文章编号: 1000−8152(2008)06−1042−03

一类仿射非线性系统的自适应神经网络输出反馈变结构控制

杜红彬, 余昭旭

(华东理工大学自动化系, 上海 200237)

摘要: 本文研究了一类仿射非线性系统的输出反馈控制问题. 在介绍文献[4∼6]的基础上, 提出一种基于神经网络参数化技术的自适应变结构输出反馈控制方案, 该方案能够避免使用严格正实(SPR)条件, 它不仅能够保证收缩条件的可行性, 而且还可以分析闭环系统的稳态和暂态的一致有界性, 并能够对观测增益和控制参数的选取进行清楚地分析.

关键词: 不确定非线性系统; 自适应控制; 输出反馈控制

中图分类号: TP273 **文献标识码**: A

Adaptive neuro-network-based output-feedback variable structure control for a class of affine nonlinear systems

DU Hong-bin, YU Zhao-xu

(Department of Automation, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237)

Abstract: Based on the results of prior work, we employ the neuro-network parameterization and adaptive variable structure control to propose an output-feedback control for a class of nonlinear affine systems, avoiding the requirement of the strictly positive realness(SPR) condition. This scheme ensures the desired contraction in control, the boundedness of steady-states and the stability of the closed-loop system. It also provides an easy and clear way for selecting the parameters of the observer and the controller.

Key words: uncertain nonlinear systems; adaptive control; output feedback control

1 引言(Introduction)

近年来自适应智能控制策略在不确定非线性系统中得到了广泛的研究. 在智能输出反馈控制方面通常可以采用高增益观测器[1]或基于严格正实条件(SPR)的滤波器[2,3]来实现未知状态的观测. 基于高增益观测器的典型输出反馈设计通常是采用分离原则设计控制器, 即, 首先设计状态反馈下的控制器, 然后构造高增益观测器, 用观测器的状态变量替换不可测的状态变量. 而基于SPR条件的滤波器设计的主要目的是为了使观测误差的输出等于可观测变量, 从而可以为控制器设计时所使用.

不同于以上两类方法, 近来Naira等[4∼6]提出了一种新的基于线性滤波器的输出反馈设计方法, 其最大的优点是不需要设计SPR条件. 但是文献中所假设的收缩条件很难在控制实施中得到保证, 且只分析了闭环系统的暂态一致有界性, 缺少对其稳态性的分析, 因此该设计方法还存在进一步完善之处. 在介绍Naira等的工作基础上, 本文针对常见的Byrnes-Isidori仿射模型, 基于参数化的思想, 提出一种基于神经网络参数化技术的自适应变结构输出反馈控制方案, 它不仅能够保证收缩条件的可行性, 而且还可以分析闭环系统的稳态和暂态的一致有界性, 并能够对观测增益和控制参数的选取进行清楚地分析.

2 基础知识和问题描述(Preliminaries and problem formulation)

2.1 基础知识(Preliminaries)

引理 1 对于1阶动态非线性系统

$$\dot{s} = -\lambda s + \phi(t), \tag{1}$$

其中: $\phi(t)$是一个有界且连续的任意非负函数, λ是一个正常数. 若$s(t)$的初始值为正, 则系统(1)的解是大于零的.

引理 2 对于$\omega > 0$和任意实数$\eta \in \mathbb{R}$, 存在下面不等式关系[7]:

$$0 \leqslant |\eta| - \eta \tanh \frac{\eta}{\omega} \leqslant k\omega. \tag{2}$$

其中: k是一个常数, 满足$k = \mathrm{e}^{-(k+1)}$, 即$k = 0.2785$.

收稿日期: 2007−03−07; 收修改稿日期: 2008−04−10.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60704013); 华东理工大学科研启动基金资助项目(YH0142120).

