

文章编号: 1001-0920(2003)05-0623-04

基于动态神经网络的非线性内模控制

周 涌, 陈庆伟, 吴晓蓓, 胡维礼
(南京理工大学 自动化系, 江苏 南京 210094)

摘 要: 针对一类不确定仿射非线性系统, 提出一种基于动态神经网络的非线性内模控制方法。利用该网络模型存在相对阶时可以解析求得逆模型的特点, 避免了普通神经网络内模控制方案中求逆的困难。并在有建模误差的情况下, 通过将非线性对象输入输出线性化, 分析了闭环系统的鲁棒稳定性和稳态性能。仿真试验表明该方法是可行和有效的。

关键词: 内模控制; 动态神经网络; 逆模型; 相对阶

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Nonlinear internal model control based on dynamical neural networks

ZHOU Yong, CHEN Qingwei, WU Xiaobei, HU Weil

(Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A novel design procedure of internal model control (MC) for affine nonlinear system with uncertainties is proposed by dynamical neural networks. The inverse of the model is produced analytically if the model has relative degree, which avoids the difficulty of ordinary MC using feedforward neural networks. Based on input-output linearization of plant, the robustness of the closed-loop system with modeling errors and unmodeled dynamics is proved and the performances are analyzed. Simulation result verifies the effectiveness of the scheme.

Key words: Internal model control; Dynamical neural networks; Inverse model; Relative order

1 引 言

线性系统的内模控制方法, 由于具有结构简单、跟踪调节性和鲁棒性好、能消除不可测干扰等优点, 一直为控制界所关注并推广到非线性系统控制。文献[1, 2]针对可逆的仿射非线性系统, 通过求取非线性系统模型的动态逆构造控制器, 为解决非线性内模控制开辟了新的途径。但它们均假设模型已经存在, 回避了非线性系统建模的困难。利用神经网络、模糊系统强大的非线性逼近能力, Hunt^[3]和 Gorez^[4]等提出了基于高斯基函数网络和模糊系统

的非线性内模控制方法。但由于控制器要求利用模型的逆, 而以网络拓扑结构表示的一般神经网络或模糊系统模型的可逆性缺乏严密的理论保证, 并且求逆过程容易陷入局部极值, 因此如何求取网络的逆模型成为一个关键性问题。

本文针对一类可逆的仿射非线性系统提出一种基于动态神经网络的非线性内模控制方法, 所得到的动态神经网络模型也是一类仿射非线性系统。因此在存在相对阶的情况下, 模型的动态逆可以解析获得而无需经过冗长的训练过程。由模型动态逆和

收稿日期: 2002-05-20; 修回日期: 2002-09-28。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60174019, 60034010)。

作者简介: 周涌(1975—), 男, 四川绵阳人, 博士生, 从事智能控制、神经网络控制的研究; 胡维礼(1941—), 男, 江苏东台人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、高精度伺服系统控制与应用等研究。

非线性滤波器构成的控制器使得非线性对象输入输出线性化, 便于稳定性和鲁棒性的分析。

2 问题描述

考虑单输入单输出的仿射非线性系统 P

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g(x)u \\ y = h(x) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$ 表示系统状态向量; $u \in R$ 为系统的输入; $y \in R$ 为系统的输出; $f(x)$ 和 $g(x) \in R^n$ 为系统状态变量的 C^1 函数向量; $h(x) \in R$, 不失一般性, 设 $h(x) = x_1$ 。

引理 1^[5] 对于系统 (1), 若相对阶为 $r < n$, 必存在微分同胚映射 $z = \Phi(x)$, 使得式 (1) 可变换为如下的标准形式

$$\begin{cases} \dot{\xi}_i = \xi_{i+1}, \quad i = 1, \dots, r-1 \\ \dot{\xi}_r = F(\xi, \eta) + G(\xi, \eta)u \\ \dot{\eta} = \omega(\xi, \eta) \\ y = \xi_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中: $z = [\xi^T, \eta^T]^T$ 为系统的状态, $\xi(t)$ 表征 z 的可观测部分, $\eta(t)$ 表征 z 的不可观测部分。

$$\begin{aligned} F(\xi, \eta) &= L_f^r h(x) \Big|_{x=\Phi^{-1}(z)} \\ G(\xi, \eta) &= L_g L_f^{r-1} h(x) \Big|_{x=\Phi^{-1}(z)} \end{aligned}$$

