

文章编号: 1001-0920(2001)05-0633-04

# 基于改进型 Volterra 基函数网络的 直接自适应逆控制方法

党映农, 韩崇昭

(西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 构造一种改进型 Volterra 基函数网络, 其特点是结构简单, 容易离线确定最佳网络结构和初始权值。通过利用该网络在线学习非线性系统的逆, 构造出一种非线性系统的直接自适应逆控制策略, 并从理论上证明了闭环系统跟踪误差一致最终有界。仿真结果表明该方法的鲁棒性能良好。

**关键词:** 非线性系统控制; Volterra 基函数网络; 自适应逆控制

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

## Direct Adaptive Inverse Control Strategy Based on Modified VPBF Neural Networks

DANG Ying-nong, HAN Chong-zhao

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A modified Volterra polynomial basis function (VPBF) neural network with simple structure is constructed. The structure and the initial parameters are easily determined. A direct adaptive inverse control strategy is proposed by on-line learning the inverse of the controller plant directly by using modified VPBF neural networks. The closed-loop control system is proved to be uniformly ultimately bounded (UUB). A simulation result shows that the strategy has good robustness.

**Key words:** nonlinear systems control; Volterra polynomial basis function; adaptive inverse control

## 1 引言

常见的神经网络存在学习速度慢、泛化能力不强和鲁棒性能不能令人满意等缺点<sup>[1]</sup>。Volterra 基函数(VPBF)网络<sup>[2]</sup>是非线性自回归滑动平均(NARMA)模型的一种多项式表示形式,其实质是利用高阶泰勒展开局部逼近非线性函数。文献[3]提出基于该网络的预测控制方法。文献[4]提出基于该网络的间接自适应逆控制方案,需要利用两个 VPBF 网分别在线学习系统的正向模型及其逆模

型。本文提出一种改进型的 VPBF 网络结构,并利用该网络设计出一种简单的直接自适应逆控制策略。该策略仅用一个改进型 VPBF 网来直接学习受控对象的逆,并能保证系统跟踪误差一致最终有界,且对外部输出干扰和系统结构不确定性干扰具有很强的鲁棒性。

## 2 改进型 VPBF 网络表示

假定 BIBO 稳定的单输入单输出非线性系统存

收稿日期: 2000-06-20; 修回日期: 2000-10-26

作者简介: 党映农(1973—),男,陕西韩城人,博士生,从事非线性系统频域辨识和非线性系统控制等研究;韩崇昭(1943—),男,陕西乾县人,教授,博士生导师,从事非线性系统动力学和非线性系统频谱分析等研究。

在局部 NARMA 模型表示<sup>[5]</sup>

$$y(k + d) = F(y_k, u_k) \quad (1)$$

其中

$$y_k = [y(k) \quad y(k - 1) \quad \dots \quad y(k - n + 1)]^T$$
$$u_k = [u(k) \quad u(k - 1) \quad \dots \quad u(k - m + 1)]^T$$

$d$  是系统延迟。假定存在常数  $C_1$  和  $C_2$ , 对于输入  $u$

$S_u, S_u := \{u : |u(k)| \leq C_1, \forall k \geq k_0\}$ , 系统输出  $y(k)$  满足  $|y(k)| \leq C_2$ 。首先对系统(1) 做如下假设:

假设 1  $F$  关于系统当前的控制输入信号  $u(k)$  的偏导数是连续有界的, 即存在常数  $L$ , 使  $\forall u \in S_u, |\partial F / \partial u(k)| \leq L$ 。

系统(1) 的改进型 VPBF 网络表示为

$$\hat{y}(k + d) = \sigma[u^1(k + d)] \quad (2a)$$

$$u^1(k + d) = \sum_{i=1}^{N_p} w_i \phi_{i,k} \quad (2b)$$

其中

$$\sigma(x) = 2c \left[ \frac{1}{1 + e^{-x}} - 0.5 \right], \quad c = C_2 \quad (3)$$

$$[\phi_{1,k}, \phi_{2,k}, \dots, \phi_{n+1,k}, \phi_{n+2,k}, \dots, \phi_{n+m+1,k}, \phi_{n+m+2,k}, \dots, \phi_{p,k}] =$$

$$[1, y(k), y(k - 1), \dots, y(k - n + 1), u(k), \dots, u(k - m + 1), y^2(k), y(k)y(k - 1), \dots, u^1(k - m + 1)] \quad (4)$$

$l, N_p$  和  $w_k$  分别为近似阶数, 总项数和和权系数。式(2b) 就是 VPBF 网络<sup>[2]</sup>, 式(2a) 和(2b) 合称为改进型 VPBF 网络。利用 VPBF 网可以任意精度逼近系统(1) 的性质<sup>[6]</sup> 以及 Sigmoid 函数(3) 的连续性易知, 改进型 VPBF 网络也可以任意精度逼近系统(1)。

