

基于支持向量机的非线性内模解耦控制

宋夫华, 郑恩辉

(中国计量学院 机电工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对非线性内模控制在应用于多变量系统时逆模型难以建立的问题, 提出了支持向量机 α 阶逆系统的内模解耦控制方法. 该方法利用支持向量机辨识非线性系统的逆模型, 并将其串连在原系统之前, 运用逆系统方法的思想, 将一个多变量、非线性、强耦合的复杂系统通过反馈线性化解耦成多个相互独立的单输入单输出的伪线性复合子系统. 对求得的伪线性系统采用内模控制方法进行控制. 仿真试验表明该方法不需要系统精确的数学模型, 较一般的逆系统方法鲁棒稳定性好, 设计简单, 跟踪精度高, 是解决多变量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; 解耦; 鲁棒稳定性

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Nonlinear internal-model control based on support vector machine

SONG Fu-hua, ZHENG En-hui

(College of Mechatronics Engineering, China Jiliang University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: To deal with the difficulties of inverse modeling in the nonlinear multi-variable internal-model control, we propose a new internal-model control method based on the support vector machine -order inverse system method. This method uses support vector machine to identify the inverse model of the system and then cascades the -order inverse model with the original system to decouple the multi-variable, nonlinear and strong coupling system into several composite pseudo-linear subsystems. The internal-model control method is applied to the pseudo-linear subsystems. Simulation results show that the combined method does not require an accurate mathematical model and has the characteristics of better robustness stability, easier application and higher tracking accuracy. It is really one of the available methods for designing multi-variable nonlinear systems.

Key words: support vector machine; nonlinear internal model control; inverse system method; decouple; robust stability

1 引言(Introduction)

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^[1~3]. 虽然逆系统方法具有直观、易于理解的优点, 但它是基于模型的控制, 要求被控对象具有精确的数学模型解析式. 这对复杂多样的非线性系统往往是很困难的. 从逆系统方法的控制原理可以看出, 逆系统方法对模型失配的鲁棒性不尽人意, 而且很多情况下, 直接逆控制器不可物理实现. 因此有必要将其它方法与逆系统方法相结合以补偿逆系统方法在抗干扰性能和控制鲁棒性方面的不足.

在控制系统的文献中, 针对非线性对象的不确定性和抗干扰性能已经提出了好多控制方法. 非线性内模控制(internal model control, IMC)就是其中的一种. IMC由于对干扰和模型失配都具有良好的鲁棒

性, 因而在工业控制中得到了广泛应用^[4~8]. 众所周知, 耦合问题在多变量系统中广泛存在, 这使IMC应用到MIMO系统中要比应用到SISO系统中要复杂的多.

以上两方法的关键均是对对象逆模型的建立, 在非线性控制中, 由于被控非线性对象的复杂多样性, 使之利用常规的辨识方法难以建立精确、统一的数学模型, 系统的逆模型更是难以建立.

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^[9~13]. 文献[9]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化风险最小化准则, 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^[11~15].

本文用支持向量机逼近原系统的 α 阶积分逆系统^[14],比传统的神经网络有更多的优点^[14].对存在建模误差的伪线性系统引入IMC,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 支持向量机的函数拟合特性(Support vector machines-based modeling)

支持向量机回归的基本思想是通过一个非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将数据映射到高维特征空间 F ,然后在这个空间中建立一个线性回归函数,即

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b. \quad (1)$$

式中: $\varphi(\cdot)$ 为非线性函数, w 为权值, b 为阈值. 这样,在高维特征空间的线性回归就对应于低维输入空间的非线性回归.

给定 b 对训练样本集 $(x_k, y_k)_{k=1}^d$,根据统计学理论中的结构风险最小化准则,在特征空间进行最优逼近的应使得风险函数

$$J = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^d L(f(x_i), y_i) \quad (2)$$

最小. 式中: C 为平衡因子, 惩罚函数 $L(\cdot)$ 通常取线性 ε -不敏感损失函数, 定义为

$$L(f(x), y) = \max(0, |f(x) - y| - \varepsilon). \quad (3)$$

通过采用对偶原理、Lagrangian 乘子法及核函数技术,将式(2)的最小风险函数等价如下的二次规划问题:

$$\begin{cases} \min_{w, b, L} J = \sum_{i=1}^d y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) - \varepsilon \sum_{i=1}^d \alpha_i^* - \\ \quad \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^d (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, x_j), \\ \begin{cases} \sum_{i=1}^d (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0, \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in (0, C), i = 1, \dots, d. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

式中: 核函数 $K(\cdot, \cdot)$ 是满足mercer条件^[4]的任意对称函数, 对应于特征空间的点积:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \varphi(x_j). \quad (5)$$

求解上述二次规划问题,可以得到 α_i^* 和 α_i ,根据KKT条件^[4]可得到最优函数拟合方程

$$f(x) = \sum_{i=1}^{nsv} (\alpha_i^* - \alpha_i) K(x_i, x_j) + b. \quad (6)$$

式中: nsv 为支持向量的个数, x_i 为支持向量, $(\alpha_i^* - \alpha_i)$ 为对应的支持向量系数, b 为阈值,可由任意两个支持向量求解.