- 假设 1 系统 P 具有全局相对阶 r 。
- 假设 2 系统 P 是输入 - 状态有界 (BBS) 稳定的。

假设 3 系统 P 状态及输出均可测。

3 动态神经网络模型及其动态逆

本文采用文献[6]提出的一类动态神经网络对非线性系统的状态方程进行辨识。这类动态神经网络可以表示为以下的仿射非线性形式

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = \tilde{f}(\tilde{x}) + \tilde{g}u = A\tilde{x} + WS(x) + VS(x)u \\ \tilde{y} = \tilde{h}(\tilde{x}) = \tilde{x}_1 \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\tilde{x} = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)^T \in R^n$ 为模型状态向量; $A \in R^{n \times n}$ 为一个具有负特征值的对角矩阵, 即 $A = \text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$; $W \in R^{n \times n}$, $V \in R^{n \times n}$ 为可调节的加权阵; $S(x), \hat{S}(x)$ 为 n 维向量, 它们的元素为如下形式的 sigmoid 函数

$$s_i(x_i) = \frac{\mu_i}{1 + e^{-\lambda_i x_i}} + \lambda_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

3.1 动态神经网络的鲁棒辨识

动态系统的辨识结构采用串 - 并联结构, 网络的学习算法采用文献[7]给出的基于 Lyapunov 方

法的鲁棒训练算法, 权值的调节律为

$$\begin{cases} \dot{W} = -k_1 K_1 P S(x) \Delta^T \\ \dot{V} = -k_2 K_2 P \hat{S}(x) u \Delta^T \end{cases} \quad (5)$$

其中: K_1 和 K_2 为正常数, P 为正定对称矩阵, $\Delta = \tilde{y} - x$ 为状态误差, k_i 为与 Δ 有关的二值函数。

3.2 动态神经网络的相对阶和动态逆

记

$$\begin{aligned} \tilde{f}_i &= \sum_{j=1}^n (-a_{i,j} \tilde{x}_j + w_{i,j} s_j) \\ \tilde{g}_i &= \sum_{j=1}^n v_{i,j} s_j \\ i &= 1, 2, \dots, n; \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

定理 1 由方程 (3) 给出的动态神经网络模型

如果满足以下条件, 具有相对阶 r :

- 1) $r = 1$, 如果 $\tilde{g}_1 \neq 0$;
- 2) $r = 2$, 如果 $\tilde{g}_i = 0, \forall i = 2$, 并且 $a_{1,2} \neq 0$;
- 3) $r > 2$, 如果 $\tilde{g}_i = 0, \forall i = r$, 并且

$$\begin{cases} a_{i,j} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, r-2 \\ \quad \quad \quad j = i+2, \dots, n \\ a_{i,(i+1)} \neq 0, \quad i = 1, 2, \dots, r-1 \end{cases}$$

证明略。

当模型的相对阶为 r 时, 显然网络模型动态逆的输出为

$$u = \frac{\tilde{y}^{(r)} - L_f^r \tilde{h}}{L_g L_f^{r-1} \tilde{h}} \quad (6)$$

4 非线性内模控制系统

4.1 控制律的设计

内模控制器为模型逆和滤波器的组合, 非线性滤波器 F 根据

$$\begin{aligned} \dot{v} &= -\beta L_f^r \tilde{h} - \beta_r L_f^{r-2} \tilde{h} - \dots - \beta_1 \tilde{h} + \beta_1 \bar{y}_d \\ &\quad \dots - \beta_1 \tilde{h} + \beta_1 \bar{y}_d \end{aligned} \quad (7)$$

