

基于支持向量机 α 阶逆系统方法的 非线性内模控制

宋夫华¹ 李平¹

摘要 为了提高传统逆系统方法的鲁棒性和抗干扰能力, 提出了基于支持向量机 α 阶逆系统方法的非线性内模控制新方法. 该方法利用支持向量机辨识非线性系统的 α 阶逆模型, 并将其串连在原系统之前得到复合的伪线性系统. 对求得的伪线性系统采用内模控制方法进行控制. 仿真结果证明了该方法的有效性. 理论分析和仿真结果均表明, 该方法不依赖于系统的模型, 且较一般的逆系统方法鲁棒稳定性好, 设计简单, 跟踪精度高, 是解决非线性系统控制的一种可行的理论方法.

关键词 支持向量机, 非线性内模控制, 逆系统方法, 鲁棒稳定性
中图分类号 TP13

Nonlinear Internal Model Control Based on Support Vector Machine α th-order Inverse System Method

SONG Fu-Hua¹ LI Ping¹

Abstract To improve the robustness and anti-interference of traditional inverse system methods, a new internal model control method based on support vector machine (SVM) α th-order inverse system method is proposed. The method cascades the α th-order inverse model approximated by support vector machine with the original system to get the composite pseudo-linear system. Then the internal model control method is introduced into the pseudo-linear system. The effectiveness of the method is validated through simulation. Both the theoretical analysis and the simulation results show that the combined method does not depend on the accurate mathematical model and has good robustness stability, design simplicity and high tracking accuracy. And this approach is one of the applicable methods for the control of nonlinear systems.

Key words Support vector machine, nonlinear internal model control, inverse system method, robust stability

1 引言

近年来逆系统方法已在一般形式的非线性系统上建立起比较完整的设计理论^[1]. 逆系统方法虽然适应于一般的非线性系统, 但要求精确的模型解析式, 而大多数工程实际中的非线性特性常常难以确切描述, 这使建立在精确模型基础之上的逆系统方法无法实现. 即使建立起非线性数学模型, 利用这些复杂的非线性模型也极难求逆模型的解析解. 因此, 依靠精确模型解析式的逆系统方法在实际应用中存在很大障碍, 它的推广也受到很大限制. 有些学者^[2] 提出了利用神经网络来辨识被控系统的逆模型, 得到了很好的应用效果. 但

由于不可避免的存在建模误差, 逆系统方法的鲁棒性得不到保证.

支持向量机 (Support vector machine, SVM) 用于线性、非线性系统的辨识与控制近年来取得了较大的进展^[3~5]. 文献 [3] 指出, SVM 可以逼近任意一类非线性函数, 这为利用 SVM 进行系统辨识和控制提供了理论根据. 与神经网络相比, SVM 在经验风险最小化的基础上同时采用了结构风险最小化准则, 不存在维数灾难和局部极小问题, 推广性能较好, 应用也越来越广泛^[6~10].

本文用 SVM 逼近原系统的 α 阶积分逆系统, 比传统的神经网络有更多的优点^[6]. 对存在建模误差的伪线性系统引入内模控制^[7~10], 并分析了系统的性能. 通过对一典型的非线性系统的仿真, 验证了方法的有效性.

2 基于逆系统方法的内模控制

该方法的基本思想是: 首先利用支持向量机求出原系统的 α 阶积分逆系统, 并将其串连在原系统之前, 从而构成基本线性化的伪线性系统, 然后把伪线性系统作为被控对象, 引入内模控制策略对其进行控制, 其结构如图 1 所示. 在这里内部模型是一个理想的 α 阶积分控制器. 内模控制器 $G_c(s)$ 是滤波器 $F_1(s)$ 和模型逆的乘积. U 和 y_1 分别是伪线性系统的输入和输出, d 为干扰, $F(s)$ 为反馈系统的滤波器, 可以提高闭环系统的鲁棒性和跟踪能力. 鲁棒滤波器 $F_1(s)$ 通常被用来降低系统的灵敏度^[11]. 内模控制为非线性反馈提供了直接的控制方法. 根据内模控制的特点, 如果被控系统的模型已知, 即使干扰不可测量, 闭环系统依然可以达到设定值. 文献 [11] 中给出了内模控制的鲁棒性和滤波器设计的详细介绍.

