\dot{\mathrm{W}}_W^{\mathrm T}\mathrm{W}_W\} + \frac{1}{2}C_1\mathrm{tr}\{\dot{\mathrm{W}}_V^{\mathrm T}\mathrm{W}_V\}$$

如果 $\mathrm{W}_W = 0, \mathrm{W}_V = 0$，可得 $\dot v = -\frac{1}{2}C_1\|e\|^2 + 2C_1C_2\|Z\|\|e\| - (\frac{1}{2\_}C_2 - C_2C_3)\|Z\|^2$.

所以
$$\dot v = \begin{bmatrix}\|e\| \\ \|Z\|\end{bmatrix}^{\mathrm T}\begin{bmatrix}\frac{C_1}{2} & -C_1C_2 \\ -C_1C_2 & C_2(\frac{1}{2\_} - C_3)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\|e\| \\ \|Z\|\end{bmatrix} \qquad (19)$$

当上式中的 2×2 矩阵为正定, $\dot{V}$ 为半负定, 由 LaSalle's 定理[10]可得 $e, Z, \tilde{W}, \tilde{V} \in L_\infty$.

另由文[2]引理可得

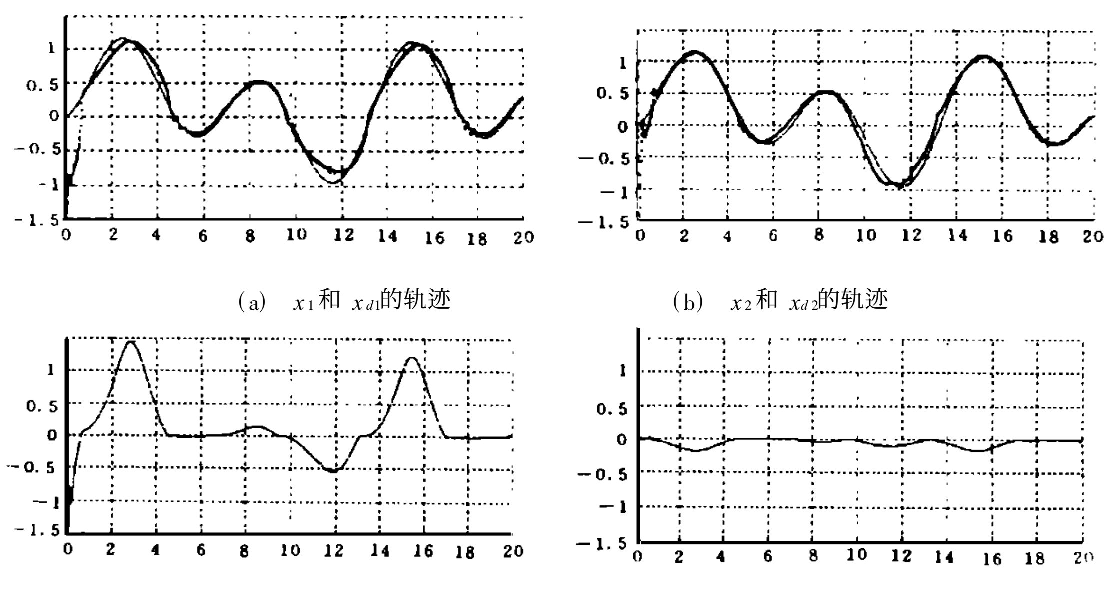
$$\dot{V} \leqslant -\frac{C_1}{4}\left(1-\frac{4d_0^2}{d_1}\right)\|e\|^2-\frac{C_2}{2}\left(\frac{1}{\_}-2C_3-8C_1C_2\right)\|Z\|^2+\frac{C_1}{8d_1}\|W^*\|^4+\frac{C_1}{8d_1}\|V^*\|^4 \tag{20}$$

令 $\_^* = \frac{1}{8C_1C_2+2C_3}$, 则对每个 $\_\in(0,\_^*)$ 和 $d_0^2/d_1<\frac{1}{4}$, 由(20)式右边加上一个任意小的正常数可得 $e, \tilde{W}, \tilde{V}, W_v, W\in L_\infty$. 证毕.