设计。其中: \bar{y}_d 为滤波器的输入, $\bar{y}_d = y_d + \tilde{y} - y, y_d$ 为参考输入; v 为滤波器的输出; $\{\beta_i\} (1 \leq i \leq r)$ 为滤波器的调节参数。此时模型逆控制器为

$$u = \frac{v - L_f \tilde{h}}{L_g L_f^{r-1} \tilde{h}} \quad (8)$$

将式 (7) 和 (8) 结合, 得到内模控制律

$$u = \frac{\beta_1 \bar{y}_d - L_f \tilde{h} - \beta L_f^r \tilde{h} - \dots - \beta_1 \tilde{h}}{L_g L_f^{r-1} \tilde{h}} \quad (9)$$

4.2 对象和模型的输入输出线性化

假设满足零初始条件

$$y^{(k)}(0) = \tilde{y}^{(k)}(0) = \bar{y}_d^{(k)}(0) = 0, \quad 0 \leq k \leq r$$

显然 \bar{y}_d 和 \tilde{y} 之间的动态可以表示为线性传递函数

$$\tilde{G}(s) = \frac{\tilde{y}(s)}{y_d(s)} = \frac{\beta_1}{s^r + \beta_2 s^{r-1} + \dots + \beta_1} \quad (10)$$

由于建模误差的存在, 对象不可能被精确线性化, 所得到的伪线性系统必然存在未被消除的非线性部分。不失一般性, 可以将非线性部分划分为满足和不满足线性增长条件的两部分, 分别用 M_1 和 M_2 表示。

假设 M_1 可由如下输入输出微分方程描述

$$y_L^{(p)} = F_1(y_L, y_L^{(1)}, \dots, y_L^{(p-1)}, u, u^{(1)}, \dots, u^{(q)}, t) \quad (11)$$

其中: $u, y_L \in R$ 分别为 M_1 的输入和输出, 输入输出阶次分别为 q 和 p 。未知函数 F_1 关于各变量是连续的, 且满足线性增长条件, 即存在正常数 $l_i (1 \leq i \leq p+q)$ 使得下式成立

$$|F_1(x_1, \dots, x_{p+q}, t)| \leq \sum_{i=1}^{p+q} l_i |x_i| \quad (12)$$

引理 2^[8] 对于满足线性增长条件的系统 (11), 存在一组与输入输出及其导数相关的有界时变函数 $a_i, b_j (1 \leq i \leq p, 0 \leq j \leq q)$, 使得系统可表示为如下时变线性系统

$$A(s, t)y = B(s, t)u \quad (13)$$

$$A(s, t) = s^p + a_1(t)s^{p-1} + \dots + a_{p-1}(t)s + a_p(t) \quad (14)$$

$$B(s, t) = b_0(t)s^q + \dots + b_{q-1}(t)s + b_q(t) \quad (15)$$

而 $a_i, b_j (1 \leq i \leq p, 0 \leq j \leq q)$ 满足如下有界性条件

$$|z| \leq L, \quad z = a_i \text{ 或 } b_j \quad (16)$$

其中 $L = \sum_{i=1}^{p+q} l_i$

而伪线性系统中不满足线性增长条件的非线性部分 (M_2) 所对应的输出可看作干扰的一部分, 即可表示为 $d = d_1 + d_2$ 。其中: d_1 为系统实际受到的干扰, 这里假定为确定性有界干扰, d_2 为 M_2 输出等效的干扰。由动态神经网络的逼近性可知, 建模误差是有界的, 因此稳态时 d_2 是确定有界的, 从而可知稳态时 d 是确定性有界干扰。

在引理 2 的保证下, 满足线性增长条件的非线性部分 (M_1) 可以等价于时变线性模型。这样 y_d 和 y 之间的传递函数可以表示为

$$G(s) = \frac{y(s)}{y_d(s)} = \frac{\beta_1}{s^r + \beta_2 s^{r-1} + \dots + \beta_1} + \frac{b_0(t)s^q + \dots + b_{q-1}(t)s + b_q(t)}{s^p + a_1(t)s^{p-1} + \dots + a_{p-1}(t)s + a_p(t)} \quad (17)$$

