文章编号: 1001-0920(2002)06-920-03

基于自组织模糊 CMAC 神经网络的不确定系统的 H_∞ 鲁棒自适应控制

胡寿松, 王 源
(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 针对一类不确定系统, 提出一种基于自组织模糊小脑模型(SOFCMAC)神经网络的 H_∞ 鲁棒自适应控制方法。通过设计标称系统的 H_∞ 控制器, 并采用 SOFCMAC 神经网络在线对消系统的建模不确定性产生的误差, 可保证不确定闭环稳定并具有 H_∞ 性能。证明了 SOFCMAC 神经网络 H_∞ 鲁棒自适应控制系统的稳定性。仿真算例表明了该方法的有效性。

关键词: H_∞ 控制; CMAC; 不确定性系统
中图分类号: TP 273 文献标识码: A

H_∞ robust adaptive control for uncertain systems based on self-organizing fuzzy CMAC neural networks

HU Shou-song, WANG Yuan
(College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A method of H_∞ robust adaptive control for a class of uncertain systems is presented based on self-organizing fuzzy CMAC neural networks (SOFCMAC). The designed controller is composed of a H_∞ control element for nominal system and a SOFCMAC adaptive element. The on-line learning-while controlling neural network is used to adaptively regulate the error caused by modeling uncertainties in order to guarantee the system stability and H_∞ performance. The stability of the designed system is proved. A simulation example demonstrates the effectiveness of the proposed method.

Key words: H_∞ control; CMAC; uncertain systems

1 引 言

通常, H_∞ 鲁棒控制是用一个固定的控制器去控制有噪声的不确定性系统, 可以抑制噪声对输出的影响, 并使具有一定不确定性的线性系统具有鲁棒稳定性[1,2]。但当系统具有较大不确定性时, 系统性能降低甚至变得不稳定。由于神经网络具有对未知非线性逼近的能力, 因此可用于非线性系统的自适应控制[3]。但文献[3]中所用的神经网络可调参数为线性的, 寻优空间有限。本文提出一种基于 SOFCMAC 神经网络的 H_∞ 鲁棒自适应控制方法, 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, 在系统中用来在线对消系统的不确定性影响, 保证系统的稳定性

收稿日期: 2001-09-17; 修回日期: 2001-11-23
基金项目: 国家自然科学基金项目; 航空科学基金项目(02E52025); 博士点基金项目(2000028704)
作者简介: 胡寿松(1937—), 男, 江苏南京人, 教授, 博士生导师, 从事神经网络故障识别及非线性系统的自修复控制等研究; 王源(1968—), 男, 河南孟津人, 博士后, 从事神经网络控制等研究。

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

及 H_∞ 性能。文中证明了 SOFCMAC 神经网络 H_∞ 鲁棒自适应控制系统的稳定性。仿真示例表明了本文方法的有效性。

2　系统描述及 H_∞ 控制律设计

考虑如下不确定性动态系统

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + B(u(t) + \\ &\quad \Delta(x(t), u(t))) + G\xi(t) \\ y(t) &= Hx(t)\end{aligned} \tag{1}$$

其中, $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^r; \xi \in R^d$ 为干扰, A, B, H, G 为适维矩阵; $\Delta(x, u): R^n \times R^m \to R^m$ 为不确定性项和对象的非线性项。设 (A, B) 为可稳阵对。

引理 1[1]　设 F_1, G, H 为适维矩阵。若对于给定的正标量 μ, 存在对称正定矩阵 P_1 和正标量 ρ, 使得

$$F_1^{\mathrm{T}}P_1 + P_1F_1 + \frac{\rho}{\mu}P_1GG^{\mathrm{T}}P_1 + \frac{1}{\rho\mu}H^{\mathrm{T}}H < 0 \tag{2}$$

则 F_1 为 Hurwitz 阵, 且有 $\|T(s)\|_\infty < \mu$, 其中 $T(s) = H(sI - F_1)^{-1}G$。

推论 1　设 (A, B) 为可稳阵对, 令标量 $\mu > 0$, 矩阵 $Q > 0$, 若存在正标量 ρ 和对称正定矩阵 P_1 使下述 Riccati 方程

$$\begin{aligned}&A^{\mathrm{T}}P_1 + P_1A + \frac{\rho}{\mu}P_1GG^{\mathrm{T}}P_1 - \\ &(2\gamma - 1)P_1BB^{\mathrm{T}}P_1 + \frac{1}{\rho\mu}H^{\mathrm{T}}H + Q = 0\end{aligned} \tag{3}$$