由式(2) 可以看出, 该网络完全保有系统(1) 的输入输出有界性。改进型 VPBF 网络可看作是函数链网络(FLNN)<sup>[7]</sup> 的一种特殊形式。

但是, 式(2b) 中的  $N_p$  可能相当大, 实际应用很不方便。基于式(2b) 的标准线性回归形式, 可采用正交最小二乘算法简化其结构<sup>[8]</sup>。利用成熟的算法, 并根据建模精度要求确定合适的网络规模、基函数和相应网络参数初值, 是改进型 VPBF 网络所具有的优点。

### 3 直接自适应逆控制策略

系统(1) 零动态的渐近稳定性和良定的系统延迟能确保其逆的存在<sup>[5]</sup>, 且该逆具有如下形式

$$u(k - d) = G(y(k), y_{k-d}, u_{k-d-1}) \quad (5)$$

其中  $u_k = [u(k), \dots, u(k - m + 2)]^T$ , 且  $G$  是唯一的。式(5) 具有与式(1) 类似的结构, 故可利用上述改进型 VPBF 网络进行逼近, 但 Sigmoid 函数中的常数应取为  $c = C_1$ 。假定利用改进型 VPBF 网络  $\hat{G}$  逼近  $G$ , 且离线确定  $\hat{G}$  的结构为

$$u(k - d) = \sigma[u^1(k - d)] + \epsilon(k) \quad (6)$$

$$u^1(k - d) = \hat{G}(y(k), y_{k-d}, u_{k-d-1}, \theta) = \Phi^T(k) \theta \quad (7)$$

其中,  $\Phi(k)$ ,  $\theta$  和  $\epsilon(k)$  分别为由选定的  $M_c$  个网络基函数构成的  $k$  时刻的向量, 相应的  $M_c$  维权值和模型逼近残差;  $\epsilon(k)$  满足  $|\epsilon(k)| \leq \epsilon_0$ ,  $\epsilon_0$  为给定的模型逼近精度。令

$$\epsilon_1(k) = \sigma^{-1}(u(k - d)) - \sigma^{-1}(u(k - d) - \epsilon(k))$$

$$\text{则 } \sigma^{-1}(u(k - d)) = \Phi^T(k) \theta + \epsilon_1(k) \quad (8)$$

由微分中值定理, 有

$$|\epsilon_1(k)| \leq \frac{c}{2} \epsilon_0 \quad (9)$$

可知  $\epsilon_1(k)$  有界。于是, 对于式(8) 所描述的含有界噪声的参数辨识问题, 可采用带有死区的投影算法或最小二乘算法。现给出带有死区的投影算法<sup>[9]</sup> 如下

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k - 1) + \frac{a(k - 1) \Phi(k)}{\lambda + \Phi^T(k) \Phi(k)} u \quad (10)$$

其中  $u = \sigma^{-1}(u(k - d)) - \Phi^T(k) \hat{\theta}(k - 1)$

$\hat{\theta}(0) = \theta_0$ ,  $\theta_0$  为离线辨识出的初值,  $\lambda > 0$ , 而

$$a(t - 1) = \begin{cases} 1, & |u| > c\epsilon_0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

由此提出如图 1 所示的闭环控制策略。通过复制网络  $\hat{G}$  的权值, 确定控制律为

$$u(k) = \sigma[u^1(k)] \quad (11)$$

$$u^1(k) = \hat{G}(y^*(k + d), y_k, u_{k-1}, \hat{\theta}(k)) = \Phi^T(k) \hat{\theta}(k) \quad (12)$$

其中  $\Phi(k)$  表示将  $\Phi(k + d)$  中的  $y(k + d)$  换为  $y^*(k + d)$ 。

定理 1 如果系统(1) 满足假设 1, 参考输出信号满足  $|y^*(k)| < C_2$ , 则利用式(10) ~ (12) 的控制律, 闭环系统跟踪误差一致紧终有界(UUB)。

证明 由文献[9] 的引理 3.6.1 关于带有死区的投影算法的结论, 可知  $\|\hat{\theta}(k) - \theta_0\| \leq \epsilon_0$ 。令  $u^*(k) = G(y^*(k + d), y_k, u_{k-d})$ , 则由式(6) 可得  $F(y_k, u^*(k), u_{k-1}) = y^*(k + d)$ 。由微分中值定理, 有

$$u^*(k) = \sigma(\Phi(k) \theta) + \epsilon(k) =$$

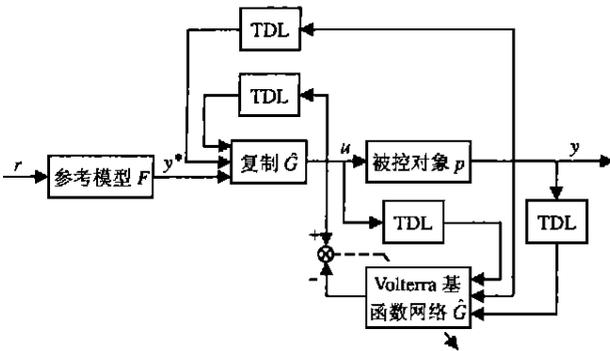


图 1 基于 VPBF 网络的直接自适应逆控制结构

$$u(k) + \sigma(b(k)) \Phi^T(k) (\theta - \hat{\theta}(k)) + \epsilon(k) \quad (13)$$