此时非线性对象和模型输入输出线性化为不同的传递函数。因此内模控制的等效控制框图如图 1 所示。

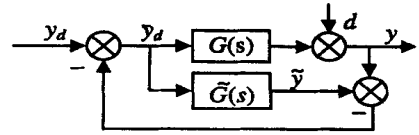


图 1 等效的内模控制框图

显然当建模误差增大到一定程度后, 闭环系统可能会失稳。这就需要对闭环系统的鲁棒稳定性进行研究。

5 闭环特性研究

5.1 鲁棒稳定性分析

$G(s)$ 表示的集合在频域中可描述为

$$\Pi = \left\{ G(j\omega) : \left| \frac{G(j\omega) - \tilde{G}(j\omega)}{\tilde{G}(j\omega)} \right| = \left| l_m(j\omega) \right| \leq \bar{l}_m \right\} \quad (18)$$

其中 \bar{l}_m 为建模误差的上界。

引理 3 对于单位负反馈控制系统, 具有建模误差的被控对象传递函数为 $G(s)$, 其模型为 $\tilde{G}(s)$, 控制器为 $C(s)$, 则保证闭环系统稳定的充要条件为

$$\left| C(j\omega)\tilde{G}(j\omega) \right| \bar{l}_m < \left| 1 + C(j\omega)\tilde{G}(j\omega) \right|, \quad \forall \omega \geq 0 \quad (19)$$

定理 2 对于图 1 所示的内模控制系统, 保证闭环稳定的充要条件为

$$\left| \frac{\beta_1}{(j\omega)^r + \beta_2 (j\omega)^{r-1} + \dots + \beta_1} \right| \bar{l}_m < 1 \quad (20)$$

证明 由图 1 可得与内模控制系统等价的单位负反馈系统控制器的传递函数为

$$C(s) = \frac{1}{1 - \tilde{G}(s)} \quad (21)$$

将式 (21) 代入式 (19), 得

$$\left| \frac{\tilde{G}(j\omega)}{1 - \tilde{G}(j\omega)} \right| \bar{l}_m < \left| \frac{1}{1 - \tilde{G}(j\omega)} \right|, \quad \forall \omega \geq 0$$

将式 (10) 代入即得证。

由式 (20) 可见, 可以通过选取非线性滤波器 F 的参数来容忍一定的建模误差 \bar{l}_m , 从而保证闭环系统的稳定。

5.2 稳态性能分析

由图 1 可得系统的闭环误差方程为

$$e(s) = y_d(s) - y(s) = \frac{1 - \tilde{G}(s)}{1 + G(s) - \tilde{G}(s)} [y_d(s) - d(s)] \quad (22)$$

当参考输入 y_d 为阶跃信号且 d 为确定性有界扰动时

$$y_d(s) = \frac{C_1}{s}, \quad d(s) = \frac{C_2}{s}, \quad C_1, C_2 \text{ 为常数}$$

假设 $\lim_{s \rightarrow 0} |l_m(s)| = C$ (常数), 则

$$e(s) = \lim_{s \rightarrow 0} e(s) = \lim_{s \rightarrow 0} s e(s) =$$

$$\lim_{s \rightarrow 0} s \left[\frac{s^r + \beta_0 s^{r-1} + \dots + \beta_2 s}{s^r + \beta_1 s^{r-1} + \dots + \beta_1 + \beta_1 l_m(s)} \times \frac{C_1 - C_2}{s} \right] = 0$$

这表明在闭环系统稳定前提下, 系统可渐近无差跟踪阶跃信号并抑制确定有界的外界干扰。

6 仿真研究

考虑如下仿射非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} -50x_1 - 10x_1^2 \\ 50x_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 10 - x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} u \\ y = x_1 \end{cases}$$