成立, 则 $A + BK$ 为 Hurwitz 阵, $T(s) = H(sI - A - BK)^{-1}G$, 并有 $\|T(s)\|_\infty < \mu$, 其中 $K = -(\gamma - 1/2)B^{\mathrm{T}}P_1, \gamma > 1/2$。

由推论 1 可求得系统(1) 的标称系统 $\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + G\xi(t), y(t) = Hx(t)$ 的控制律为

$$\begin{aligned}u(t) = u_0(t) = Kx &= -(\gamma - 1/2)B^{\mathrm{T}}P_1x \\ \gamma &> 1/2\end{aligned} \tag{4}$$

且 $T_{\xi y}(s) = \|H(sI - A - BK)^{-1}G\|_\infty < \mu$。

3　系统误差动态模型

由于实际系统通常存在不确定性, 使得实际系统的响应和标称系统的响应之间存在误差。以标称系统的闭环系统作为参考模型, 即

$$\begin{aligned}\dot{x}_m(t) &= A_cx_m(t) + G\xi \\ y_m(t) &= Hx_m(t)\end{aligned} \tag{5}$$

其中 $A_c = A + BK$。

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

$$u(t) = u_0(t) - u_{ad}(t) \tag{6}$$

其中 u_{ad} 用来克服不确定性项 $\Delta(x, u)$ 引起的误差, 以保证期望的系统性能。系统(1) 在控制律(6) 的作用下, 形成如下闭环系统

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= A_cx(t) - Bu_{ad}(t) + \\ &\quad B\Delta(x(t), u(t)) + G\xi(t) \\ y(t) &= Hx(t)\end{aligned} \tag{7}$$

由式(5) 减去式(7), 得 SOFCMAC 神经网络混合控制律作用下的误差动态系统

$$\dot{e} = A_ce - B[\Delta(x, u) - u_{ad}(t)] \tag{8}$$

其中 $e = x_m - x$。如果 SOFCMAC 控制 u_{ad} 能重构不确定性项 $\Delta(x, u)$, 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 神经网络及自适应算法

定义 1[4]　CMAC 中某个输入 x_c 激活的 N_L 个联想单元可以看作中心为 $\sigma_i(i = 1, 2, \cdots, N)$, 宽度为 2δ 的一个邻域 $\varphi_i(i = 1, 2, \cdots, N)$, 称 φ_i 为联想域。

定义 2[4]　设输入 $x_c \in R^{n_c}$, 联想域 $\varphi_i(i = 1, 2, \cdots, N)$ 的中心为 σ_i, 联想域 φ_i 的半径为 δ, 则联想度

$$a_{fi} = \begin{cases}\exp\left(-\dfrac{\|\sigma_i - x_c\|^2}{2(\delta/3)^2}\right) \\ \qquad \|\sigma_i - x_c\| \le \delta, \quad i = 1, 2, \cdots, N \\ 0, \quad \text{otherwise}\end{cases} \tag{9}$$

基于联想度的概念, 可获得模糊化的联想向量 $a_f(x_c) = (a_{f1}, a_{f2}, \cdots, a_{fN})^{\mathrm{T}}$, 进而得到 SOFCMAC 的输出为

$$y_{ci} = \sum_{j=1}^{N} w_{ij}a_{fj}(x_c), \quad i = 1, 2, \cdots, m_c \tag{10}$$

算法 1　联想域个数 N 和联想域 $\varphi_i(i = 1, 2, \cdots, N)$ 的中心 σ 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, 并对每个联想域 φ 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, $N, \sigma_i(i = 1, 2, \cdots, N), w$ 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^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^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 的半径):

1) 初始化: $N^0 = 1, a_0(0 \le a_0 < 1), \delta > 0, \sigma_i^0, n_i^0 = 1, i = 1, 2, \cdots, N^0, w^0 \in R^{1\times m_c}$ 为随机值, $l = 1$;

2) 按式(9) 计算 $a_f(x_c^l)$, 其中 $a_f(x_c^l) = (a_{f1},$

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

$a_{f2}, \cdots, a_{fN^l})^{\mathrm{T}}$;

3) 取 $a_J = \max_{j=1,\cdots,N^l} a_{fj}$;

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

5) $\dot{w} = -\eta \| e^{\mathrm{T}}PB \| Fw - Fa_f e^{\mathrm{T}}PB$, 其中 $\eta > 0, F > 0, P$ 为 Lyapunov 方程 $A_c^{\mathrm{T}}P + PA_c + 2I = 0$ 的解;