引理 3　对任意正整数m,n和任意实值函数$\gamma(x,y)>0$使得下列不等式成立[8]:

$$|x|^m|y|^n\leqslant\frac{m}{m+n}\gamma(x,y)|x|^{m+n}+\frac{n}{m+n}\gamma^{-\frac{m}{n}}(x,y)|y|^{m+n}.\tag{3}$$

2.2　问题描述(Problem formulation)

考虑如下具有Byrnes-Isidori标准类型的单输入单输出非线性对象:

$$\begin{cases}\dot{x}_i=x_{i+1}(1\leqslant i\leqslant n-1),\\ \dot{x}_n=f(x)+g(x)u,\\ y=x_1.\end{cases}\tag{4}$$

其中: $x=[x_1,\cdots,x_n]^{\mathrm T}$, $f(x)$和$g(x)$均是未知的光滑函数, $f(0)=0$. 控制器设计的目标是: 根据输出反馈y, 构造一个合适的观测器及自适应变结构控制器, 使系统的输出调节到平衡点.

假定 1　存在常数$g_{\min}>0$和$g_{\max}>0$, 对$\forall x\in\mathbb{R}^n$, 公式(3)中的控制增益满足$g_{\max}\geqslant|g(x)|\geqslant g_{\min}$. 不失一般性, 考虑$g(x)>0$.

由于$f(0)=0$, 可将$f(x)$进一步解析如下[9]:

$$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\theta_i(x)x_i.\tag{5}$$

其中$\theta_i(x)$为未知的连续函数.

3　自适应输出反馈控制器设计(Design of adaptive output feedback controller)

在子系统$\dot{x}_n=f(x)+g(x)u$的右端加减Lx, 并加减cu(c是一个正常数, $c>g_{\max}$), 系统(1)变成

$$\begin{cases}\dot{x}=A_Lx+B[f(x)+Lx+\\ \qquad g(x)u-cu+cu],\\ y=C^{\mathrm T}x.\end{cases}\tag{6}$$

其中: $L=[l_1,l_2,\cdots,l_n]$的选取使矩阵$A_L=A-BL$为Hurwitz矩阵, $A_L=\begin{bmatrix}0&1&\cdots&0\\ \vdots&\cdots&\vdots&\vdots\\ 0&0&\cdots&1\\ -l_1&-l_2&\cdots&-l_n\end{bmatrix}$, $B=[0\cdots 1]^{\mathrm T}, C=[1\cdots 0]^{\mathrm T}$.

采用如下线性观测器:

$$\begin{cases}\dot{\hat{x}}=A_L\hat{x}+KC^{\mathrm T}(x-\hat{x}),\\ \hat{x}_1=C^{\mathrm T}\hat{x}.\end{cases}\tag{7}$$

其中观测增益向量$K=[k_1,k_2,\cdots,k_n]^{\mathrm T}$的选择使得矩阵$A_{LK}=A_L-KC^{\mathrm T}$成为Hurwitz矩阵. 由于$A_L$和$A_{LK}$是Hurwitz矩阵, 因此存在$P_1=P_1^{\mathrm T}>0, P_2=P_2^{\mathrm T}>0, Q_1=Q_1^{\mathrm T}>0, Q_2=Q_2^{\mathrm T}>0$使得

$$\begin{cases}A_L^{\mathrm T}P_1+P_1A_L=-Q_1,\\ A_{LK}^{\mathrm T}P_2+P_2A_{LK}=-Q_2.\end{cases}\tag{8}$$

根据隐函数定理选取常数$c>g_{\max}$, 使期望控制变为$u^*(x)=\dfrac{f(x)+Lx}{c-g(x)}$, 这样系统(6)变为

$$\begin{cases}\dot{x}=A_Lx+B\{[g(x)-c](u-u^*)+cu\},\\ y=C^{\mathrm T}x.\end{cases}\tag{9}$$

由于$u^*(0)=0$, 由公式(5)得

$$u^*(x)=x^{\mathrm T}\bar{\theta}_u(x).\tag{10}$$

其中$\bar{\theta}_{u^*}(x)=[\theta_{u^*,1}(x),\cdots,\theta_{u^*,n}(x)]^{\mathrm T}$是未知函数向量. 在闭集合$\varOmega_c$上用神经网络对未知函数向量中的每个元素进行逼近, 即

$$\theta_{u^*,i}(x)=W_i^{*\mathrm T}\varPhi(x)+\delta_i(x),\ 1\leqslant i\leqslant n.\tag{11}$$

