

一类非线性系统的自组织模糊 CMAC 神经网络自适应重构跟踪控制

王 源, 胡寿松, 吴庆宪

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 提出了一种非线性系统的自组织模糊 CMAC(SOFCMAC)神经网络自适应重构跟踪控制方法, 首先通过构造增广系统, 设计出线性渐近跟踪控制器, 然后采用 SOFCMAC 神经网络在线重构系统的非线性特性, 以消除非线性特性引起的系统误差, 可保证非线性系统闭环稳定并使系统输出跟踪期望输出. 仿真算例证明了 SOFCMAC 神经网络自适应重构跟踪控制系统的稳定性.

关键词: 重构控制; 小脑模型关联控制器; 非线性系统; 自适应

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Adaptive reconfigurable tracking control of a class of nonlinear systems based on self-organizing fuzzy CMAC neural networks

WANG Yuan, HU Shou-song, WU Qing-xian

(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Jiangsu Nanjing 210016, China)

Abstract: This paper presents a method of adaptive reconfigurable tracking control of a class of nonlinear systems based on self-organizing fuzzy CMAC neural networks. First a linear asymptotic tracking controller is designed by constructing an augmented system. Then the on-line learning-while controlling neural network SOFCMAC is used to eliminate the error caused by the system nonlinearities, which will guarantee the system stability and tracking of system output to desired output. The stability of the system is proved.

Key words: reconfigurable control; CMAC; nonlinear systems; adaptation

1 引言(Introduction)

神经网络具有对任意非线性逼近的能力, 已广泛地应用于非线性系统控制之中. 神经网络在控制系统中的应用通常有离线方式和在线方式. 基于离线训练的神经网络控制系统的稳定性和误差收敛性还没有得到充分的证明. 这类方法的特点是通过适当选择神经网络结构、学习算法和足够的历史数据, 使神经网络学会系统的动态特性, 预测系统的未来行为, 可用于预测控制、模型跟随控制及逆系统控制中. 在线应用的神经网络, 通常由系统状态误差或输出误差信号来调整神经网络的权值. 文[1]通过极小化输出误差来同时训练系统中的两个神经网络, 但文[2]指出仅极小化输出误差不能保证系统中每个神经网络收敛到它要逼近的函数, 使得系统控制效果并不理想. 文[3]基于动态逆提出一种非线性系统神经网络自适应控制方法, 要求系统可逆, 且其神经网络的参数学习限于输出层的权值, 寻优空间有限.

本文提出一种非线性自组织模糊 CMAC 神经网络自适应重构跟踪控制方法, 首先通过构造增广系统, 设计出线性渐近跟踪控制器, 由于 SOFCMAC 神经网络学习参数包括联想域个数、联想域中心及输出层权值, 学习能力强, 在系统中用来在线重构系统的非线性特性, 以消除非线性特性引起的系统误差, 可保证非线性系统闭环稳定并使非线性系统输出跟踪期望输出. 文中证明了非线性系统闭环的稳定性. 仿真示例表明了本文方法的有效性.

2 系统描述及线性跟踪控制器设计(System definition and design of linear tracking controller)

考虑如下非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B(u(t) + f(x(t), u(t))), \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x \in R^n$, $u \in R^m$, $y \in R^r$, A, B, C 为适维矩

阵, (A, B) 可控. $f(x, u): \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ 对象的未知非线性项.

定义 1^[4] 构造一个 $(n + s)$ 阶增广系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t), \\ \dot{g}(t) = Mx(t) + Ng(t) + Ly_r, \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (2)$$

其中 $y_r \in \mathbb{R}^s$, s 为正整数, 矩阵 $M \in \mathbb{R}^{s \times n}$, $N \in \mathbb{R}^{s \times s}$, 及 $L \in \mathbb{R}^{s \times n}$. 若下面条件成立, 则称 $u(t) = K_x x(t) + K_g g(t)$ 为渐近跟踪控制. 其中 $K_x \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $K_g \in \mathbb{R}^{m \times s}$.

1) 内部稳定性. 对于任意初始状态 $x(0) \in \mathbb{R}^n$ 和 $g(0) \in \mathbb{R}^s$, 与系统(2)对应的系统

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + B[K_x x(t) + K_g g(t)], \\ \dot{g}(t) = Mx(t) + Ng(t) \end{cases} \quad (3)$$

渐近稳定.

2) 渐近跟踪性. 对于任意初始状态 $x(0) \in \mathbb{R}^n$, $g(0) \in \mathbb{R}^s$ 及给定的 $y_r(t)$, 均有 $t \rightarrow \infty$ 时 $y(t) \rightarrow y_r(t)$.