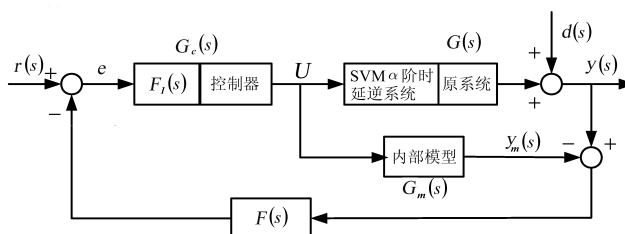


图 1 基于逆系统方法内模控制结构

Fig. 1 Structure of IMC based on inverse system method

考察 SISO 系统, 从图 1 很容易得到系统的跟踪误差 (假设 $d = 0$)

$$E(S) = y(s) - r = \frac{1 + F(s)G_c(s)(G(s) - G_m(s)) - G_c(s)G(s)}{1 + F(s)G_c(s)(G(s) - G_m(s))} r(s) \quad (1)$$

假设内部模型 $G_m(s) = \frac{1}{S^\alpha}$, 内模控制器 $G_c(s) = F_1(s)G_m^{-1}(s)$, 选择适当的滤波器 $F_1(s)$ 使内模控制器 $G_c(s)$ 正则, 可把式 (1) 变为

$$E(s) = \frac{1 + F_1(s)F(s)G_m^{-1}(s)(G(s) - G_m(s)) - F_1(s)G_m^{-1}(s)G(s)}{1 + F(s)F_1(s)G_m^{-1}(s)(G(s) - G_m(s))} r(s) \quad (2)$$

收稿日期 2005-12-5 收修改稿日期 2006-6-1
Received December 5, 2005; in revised form June 1, 2006
国家 973 计划 (2002C13312200), 教育部博士专项基金 (20020335106) 资助
Supported by National "973" program of China (2002C13312200) and Doctoral Found of Ministry of Education of P. R. China (20020335106)
1. 浙江大学工业控制国家重点实验室工业控制研究所 杭州 310027
1. State key Lab. of Industrial Control Technology, Institute of Industrial Process Control of Zhejiang University, Hangzhou 310027
DOI: 10.1360/aas-007-0778

类型 1 滤波器:

$$F_1(s) = \frac{1}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1}}, \quad F(s) = \frac{1}{(\lambda_2 s + 1)^{n_2}} \quad (3)$$

其中 λ_1 和 λ_2 为滤波器的参数. 通常, 提高滤波器的参数可以降低系统的灵敏性, 提高系统的鲁棒性. 考虑到实际系统中模型误差的存在, 根据转移函数的乘法不确定性, 伪线性系统可被假设成

$$G(s) = G_m(s)(1 + l_m(s)) \quad (4)$$

$l_m(s)$ 有界, 因此很容易得到

$$E(s) = \frac{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s) - (\lambda_2 s + 1)^{n_2} (1 + l_m(s))}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s)} r(s) \quad (5)$$

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

$$1) \quad r(s) = \frac{r_0}{s},$$

$$e(\infty) = \lim_{s \rightarrow 0} sE(s) = \frac{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s) - (\lambda_2 s + 1)^{n_2} (1 + l_m(s))}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s)} \frac{r_0}{s} = 0 \quad (6)$$

$$2) \quad r(s) = \frac{r_0}{s^2},$$

$$e(\infty) = \lim_{s \rightarrow 0} sE(s) = \frac{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s) - (\lambda_2 s + 1)^{n_2} (1 + l_m(s))}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1} (\lambda_2 s + 1)^{n_2} + l_m(s)} \frac{r_0}{s^2} = \frac{\lambda_1 n_1 - \lambda_2 c n_2}{1 + c} \quad (7)$$

因此, 将内模控制应用到伪线性系统中, 采用类型 1 滤波器, 可无静差跟踪阶跃信号. 同理, 将内模控制应用到伪线性系统中, 采用类型 2 滤波器

$$F_1(s) = \frac{n_1 \lambda_1 s + 1}{(\lambda_1 s + 1)^{n_1}}, \quad F(s) = 1 \quad (8)$$

可无静差跟踪阶跃及斜坡信号.