$u^*(x)$可以参数化为

$$\|u^*(x)\|\leqslant\psi^*\beta_{\max}\|x\|,\tag{12}$$

其中:

$$\psi^*=\max_{1\leqslant i\leqslant n}\{\psi_i^*\},\ \|W_i^*\|\leqslant w_{\max,i},$$
$$\psi_i^*=\max\{\mathrm{w}_{\max,i},\delta_{\max}+2\mathrm{w}_{\max,i}\varPhi_{\max}\},$$
$$\beta(\hat{x})=\sqrt{(l+1)(\sum_{m=1}^{l}\phi_m^2(\hat{x})+1)}\leqslant\beta_{\max}.\tag{13}$$

定义观测误差为$\tilde{x}\triangleq x-\hat{x}$, 由式(9)减式(7)得到如下观测误差系统:

$$\begin{cases}\dot{\tilde{x}}=A_{LK}\tilde{x}+B\{[g(x)-c](u-u^*)+cu\},\\ \tilde{y}=x_1-\hat{x}_1.\end{cases}\tag{14}$$

采用如下控制律:

$$\begin{cases}u=-k\hat{x}^{\mathrm T}P_1B-c\hat{\psi}\beta(\hat{x})\tanh(\dfrac{\hat{x}^{\mathrm T}P_1B\beta(\hat{x})}{\omega}),\\ \dot{\hat{\psi}}=-\lambda_{\hat{\psi}}\hat{\psi}+\hat{x}^{\mathrm T}P_1B\beta(\hat{x})\tanh(\dfrac{\hat{x}^{\mathrm T}P_1B\beta(\hat{x})}{\omega}).\end{cases}\tag{15}$$

其中正常数k和$\lambda_{\hat{\psi}}$是控制器的设计参数, 定义$\tilde{\psi}\triangleq\hat{\psi}-g_{\min}^{-1}\psi^*$, 标量$\hat{\psi}$是对$g_{\min}^{-1}\psi^*$的估计.

4　稳态和暂态性分析(Analysis for steady state stability and transient performance)

定理 1　在闭集合$\varOmega_c$上考虑系统(4), 若满足假定1且分别采用(7)和(15)作为观测器和控制器, 则由式(4)(7)(14)和(15)组成的闭环系统可保证是半全局一致有界的, 且闭环状态变量的稳态和暂态性能满足如下关系:

1) 对于$t\to\infty$:

$$\begin{cases} \|x(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2\rho}{\gamma\lambda_{\min}(P_1)}}, \\ \|\tilde{x}(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2\rho}{\gamma\lambda_{\min}(P_2)}}, \\ \|\tilde{\psi}(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2\rho}{\gamma c g_{\min}}}. \end{cases} \tag{16}$$

2) 对于$\forall t \geqslant 0$

$$\begin{cases} \|x(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2[V(0)\gamma+\rho]}{\gamma\lambda_{\min}(P_1)}}, \\ \|\tilde{x}(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2[V(0)\gamma+\rho]}{\gamma\lambda_{\min}(P_2)}}, \\ \|\tilde{\psi}(t)\| \leqslant \sqrt{\dfrac{2[V(0)\gamma+\rho]}{\gamma c g_{\min}}}. \end{cases} \tag{17}$$

证 定义如下Lyapunov函数:

$$V = \frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}P_1x + \frac{1}{2}\tilde{x}^{\mathrm{T}}P_2\tilde{x} + \frac{1}{2}cg_{\min}\tilde{\psi}^2, \tag{18}$$

对其求导, 并由式(9)和(14)得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}Q_1x - \frac{1}{2}\tilde{x}^{\mathrm{T}}Q_2\tilde{x} + \\ & x^{\mathrm{T}}P_1B[[g(x)-c](u-u^*)+cu] + \\ & \hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B[c-g(x)]u^* + \\ & g(x)\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1Bu + cg_{\min}\tilde{\dot{\psi}}\psi. \end{aligned} \tag{19}$$

由于$\hat{\psi}(0) > 0$, 由引理1知

$$\begin{aligned} & -cg(x)\hat{\psi}\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\beta(\hat{x})\tanh(\frac{\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\beta(\hat{x})}{\omega}) \leqslant \\ & -cg_{\min}\hat{\psi}\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\beta(\hat{x})\tanh(\frac{\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\beta(\hat{x})}{\omega}). \end{aligned} \tag{20}$$