首先考虑非线性系统中线性部分

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t), \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (4)$$

假定 $y_r(t)$ 为阶跃信号, 设计系统(4)的渐近跟踪控制律

$$u(t) = \dot{u}_l(t) = K_x x(t) + K_g g(t), \quad (5)$$

使系统输出 $y(t)$ 渐近跟踪输入 $y_r(t)$, 这里 $g(t)$ 是为了得到渐近跟踪控制器而引入的 s 维附加向量, 其定义为

$$\dot{g}(t) = Cx(t) - y_r(t). \quad (6)$$

由式(4)及式(6)得到一个 $(n + s)$ 阶增广系统

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = A_a z(t) + B_a u(t) + r, \\ y = C_a z(t). \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$\begin{aligned} z(t) &= [x^T(t), g^T(t)]^T, \\ A_a &= \begin{bmatrix} A & 0 \\ C & 0 \end{bmatrix}, \quad B_a = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \\ C_a &= [C, 0], \quad r = [0, -y_r^T]^T. \end{aligned}$$

定理 1 对于系统(4), 设参考输入 $y_r(t)$ 为阶跃信号, 令标量 $\gamma > 0$, 矩阵 $Q_a > 0$, 若如下 Riccati 方程有正定解 $P_a > 0$,

$$A_a^T P_a + P_a A_a - 2\gamma P_a B_a B_a^T P_a + Q_a = 0, \quad (8)$$

则控制律

$$u_l = Kz(t) = -\gamma B_a^T P_a z(t) \quad (9)$$

使系统(4)闭环输出渐近跟踪给定信号 $y_r(t)$.

证 略.

3 系统误差动态模型(System error dynamics)

由于实际系统通常存在非线性项, 使得系统的响应和与其对应的线性系统(4)的响应之间存在误差.

以系统(4)和式(6)构成的增广系统在控制律 $u = u_l$ 作用下形成的闭环系统作为参考模型, 即

$$\dot{z}_m(t) = A_{ac} z_m(t) + r, \quad (10a)$$

$$y_m(t) = C_a z_m(t). \quad (10b)$$

其中 $A_{ac} = A_a + B_a K$. 而以系统(1)和式(6)构成的增广系统为

$$\dot{z}(t) = A_a z(t) + B_a (u(t) + f(x(t), u(t))) + r. \quad (11)$$

考虑引入 SOFCMAC 神经网络自适应控制 u_{ad} , 构成混合控制律

$$u(t) = u_l(t) - u_{ad}(t), \quad (12)$$

则系统(11)在控制律(12)的作用下, 形成如下闭环系统

$$\dot{z}(t) = A_{ac} z(t) - B_a u_{ad}(t) + B_a f(x(t), u(t)) + r, \quad (13a)$$

$$y(t) = C_a z(t). \quad (13b)$$

由式(10a)减去式(13a), 得 SOFCMAC 神经网络混合控制律作用下的误差动态系统

$$\dot{e} = A_{ac} e - B_a [f(x, u) - u_{ad}(t)]. \quad (14)$$

如果 SOFCMAC 控制 u_{ad} 能重构非线性项 $f(x, u)$, 那么误差动态系统稳定, 可保证期望的系统性能.

4 自组织模糊 CMAC 神经网络及自适应学习算法(Self-organizing fuzzy CMAC neural networks and its adaptive learning algorithm)

定义 2 CMAC 中某个输入 $x_c \in \mathbb{R}^p$ 激活的 N_L 个联想单元可以看作中心为 $\sigma_i (i = 1, \dots, N)$, 宽度为 δ 的一个邻域 $\varphi_i (i = 1, \dots, N)$, 称 φ_i 为联想域.

联想域 φ_i 相互有交叠. 适当选择中心 σ_i , 可使 $a(x_c) = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$ 中只有 C_L 个 1, 即若 $x_c \in \varphi_i$, 则 $a_i(\sigma_j, x_c) = 1$, 否则 $a_i(\sigma_j, x_c) = 0$. 显然 $a(x_c)$ 为二进制联想向量.

定义 3 设输入 $x_c \in \mathbb{R}^p$, 联想域 $\varphi_i (i = 1, \dots, N)$ 的中心为 σ_i , 联想域 φ_i 的半径为 δ , 则联想度

$$a_{f_i} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|\sigma_i - x_c\|^2}{2(\delta/3)^2}\right), & \text{if } \|\sigma_i - x_c\| \leq \delta, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