其中  $b(k)$  位于  $\Phi^T(k) \hat{\theta}(k)$  和  $\Phi^T(k) \theta(k)$  之间。

由改进型 VPBF 网络的输出有界性、对象的输入输出有界性和参考输入的有界性可知  $\Phi^T(k)$  有界。不妨假定  $\Phi^T(k) \leq \phi, \forall k \in \mathbb{N}$ , 则有

$$\begin{aligned} & |u(k) - u^*(k)| \\ & \leq \frac{c}{2} \Phi^T(k) \theta - \hat{\theta}(k) + |\epsilon(k)| \\ & \leq \frac{c}{2} \phi \theta_0 - \theta + \epsilon_0 \end{aligned} \quad (14)$$

对于式(1), 由微分中值定理, 有

$$\begin{aligned} y(k+d) &= F(y_k, u(k), u_{k-1}) = \\ & y^*(k+d) + \\ & \left. \frac{\partial F}{\partial u(k)} \right|_{u(k)=u_1(k)} (u(k) - u^*(k)) \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $u_1(k)$  的值界于  $u(k)$  和  $u^*(k)$  之间。根据假设 1 和式(14), 有

$$\begin{aligned} & |y(k+d) - y^*(k+d)| = \\ & \left| \frac{\partial F}{\partial u_1(k)} \right| |u(k) - u^*(k)| \\ & \leq L(2c\phi \theta_0 - \theta + \epsilon_0) \end{aligned}$$

注 1 由于由式(10) ~ (12) 构成的自适应控制律并非直接根据系统输出误差调整控制输入, 因此该控制律有可能造成闭环系统的稳态输出误差。为此, 可将由  $\hat{G}$  和  $P$  构成的复合对象看作一个近似线性对象, 在外环简单地用 PID 控制器消除稳态误差<sup>[11]</sup>。但通过大量仿真发现, 在很多情况下, 只利用控制器  $\hat{G}$  便可获得满意的控制效果。

### 4 仿真实例

考虑非线性对象<sup>[8]</sup>

$$\begin{aligned} y(k+1) &= \\ & F(y(k), y(k-1), y(k-2), y(k-3), u(k)) + a\Delta F(y(k), y(k-1), y(k-2), y(k-3), u(k)) + b\alpha(k+1) \end{aligned}$$

$$2)) + b\alpha(k+1)$$

其中

$$F(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = \frac{x_1 x_2 x_3 x_4 (x_3 - 1) + x_5}{1 + x_1^2 + x_2^2 + x_3^2}$$

$$\Delta F(x_1, x_2, x_3) = \begin{cases} 0, & k < 200 \\ x_1 x_2 x_3, & k \geq 200 \end{cases}$$

$\Delta F$  为系统结构不确定性干扰,  $\alpha(k)$  为  $[-1, 1]$  区间均匀分布的白噪声,  $a$  和  $b$  是不同实验条件下的待定常数。针对该非线性对象, 验证本文所提出的控制方法, 并与文献[10] 应用 Hopfield 网络控制器对同一系统控制的效果进行对比。

利用文献[8] 的方法, 通过离线学习确定逆控制器的网络结构及初始权值, 采用在区间  $[-0.99, 0.99]$  均匀分布的白噪声作为输入信号, 数据长度取 1000, 基函数个数为 20, 参考输入信号是幅值为 0.5, 周期为 200 的方波。