控制器参数化为

$$\begin{aligned} \|u\| \leqslant & \|k\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B + c\hat{\psi}\beta(\hat{x})\tanh(\frac{\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\beta(\hat{x})}{\omega})\| \leqslant \\ & k|\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B| + c\beta_{\max}|\hat{\psi}|. \end{aligned} \tag{21}$$

由引理3可知如下关系成立:

$$\begin{aligned} & c\beta_{\max}\psi^*\|(P_1+P_2)B\| \cdot \|\tilde{x}\| \cdot \|x\| \leqslant \\ & [c\beta_{\max}g_{\max}\|(P_1+P_2)B\|]^2 \cdot \|\tilde{x}\|^2 + \frac{1}{4}|\hat{\psi}|^2, \end{aligned} \tag{22}$$

并且

$$\begin{aligned} & \left\|\tilde{x}^{\mathrm{T}}(P_1+P_2)B\left[[g(x)-c](u-u^*)+cu\right]\right\| \leqslant \\ & \upsilon\|\tilde{x}\|^2 + \frac{\lambda_{\min}(Q_1)}{4}\|x\|^2 + \frac{1}{4}|\hat{\psi}|^2 + g_{\min}k\left|\hat{x}^{\mathrm{T}}P_1B\right|^2. \end{aligned} \tag{23}$$

其中

$$\begin{aligned} \upsilon = & \frac{[c\beta_{\max}\psi^*\|(P_1+P_2)B\|]^2}{\lambda_{\min}(Q_1)} + \\ & \frac{k}{4g_{\min}}[g_{\max}\|(P_1+P_2)B\|]^2 + \\ & [c\beta_{\max}g_{\max}\|(P_1+P_2)B\|]^2. \end{aligned} \tag{24}$$

基于以上结果及配平方, 式(19)变为

$$\dot{V} \leqslant -\gamma V + \rho. \tag{25}$$

类似文[10]中的方法, 简单地积分运算即获得定理的结论.

5 结论(Conclusion)

本文针对常见的Byrnes–Isidori仿射模型, 提出一种基于神经网络参数化技术的自适应变结构输出反馈控制方案, 该方案能够避免使用SPR条件, 它不仅能够保证收缩条件的可行性, 而且还可以分析闭环系统的稳态和暂态的一致有界性, 并能够对观测增益和控制参数的选取进行清楚地分析.

参考文献(References):

[1] SRSHAGIRI S, KHALIL H K. Output feedback control of nonlinear systems using RBF neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2000, 11(1): 69 – 79.

[2] KIM Y H, LEWIS F L, ABDULLAH C T. A dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1997, 33(8): 1539 – 1543.

[3] LEU Y G, LEE T T, WEN W Y. Observer-based adaptive fuzzy-neural control for unknown nonlinear dynamical systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1999, 29(5): 583 – 591.

[4] NAIRA H, FLAVIO N, CALISE A. A novel error observer-based adaptive output feedback approach for control of uncertain systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(8): 1310 – 1314.

[5] NAIRA H, FLAVIO N, CALISE A, et al. Adaptive output feedback control of uncertain nonlinear systems using single-Hidden-layer neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1420 – 1431.

[6] PARK J H, KIM S H. Direct adaptive output-feedback fuzzy controller for a nonaffine nonlinear system[J]. *IEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 2004, 15(1): 65 – 72.

[7] POLYCARPOU M M. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1996, 41(3): 447 – 451.

[8] LIN W, QIAN C. Ading one power integrator: A tool for global stabilization of high-order cascade nonlinear systems[J]. *Systems & Control Letters*, 2000, 39(5): 339 – 351.

[9] NIJMEIJER H, Van Der SCHAFT A. *Nonlinear Dynamical Control Systems*[M]. Berlin: Springer, 1990.

[10] GE S S, HANG C C, LEE T H, et al. *Stable Adaptive Neural Network Control*[M]. Norwell, USA: Kluwer Academic, 2002.

作者简介:

杜红彬 (1974—), 男, 华东理工大学自动化系讲师, 主要研究非线性智能控制, E-mail: ben_du@ecust.edu.cn;

余昭旭 (1978—) , 男, 华东理工大学自动化系讲师, 主要研究非线性控制.