4 仿真研究

考虑非线性直流电机模型 $f(x)=\begin{bmatrix}-x_1^3-x_2x_3\\ -x_1x_3-49x_2\\ -(1/31.88)(x_3/(2.6-1.6x_3))\end{bmatrix}$, $g(x)=\begin{bmatrix}2 & 0\\ 0 & 21\\ 0 & 5\end{bmatrix}$, x_1, x_2 可测, x_3 为不可测的未建模动态, 控制器参数为 $k_1=k_2=1.2$, $l_1=l_2=1.0$, $\theta_1=\theta_2=0.2$, $A=\begin{bmatrix}-1/2 & 0\\ 0 & -1/4\end{bmatrix}$, $B=\begin{bmatrix}3 & 0\\ 0 & 3\end{bmatrix}$, $P=\begin{bmatrix}1 & 0\\ 0 & 2\end{bmatrix}$, 参考模型为 $\begin{bmatrix}\dot{x}_{1m}\\ \dot{x}_{2m}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-2 & 0\\ 0 & -4\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_{1m}\\ x_{2m}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}3 & 0\\ 0 & 3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}r_1\\ r_2\end{bmatrix}$.

选择修改的参数为 $d_0=0.5$, $d_1=4$, $X_m=0.01$. 跟踪性能如图 3所示. 开始时, 由于较大的初始参数误差, 跟踪误差较大, 经过在线调权, 跟踪误差指数收敛到一个小区域.



(a) x_1 和 x_{d1} 的轨迹　　(b) x_2 和 x_{d2} 的轨迹

(c) $\_1$ 的轨迹　　(d) $\_2$ 的轨迹

图 3 基于动态网的鲁棒跟踪

5 结论

本文针对一类具有未建模动态的未知多变量非线性系统的鲁棒直接自适应跟踪问题,设计了新的动态神经网络控制器,用奇异干扰方法来分析动态网控制器对未建模动态的鲁棒稳定性,证明了闭环系统的鲁棒稳定性.基于 Lyapunov 理论,获得连续的权学习律,为了保证自适应控制的稳定性和鲁棒性,对控制器实行了 W修正和滞后策略.仿真结果表明新的控制器对带有未建模动态的非线性系统的直接自适应控制具有很好的性能.

参 考 文 献

1 Dai Qinghai, Chai T Y, Zhang Tao, Zhang Yumei. Robust Adaptive Control of a Class of Unknown Plant Using Dynamic Neural Networks. Int Conf Neural Networks and Signal Processing, 1995

2 戴琼海,张 涛,柴天佑.基于动态神经网的鲁棒直接自适应控制.控制与决策,1996

3 Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and Control of Dynamic Systems Using Neural Networks. IEEE Trans Neural Networks, 1990, **1**(1): 4~27

4 Narendra K S, Mukhopadhyay S. Adaptive Control of Nonlinear Multivariable System Using Neural Networks. Neural Networks, 1994, **7**(5): 737~752

5 Levin A U, Narendra K S. Control of Nonlinear Dynamic Systems Using Neural Networks: Controllability and Stabilization. IEEE Trans Neural Networks, 1993, **4**(2): 207~220

6 Liu Chen-chung, Chen Fu-chang. Adaptive Control of Nonlinear Continuous Time System Using Neural Networks-General Relative Degree and MIMO Cases. Int, J Contr, 1993, **58**(2): 317~335

7 Jin L, Nikiforuk P N, Gupta M M. Direct Adaptive Out Tracking Control Using Multilayered Neural Networks. IEE Proc D, 1993, **140**(6): 393~398

8 Ioannou P A, Aniruddha D. Robust Adaptive Control: a Unified Approach. Proc IEEE, 1991, **79**(12) 1736~1767

9 Taylor D G, Kokotovic P V, Marino R, Kanellakopoulos I. Adaptive Regulation of Nonlinear Systems with Unmodeled Dynamics TEEE Trans Automat Contr, 1989, **31**(4): 405~412

10 LaSalle J P. Stability Theory for Ordinary Differential Equations. J Diff Equations, 1968, **4** 57~65

ROBUST DIRECT ADAPTIVE CONTROL BASED ON DYNAMICAL NEURAL NETWORK

ZHOU Yong DAI Qionghai CHAI Tianyou YU Heji

(252# *Northeastern University, Shenyang* 110006)

Abstract The robust direct adaptive control for a class of unknown multivariable nonlinear system with unmodeled dynamics based on dynamical neural networks is presented. A stable weight learning algorithm, which doesn't require a priori knowledge of the norm for ideal weight matrices but can get stable controller, is determined using Lyapunov theory. Simulation results show the control algorithm is efficient.

Key words dynamical neural networks, robust, adaptive control

作者简介

周 永,男,27岁,博士生.研究领域为神经网络理论及应用,故障诊断,信号处理等.

戴琼海,男,32岁,博士.研究领域为神经网络理论及应用,非线性系统和自适应控制.

柴天佑,男,50岁,教授,博士生导师.研究领域为自适应控制,智能控制及工业综合自动化.