式(15)表明越靠近联想中心,联想度越大,越远离联想中心,联想度越小。

基于联想度的概念,可获得模糊化的联想向量 $a_f(x_c) = (a_{f1}, \dots, a_{fN})^T$, 进而得到 SOFCMAC 输出 $y_c \in \mathbb{R}^q$,

$$y_{ci} = \sum_{j=1}^N w_{ij} a_{fj}(x_c), \quad i = 1, \dots, q. \quad (16)$$

显然,若 $a_{fi} > 0$, 令 $a_i = 1$, 其它情况令 $a_i = 0$, 则 $a_f(x_c)$ 退化为二进制向量 $a(x_c)$, 使得 CMAC 成为 SOFCMAC 的特殊情况, 同时由于引入联想度的概念, 也省去了 CMAC 的离散、量化、编码、hash 映射等一系列复杂运算。

算法 1 联想域个数 N 和联想域 $\varphi_i (i = 1, \dots, N)$ 的中心 σ_i 的学习采用自组织算法进行, 即采用联想度来决定竞争获胜者, 以及对每个联想域 φ_i 用不同的学习率, 完成输入空间的自组织分割。权值 W 在线调整, $N, \sigma_i (i = 1, \dots, N), W$ 自组织学习算法步骤如下, 其中 N^l 表示学习第 l 个样本点 x_c^l 时的联想域个数, a_0 为联想度竞争阈值, n_j^l 表示学习第 l 个样本点 x_c^l 时, 按联想度竞争获胜的第 J 个联想域中心 σ_j^l 的调整因子, δ 为联想域 φ_i 的半径。

1) 初始化。

$$N^0 = 1, a_0 (0 \leq a_0 < 1), \delta > 0, \sigma_i^0, i = 1, \dots, N^0, n_i^0 = 1, i = 1, \dots, N^0, W^0 \text{ 为随机值}, l = 1.$$

2) 按式(15)计算 $a_f(x_c^l)$, 其中

$$a_f(x_c^l) = (a_{f1}, a_{f2}, \dots, a_{fN})^T.$$

3) 取 $a_j = \max_{j=1, \dots, N} a_{fj}$.

4) 若 $a_j \geq a_0$, 则取

$$n_j^l = n_j^{l-1} + 1, N^l = N^{l-1},$$

$$\sigma_j^l = \sigma_j^{l-1} + \frac{1}{n_j^l} [x_c^l - \sigma_j^{l-1}],$$

否则, 建立新单元

$$N^l = N^{l-1} + 1, n_{N^l} = 1, \sigma_{N^l} = x_c^l, a_{N^l} = 1.$$

5)

$$\dot{W} = -\eta \|e^T P B_a\| F W - F a_f(e^T P B_a). \quad (17)$$

其中 $\eta > 0, F > 0, P$ 为如下 Lyapunov 方程的解

$$A_{ac}^T P + P A_{ac} + 2I = 0. \quad (18)$$

$$6) \quad y_{ci}^l = \sum_{j=1}^{N^l} w_{ij}^l a_{fj}(x_c^l).$$

5 非线性系统的闭环稳定性 (Stability of nonlinear system)

定理 2 设自组织模糊 CMAC 神经网络的输入

$x_c = [z^T, e^T, \bar{u}^T]^T$, 其中 z 为增广系统状态, e 为增广系统状态与期望状态响应的误差, \bar{u} 为 u 经过饱和和非线性处理得到的信号, 以保证至少有一个固定点解存在^[3]. u_{od} 为 SOFCMAC 的输出, 即 $u_{od} = W^T a_f$, 其中 N, σ, W 按算法 1 进行学习和更新. 则 SOFCMAC 神经网络自适应混合控制律

$$u(t) = u_l(t) - u_{od}(t). \quad (19)$$

可使非线性系统(1)闭环稳定。

证略。

6 仿真算例 (Simulation example)

为验证本文方法, 考虑如下有控制项的 Van Der Pol 振荡器^[5]

$$\ddot{x} + \omega^2 x - \alpha \dot{x} + \beta x^2 \dot{x} = u + (x^2 + \dot{x}^2) \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}},$$

$$y = x.$$

其中 $\alpha = -2\xi\omega, B = |\alpha|$, 上述系统等效于系统(1). 其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega^2 & \alpha \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C = [1 \quad 0],$$

$$f(x, u) = (x_1^2 + x_2^2) \frac{1 - e^{-u}}{1 + e^{-u}} - \beta x_1^2 x_2.$$

设 $\zeta = -1.0, \omega = 0.4\pi$, 初始状态 $x_1(0) = 0.15, x_2(0) = 0.1$.