同理, 可考察系统对扰动的抑止能力. 设 $r(s) = 0$, 闭环系统的误差为

$$E(s) = \frac{1 - F_1(s)F(s)}{1 + F(s)F_1(s)l_m(s)} (-d(s)) \quad (9)$$

采用类似的方法可以得出, 采用类型 1 滤波器可以完全抑止恒值扰动, 采用类型 2 滤波器, 常干扰和斜坡干扰可被彻底清除.

同样, 对 MIMO 系统也可以得到类似的结论. 同时对 MIMO 系统, 由于伪线性系统已经基本线性化, 因此, 内部模型 $G_m(s)$ 可选为由系统的各相对阶组成的对角阵.

3 仿真研究

考虑如下可逆非线性系统

$$y(k+1) = 0.4y(k)/(1+y(k)^2) + u(k) + 0.5u(k)y(k) \quad (10)$$

假设仅已知系统的输出阶次 $n = 1$, 输入阶次 $m = 0$.

3.1 设计支持向量机 $\alpha = 1$ 阶积分逆系统

控制信号采用 -1 到 +1 均匀分布的随机变量, 得到 200 个非线性系统的输入输出数据序列. 使用 SVM 离线辨识构造 $\alpha = 1$ 阶积分逆系统. 图 2(a) 是输入信号 $u(t) = 0.4 \sin(2\pi t/200) + 0.1 \cos(2\pi t/40)$ 时的 SVM 仿真结果. 为了比较 SVM 和神经网络的辨识性能, 图 2(b) 给出了相同输入下 RBF 神经网络的逆模型辨识仿真曲线, RBF 网络采用 3 层 3-4-1 模式. 从仿真曲线可以看出, SVM 和 RBF 神经网络都能很好地进行逆模型辨识.

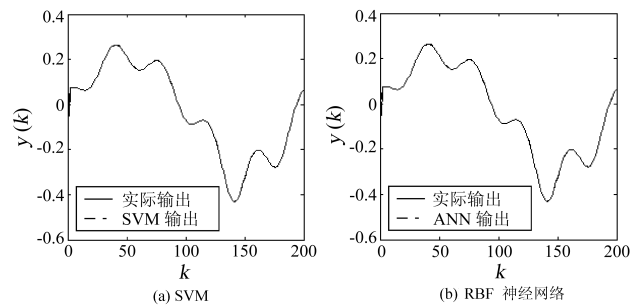


图 2 SVM 与 RBF 神经网络对逆系统的辨识比较

Fig. 2 Compare simulation of the inverse system between SVM and RBF ANN

为评价两者性能, 采用均方根误差, SVM 和 RBF 神经网络的均方根误差分别为

$$E_{ms} = \left[\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (y(i) - y_m(i))^2 \right]^{\frac{1}{2}} = 0.0013 \quad (11a)$$

$$E_{ann} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y(i) - y_m(i))^2 \right]^{\frac{1}{2}} = 0.0172 \quad (11b)$$

其中, $y(i)$ 为实际值, $y_m(i)$ 为辨识值. 由此可见, 在逆系统的辨识上 SVM 辨识精度要优于传统的 RBF 神经网络.

3.2 内模控制闭环系统的设计

由相对阶 $\alpha = 1$, 因此取内部模型为 z^{-1} , 内模控制器 $G_c(z^{-1}) = F_1(z^{-1})G_m^{-1}(z^{-1}) = zF_1(z^{-1})$, 取滤波器 $F_1(z^{-1}) = \frac{1-0.88}{1-0.88z^{-1}}$, 确保内模控制器 $G_c(z^{-1})$ 正则. $F(z^{-1})$ 被选为常矩阵: $F(z^{-1}) = 1$. 闭环系统跟踪阶跃信号 $r(t) = 0.5$ 的仿真图如图 3 所示.