假设已知该系统的相对阶为 $r = 1$, 而 $f(x)$, $g(x)$ 未知。动态神经网络的阶数为 $n = 2$, 网络常数取为 $a_i = 0.3$, $\mu_i = 1.2$, $l_i = 1$, $\lambda_i = 0.3$, $i = 1, 2$ 。训练后网络模型的参数 $\tilde{g}_i = 0$, 因此模型的相对阶为 1。参考信号 $y_d(t)$ 是幅值为 1 的阶跃信号, 滤波器参

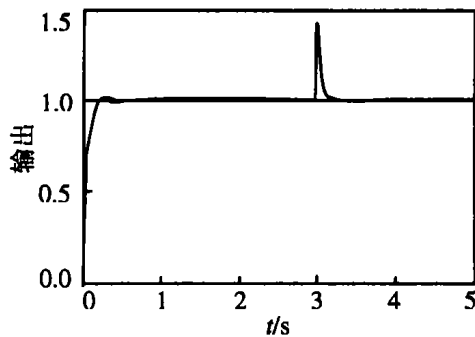


图2 内模控制系统的阶跃响应

数 $\beta_1 = 20$ 。为了检验非线性内模控制结构的鲁棒稳定性, 有意缩短网络训练的时间使建模误差较大。假设系统在 $t = 3$ s 时受到外界幅值为 0.4 的常值干扰, 其闭环系统的仿真结果如图 2 所示。

仿真结果表明, 本文提出的非线性内模控制方法具有较强的鲁棒稳定性, 可渐近无差跟踪阶跃信号, 对确定性有界扰动也具有良好的抑制作用。

参考文献(References):

- [1] Henson M A, Seborg D E. An internal model control strategy for nonlinear systems [J]. *AIChE J*, 1991, 37(7): 1065-1081.
- [2] Alvarez J, Zazueta S. An internal model controller for a class of single-input single-output nonlinear systems: Stability and robustness [J]. *Dynamics and Control*, 1998, 8(2): 123-144.
- [3] Hunt K J, Sbrurburo D. Neural networks for nonlinear internal model control [J]. *IEE Proc-D*, 1991, 13(8): 431-438.
- [4] Gorez R, Neyer M D, Barreto J. Fuzzy internal model control [A]. *Engineering Systems with Intelligence* [C]. Kluwer, 1991. 415-422.
- [5] Isidori A. *Nonlinear Control Systems* [M]. 3rd ED. Berlin: Springer-Verlag, 1995.
- [6] Kosmatopoulos E B, Polycarpou M M. A higher order neural network structures for identification of dynamical systems [J]. *IEEE Trans Neural Networks*, 1995, 6(2): 422-431.
- [7] Wen Yu, Alexander S P. Indirect adaptive control via parallel dynamic neural networks [J]. *IEE Proc—Control Theory and Applications*, 1999, 146(1): 25-30.
- [8] 朱瑞军. 非线性系统的状态估计和控制中的若干问题研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2000.

(上接第 606 页)

参考文献(References):

- [1] Nedjeljko Perjc, Ivan Petrovic. Flying shear control system [J]. *IEEE Trans on Industry Applications*, 1990, 26(6): 1049-1056.
- [2] 丁修堃. 轧制过程自动化 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 1992.
- [3] Günter W Rigler, Heinrich R Aberl, Wolfgang Staufer, et al. Improved rolling mill automation by means of advanced control techniques on dynamic simulation [J]. *IEEE Trans on Industry Applications*, 1996, 32: 599-606.
- [4] Brian Armstrong, Ronald Peres. Control laboratory program with an accent on discovery learning [J]. *IEEE Trans on Control Systems*, 2001, 21(1): 14-20.
- [5] 葛延津. 模式飞剪 APC 控制系统 [J]. *钢铁*, 2002, 37(10): 60-64.
- [6] Ge Y J. APC system of die set shear [J]. *Iron & Steel*, 2002, 37(10): 60-64.