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

5 不确定性系统的闭环稳定性

定理 1 对于不确定性系统(1), SOFCMAC 神经网络自适应控制律

$$u(t) = u_0(t) - u_{ad}(t) \tag{11}$$

可使不确定性系统(1) 闭环一致最终有界(UUB)。其中 $u_0(t)$ 由式(4) 决定, 而

$$u_{ad} = w^{\mathrm{T}} a_f \tag{12}$$

其中, $u_{ad} \in R^m, w \in R^{N \times m}$。SOFCMAC 的输入 $x_c = [x^{\mathrm{T}}, e^{\mathrm{T}}, \bar{u}]^{\mathrm{T}}$, 其中, x 为系统状态, e 为系统状态与期望状态响应的误差, $\bar{u}$ 为控制向量 u 经过饱和非线性处理得到的信号。u_{ad} 为 SOFCMAC 的输出, N, σ, w 按算法 1 进行学习和更新。

6 仿真算例

为验证本文方法, 考虑如下系统

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = -x_1 + 2x_2 - x_1^2 x_2 + 0.5u + 0.3\xi$$

设 ξ 为白噪声, 方差为 1, 并设初始值 $x_1(0) = 1.5$, $x_2(0) = -1$。

上述系统等效于系统(1), 其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -2 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.3 \end{bmatrix}$$

$$H = [1 \quad 0], \quad \Delta(x, u) = 4x_2 - x_1^2 x_2 - 0.5u$$

取 $\mu = 1, \rho = 1, \gamma = 1.5, Q = I$, 由推论 1 可得系统的标称系统的 H_∞ 控制律为

$$u_0(t) = [-0.6259 \quad -0.4613]x(t)$$

但标称系统的 H_∞ 控制律 u_0 不能稳定含有不确定性 $\Delta(x, u)$ 的系统, 其响应曲线如图 1 所示。取自组织模糊 CMAC 神经网络的输入 $x_c = [x, e, \bar{u}]$, 输出为 u_{ad}, 按算法 1 设计 SOFCMAC 神经网络自适应控制律, 则系统响应曲线如图 2 所示。由图可见本文方法能保证不确定系统的稳定性。

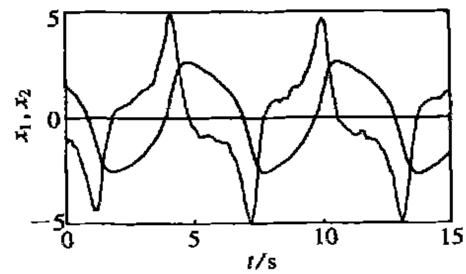

图 1 H_∞ 控制律作用下系统(1) 的闭环响应

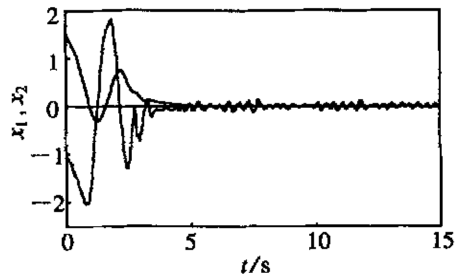

图 2 SOFCMAC 自适应控制闭环系统响应

7 结 论

本文给出了一类不确定系统的 SOFCMAC 神经网络 H_∞ 鲁棒自适应控制方法, 证明了 SOFCMAC 神经网络 H_∞ 鲁棒自适应控制闭环系统的稳定性。仿真结果表明了本文方法的有效性。

参考文献(References):

[1] Wang W J, Shieh L S. Observer-based robust H_∞ control laws for uncertain linear systems[J]. *AIAA J of Guidance, Control and Dynamic*, 1991, 14(4): 741-751.

[2] 胡寿松, 范存海. 基于 H_∞ 理论的关联大系统分散鲁棒控制[J]. 自动化学报, 1994, 20(3): 356-359.
(Hu Shousong, Fan Cunhai. Decentralized robust control for interconnected large scale systems based on H_∞ theory[J]. *Acta Automatic Sinica*, 1994, 20(3): 356-359.)

[3] A J Calise, R T Rysdyk. Nonlinear adaptive flight control using neural networks[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1998, 18(6): 14-25.

[4] 胡寿松, 王源. 基于支持向量机的非线性系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2001, 16(5): 617-620.
(HU Shou-song, WANG Yuan. Support vector machine based fault diagnosis for nonlinear dynamics systems[J]. *Control and Decesion*, 2001, 16(5): 617-620.)

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net