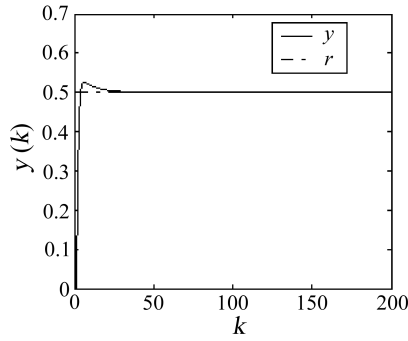


图 3 系统的阶跃响应
Fig. 3 Step response of the closed system

1) 系统抑制扰动的能力

图 4 中, 系统在步长 $t > 60$ 时, 受到外界幅值为 $d = 0.05$ 的强干扰, 即

$$d(t) = \begin{cases} 0, & t \leq 60 \\ 0.05, & t > 60 \end{cases} \quad (12)$$

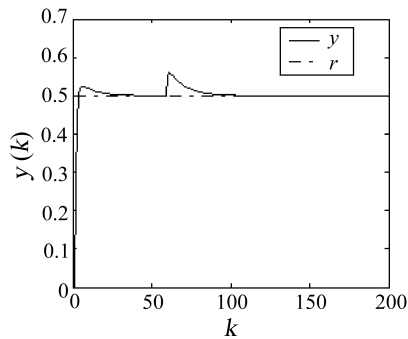


图 4 系统受到恒值扰动时的阶跃响应
Fig. 4 Suffered constant disturbance

由仿真图可看出, 内模控制系统对阶跃扰动具有良好的抑制能力.

2) 非线性系统参数发生变化时的鲁棒性

设在步长 $t > 60$ 时, 在受到干扰 $d = 0.05$ 的同时原非线性系统的参数亦发生了变化, 即

$$d(t) = \begin{cases} 0, & t \leq 60 \\ 0.05, & t > 60 \end{cases} \quad (13a)$$

$$y(k+1) = \begin{cases} 0.4y(k)/(1+y(k)^2) + u(k) + 0.5u(k)y(k), & t \leq 60 \\ 0.4y(k)/(1+y(k)^2) + 0.9u(k) + 0.3u(k)y(k), & t > 60 \end{cases} \quad (13b)$$

对闭环系统施加 $r(t) = 0.5$ 阶跃信号, 仿真结果如图 5 所示.

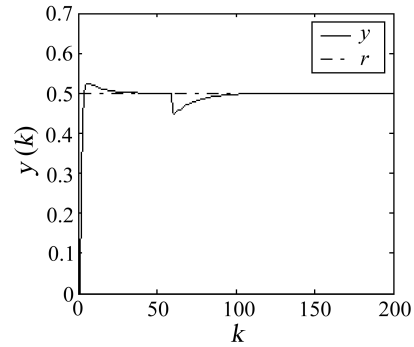


图 5 非线性系统参数发生变化时的阶跃响应
Fig. 5 Parameters of the system are changed

由仿真结果可知, 非线性系统在参数发生变化时, 闭环系统仍然能够达到很好的跟踪, 内模控制对非线性系统参数扰动具有良好的鲁棒性.

3) 当逆系统存在建模误差时系统的鲁棒性

将未训练好的支持向量机 α 阶逆系统与原系统复合, 得到存在建模误差的伪线性系统. 对其进行内模控制, 其闭环控制效果如图 6 所示. 由图中可以看出内模控制对建模误差同样具有良好的鲁棒性.