令 $g(t) = Cx(t) - y_r, y_r$ 为阶跃参考输入. 构造线性增广系统(7), 取 $\gamma = 5, Q_a = 5I$, 由定理 1 可得系统的线性部分的跟踪控制律

$$u_l(t) = [-5.8984 \quad -5.7263 \quad -3.5355]z(t).$$

取自组织模糊 CMAC 神经网络的输入 $x_c = [z, e, \bar{u}]$, 输出为 u_{od} , 按算法 1 设计 SOFCMAC 神经网络自适应控制律, 则非线性系统(1)的输出响应曲线 y 跟踪参考模型输出 y_m 的情况如图 1 所示. 由图可见本文方法能使非线性系统的输出跟踪期望输出。

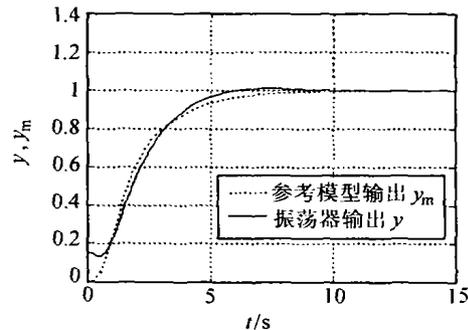


图 1 参考模型和振荡器输出响应
Fig. 1 Output responses of reference model and oscillator

(下转第 77 页)

且具有良好的解耦效果,仿真曲线略。

5 结论(Conclusions)

本文提出了针对具有时变时滞的范数有界不确定线性时滞系统的输入-输出能量解耦方法,该解耦方法把降低系统的输入-输出能量关联性作为首要目标,物理概念清楚,易于为现场工程师理解和接受。输入-输出能量解耦方法兼有静态解耦与动态解耦的优点,特别适用于时滞系统的解耦控制问题。本文的所有结论均由 LMI 描述,目前 LMI 的解法已非常成熟,这些不等式可直接由 Matlab 的 LMI 工具箱求解。

参考文献(References):

- [1] MORGAN B S. The synthesis of linear multivariable systems by state-variable feedback [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1964, 9(5): 405 - 411.
- [2] FALB P L, WOLOVICH W A. Decoupling in the design and synthesis of multivariable control systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1967, 12(6): 651 - 659.

- [3] MORSE A S, WONHAM W M. Status of noninteracting control [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1971, 16(6): 568 - 581.
- [4] DESCUSSE J, LAFAY J F, MALABRE M. Solution to Morgan's problem [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1988, 33(8): 732 - 739.
- [5] ROSENBROCK H H. *Computer Aided Control System Design* [M]. New York: Academic Press, 1974.
- [6] SENAME O, RABAH R, LAFAY J F. Decoupling without prediction of linear systems with delays: a structured approach [J]. *Systems & Control Letters*, 1995, 25(3): 387 - 395.
- [7] SENAME O, LAFAY J F. Decoupling of square linear systems with delays [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1997, 42(5): 736 - 742.

作者简介:

毛维杰 (1969 —), 男, 1991 年毕业于浙江大学, 1996 年获浙江大学工学博士学位, 现为浙江大学副教授。主要研究方向为电气传动与控制, 时滞系统控制, 解耦控制, 鲁棒控制等理论与应用。 Email: wjmiao@iipc.zju.edu.cn;

褚健 (1963 —), 男, 1982 年毕业于浙江大学, 1986 年 - 1989 年留学日本京都大学, 1989 年获工学博士学位, 现为浙江大学教授, 博士生导师, “长江学者奖励计划”特聘教授。主要研究方向为时滞系统控制, 非线性控制, 鲁棒控制等理论与应用。

(上接第 72 页)

参考文献(References):

- [1] LEVIN A U, NARENDRA K S. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: controllability and stability [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1993, 4(3): 192 - 206.
- [2] NARENDRA K S, PARTHASARATHYK. Gradient methods for the optimization of dynamical systems containing neural networks [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1991, 2(2): 252 - 262.
- [3] CALISE A J, RYSDYK R T. Nonlinear adaptive flight control using neural networks [J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1998, 18(6): 14 - 25.
- [4] SCHMITENDORF W E, BARMISH B R. Robust asymptotic tracking for linear systems with unknown parameters [J]. *Automatica*, 1986 22(3): 355 - 360.

- [5] HOVAKIMYAN N, RYSDYK R T, CALISE A J. Dynamic neural networks for output feedback control [J]. *Int J of Robust and Nonlinear Control*, 2001, 11(1): 23 - 39.

作者简介:

王源 (1968 —), 男, 南京航空航天大学自动化学院博士生。研究方向为智能自修复控制;

胡寿松 (1937 —), 男, 1960 年毕业于北京航空航天大学自动控制专业, 现为南京航空航天大学首席教授, 博士生导师, 中国自动化学会理事。近期研究方向为故障诊断, 鲁棒控制及智能自修复控制。 Email: liuyaly@263.net;

吴庆宪 (1955 —), 男, 南京航空航天大学教授。发表论文 40 余篇, 著作 4 部, 获省部级成果奖 12 项。目前主要研究方向为鲁棒控制, 工业过程控制等。