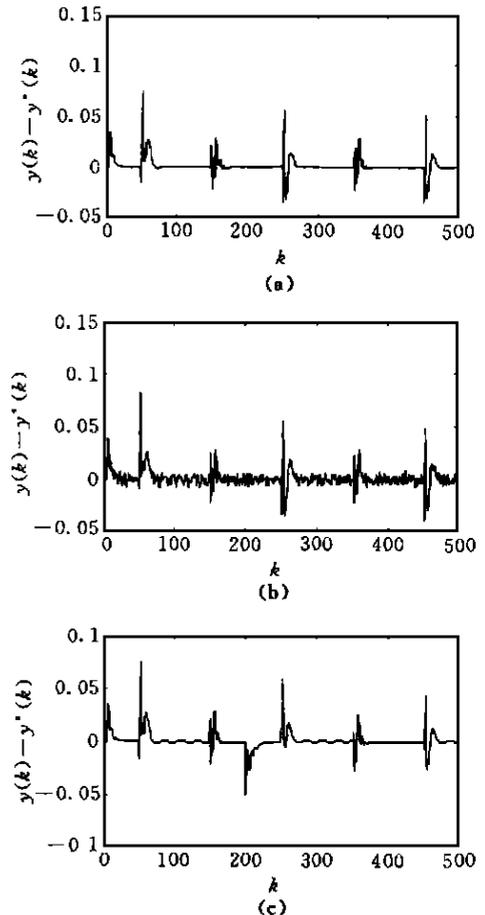


图 2 自适应逆控制效果(参考模型为  $0.4/z - 0.6$ )

- (a) 无扰动跟踪误差
- (b) 输出受随机干扰的跟踪误差
- (c) 结构不确定性干扰下的跟踪误差

图2为应用本文控制策略对该对象进行控制的效果。由图2(a)和2(b)可以看出,在无干扰的情形下( $a = b = 0$ )控制效果良好;在输出有白噪声干扰的情形下( $a = 0, b = 0.005$ )也取得了良好效果。图2(c)为对象受结构不确定性扰动( $a = 0.1, b = 0$ )时的控制效果,而文献[10]的图8为与本文图2(c)同样条件,但取 $a = 0.001, b = 0$ 。可以看出,在扰动幅度很大的情况下,本文方法比文献[10]的控制效果好得多。这是因为,改进型VPBF网络的基函数为原非线性对象的某种变换按泰勒级数展开的低阶项,结构不确定性干扰主要部分表现为某些基函数参数的变化,很容易通过在线自适应学习跟踪这种变化,而其它神经网络控制器则不具有这一特点。因此,改进型VPBF网络较其它神经网络控制器具有更好的鲁棒性能。

## 5 结 论

本文提出一种用于控制的神经网络——改进型Volterra基函数网,并基于该网络设计了非线性系统的直接自适应逆控制方案,证明了闭环系统的一致最终有界性。仿真结果表明,基于改进型VPBF网络的直接自适应逆控制方法,其鲁棒性比一般神经网络控制器好得多。

### 参考文献:

[1] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1990, 1(1): 4-27.

[2] Liu G P, Kadiramanathan V, Billings S A. On-line identification of nonlinear systems using Volterra polynomial basis function neural networks[J]. Neural Networks, 1998, 5(11): 1645-1657.

[3] Hernández E, Arkun Y. Control of nonlinear systems using polynomial ARMA models[J]. AIChE Journal, 1993, 39(3): 446-460.

[4] 党映农, 韩崇昭. 基于Volterra基函数网络的自适应逆控制方法[J]. 西安交通大学学报, 2000, 34(9): 8-12.

[5] Chen L J, Narendra K S. On a new approach to the design of tracking controllers for nonlinear dynamical systems[A]. Proc Amer Contr Conf[C]. San Diego, 1999. 3534-3538.

[6] Diaz H, Desrochers A A. Modeling of nonlinear discrete-time systems from input-output data[J]. Automatica, 1988, 24(5): 629-641.

[7] N Ssadegh. A perceptron network for functional identification and control of nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1993, 4(6): 982-988.

[8] Billings S A, Chen S, Korenberg M J. Identification of MIMO nonlinear systems using a forward-regression orthogonal estimator[J]. Int J Contr, 1988, 49: 2157-2189.

[9] G C 古德温, 孙贵生. 自适应滤波、预测与控制[M]. 北京: 科学出版社, 1992.

[10] Liang J, Peter N N. Dynamic recurrent neural networks for control of unknown nonlinear systems[J]. ASME J Dyn Syst, Meas & Contr, 1994, 116(12): 567-576.

[11] 马晓敏. 基于神经网络的动态系统逆模型辨识及闭环控制[J]. 控制理论与应用, 1997, 14(6): 829-836.

(上接第632页)

### 参考文献:

[1] S G Cao, N W Rees, G Feng. Analysis and design for a class of complex control systems- Part 1: Fuzzy modeling and identification[J]. Automatica, 1997, 33(6): 1017-1027.

[2] T Takagi, M Sugeno. Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control[J]. IEEE Trans on Syst, Man and Cyb, 1985, 15(1): 116-132.

[3] M Fisher, O Nell, R Isermann. Predictive control

based on local linear fuzzy models[J]. Int J of Syst Sci, 1998, 29(7): 679-697.

[4] S G Cao, N W Rees, G Feng. Quadratic stability analysis and design of continuous-time fuzzy control systems[J]. Int J of Syst Sci, 1996, 7(2): 193-203.

[5] M Park, S Ji, E Kim. A new approach to the identification of a fuzzy model[J]. Fuzzy Sets and Syst, 1999, 104(2): 169-181.