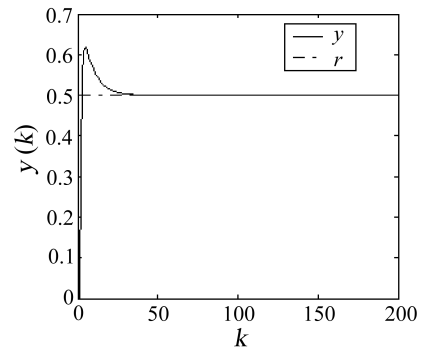


图 6 存在建模误差时的阶跃响应
Fig. 6 Modeling error exits

4 结 论

本文探讨了利用 SVM 进行非线性系统逆模型辨识的方法, 同时将逆系统方法与内模控制方法相结合, 提出了基于支持向量机 α 阶逆系统方法的内模控制新方法. 通过对一典型可逆非线性系统的仿真, 得到以下结论:

- 1) SVM 能很好的进行非线性系统的逆辨识且比传统的 RBF 神经网络有更高的精度;
- 2) 基于 SVM α 阶逆系统方法的内模控制, 跟踪精度高, 并且当存在外界干扰或发生参数摄动和存在非线性建模误差时, 系统都能具有很好的性能, 证明了该方法的鲁棒性;
- 3) 该方法不需要系统模型的先验知识, 只需要利用少量的输入输出数据作为样本集, 就能达到理想的辨识效果, 从而克服了传统逆系统方法的两个瓶颈问题.

因此, 基于 SVM α 阶逆系统方法的内模控制方案较传统的逆系统方法鲁棒性好, 且物理概念清晰, 适应面广, 便于工程应用.

References

- 1 Li Chun-Wen, Feng Yuan-Kun. *Inverse System Method of Multi-variable Nonlinear Control*. Beijing: Tsinghua University Press, 1991
(李春文, 冯元琨. 多变量非线性控制的逆系统方法. 北京: 清华大学出版社, 1991)
- 2 Dai X Zh, He D, Zhang X, Zhang T. MIMO system invertible and decoupling control strategies based on ANN α th-order inversion. *IEE Process Control Theory Application*, 2001, **148**(2): 125~136
- 3 Vapnik V N. *Statistical Learning Theory*. New York: John Wiley, 1998
- 4 Suykens J A K. Support vector machines: a nonlinear modeling and control perspective. *European Journal of Control*, 2001, **7**(2-3): 311~327
- 5 Wang Yu-Hong, Huang De-Xian, Gao Dong-Jie, Jin Yi-Hui. Nonlinear predictive control based on support vector machine. *Information and Control*, 2004, **33**(2): 133~140
(王余红, 黄德先, 高东杰, 金以惠. 基于支持向量机的非线性预测控制技术. 信息与控制, 2004, **33**(2): 133~140)
- 6 Zhong Wei-Min, Pi Dao-Ying, Sun You-Xian. Support vector machine based direct inverse-model identification. *Control Theory & Applications*, 2005, **22**(2): 307~310
(钟伟民, 皮道映, 孙优贤. 基于支持向量机的直接逆模型辨识. 控制理论与应用, 2005, **22**(2): 307~310)
- 7 Henson M A, Seborg D E. An internal model control strategy for nonlinear systems. *America Institute of Chemical Engineering Journal*, 1991, **37**(7): 1065~1081
- 8 Alvarez J, Zazueta S. An internal model controller for a class of single-input single-output nonlinear systems: stability and robustness. *Dynamics and Control*, 1998, **8**(2): 123~124
- 9 Garcia C E, Morari M. Internal model control-2. design procedure for multivariable system. *Industrial Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1985, **24**(2): 472~484
- 10 Garcia C E, Morari M. Internal model control-3. multivariable control law computation and tuning guidelines. *Industrial Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1985, **24**(2): 484~494
- 11 Morari M, Zafiriou E. *Robust Process Control*. New Jersey: Prentice-Hall, 1989

宋夫华 浙江大学工业控制研究所博士研究生. 主要研究方向为复杂系统建模与智能控制. 本文通信作者. Email: sfhxx@163.com
(**SONG Fu-Hua** Ph.D. candidate at the Research Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University. His research interest covers complex system modeling and intelligent control. Corresponding author of this paper.)

李平 浙江大学教授, 主要研究方向为工业过程模型化与智能控制. Email: pli@iipc.zju.edu.cn
(**LI Ping** Professor at the Research Institute of Industrial Process Control, Zhejiang University. His research interest covers industrial process modeling and intelligent control.)