3 逆系统控制方法(Control method based on inverse system)

对于较一般的非线性MIMO离散系统,假设其输入和输出都是 p 维,其输入和输出差分方程一般可表示为

$$F[Y(k+r), Y_\Sigma, U(k), U_\Sigma] = 0. \quad (7)$$

式中:

$$\begin{aligned} Y(k+r) &= [y_1(k+r_1), y_2(k+r_2), \dots, y_p(k+r_p)]^T, \\ U(k) &= [u_1, u_2, \dots, u_p]^T, \\ Y_\Sigma &= [y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_p]^T, \\ Y_i &= [y_i(k+r_i-1), y_i(k+r_i-2), \dots, \\ &\quad y_i(k+r_i-n_i)]^T, \\ U_\Sigma &= [U_1, U_2, \dots, U_i, \dots, U_p]^T, \\ U_i &= [U_i(k-1), U_i(k-2), \dots, U_i(k-m_i)]^T. \\ i &= 1, 2, \dots, p. \end{aligned}$$

其中: $r = [r_1, r_2, \dots, r_p]$ 为输出 Y 相对输入 U 的时延,一般情况下 $r_i > 0 (i = 1, 2, \dots, p)$.

假设式(7)所示的MIMO离散系统可逆,其 α 阶时延逆系统可表示为

$$U(k) = Q(Y(k+\alpha), Y_\Sigma, U_\Sigma). \quad (8)$$

将其串连在原系统之前,重新定义输入 $\varphi(k) = Y(k+\alpha)$,即 $\varphi_1(k) = Y_1(k+\alpha_1), \dots, \varphi_p(k) = Y_p(k+\alpha_p)$.则复合系统的输入输出关系可简化为

$$G_{ij}(z) = \frac{y_i(z)}{\varphi_j(z)}. \quad (9)$$

对 $i, j = 1, 2, \dots, p$,当 $i = j$ 时, $G_{ij}(z) = z^{-\alpha_i}$; 否则, $G_{ij}(z) = 0$. 由此可见,尽管复合系统内部存在非线性耦合关系,但它的输入输出已呈标准的带有 α 阶时延的线性解耦系统,即原系统被解耦成 p 个相互无关的SISO伪线性时延子系统.

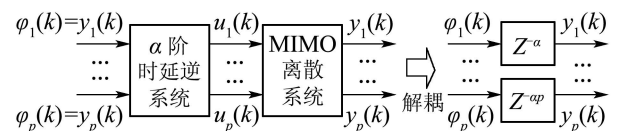


图1 MIMO α 阶时延逆系统与原系统复合成 α 阶时延伪线性复合系统

Fig. 1 MIMO SVM α th-order pseudo-linear composite decoupled system

4 支持向量机 α 阶积分逆系统(α th-inverse system based on support vector machines)

由逆系统方法的原理可知逆系统方法的实现必须满足两个前提条件: 1) 原系统的数学模型式(7)准

确已知: 2) 能从原系统的数学模型求出 $u(k)$ 的显示表示式(8), 然而这在实际应用中是很困难甚至做不到的. 因此, 通过输入输出数据辨识出 α 阶逆系统的结构对逆系统方法的实现更有实用价值. 而SVM就是解决此问题的有效手段.

由于SVM只能用于单输出函数的逼近问题, 为了实现多输入多输出对象的模型辨识, 必须对每个输出分别设计相应的学习机. 图2为 p 输入 p 输出的SVM逆系统解耦控制结构. 其实现步骤如下:

1) 确定适当的激励信号: 因为原系统的模型参数未知, 应选取足够丰富的激励信号作为系统的输入信号, 如白噪声、正弦、方波等.

2) 由于支持向量机只能用于单输出函数的逼近问题, 为了实现多输入多输出对象的模型辨识, 必须针对每个输出量分别设计相应的学习机. 给原系统施加激励信号, 得到相应的输入输出样本数据, $X_i^j, u_i^j (j = 1, 2, \dots, p, i = 1, 2, \dots, d), u_i^j = u^j(i)$. 这里拟合因子 X^j 由 $Y(k + \alpha), Y_\Sigma, U_\Sigma$ 组成.

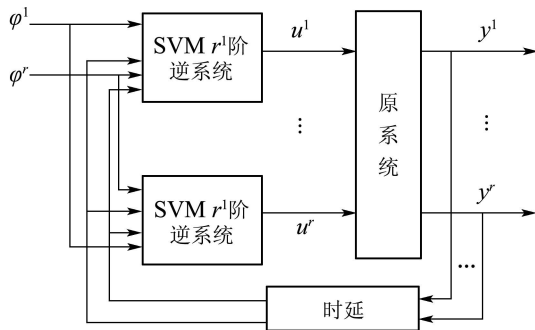


图2 p 输入- p 输出的SVM逆系统解耦控制结构

Fig. 2 SVM inversion decoupled control with p -input- p -output

3) 通过对 p 个SVM的学习, 获得相应的输入向量系数 α_i^j (这里把系数为零的也放在公式里) 和阈值 b_j , 根据当前的输入 X^j , 可以辨识出 α 阶逆模型的输出

$$u^j(k) = g[X^j] = \sum_{i=1}^d y_i((\alpha_i^j)^* - \alpha_i^j) \cdot (\Phi(X_i^j) \Phi(X^j)) + b^j = \sum_{i=1}^d y_i((\alpha_i^j)^* - \alpha_i^j) \cdot K(x_i^j X^j) + b^j.$$

将求得的基于支持向量机 α 阶逆系统串连在原系统之前构成伪线性复合系统, 该复合系统基本上实现了输入输出线性化.

5 基于逆系统方法的内模控制(IMC based on inverse system)

由于由逆系统方法获得的伪线性系统不存在反馈, 本文将内模控制引入伪线性系统, 以完成对伪线性系统的综合, 如图3所示. 图3中, $\tilde{G}_p(z)$ 为过程模型的传递函数矩阵; $G_{IMC}(z)$ 内模控制器的传递函数

矩阵; $d(z)$ 为干扰向量; $y_r(z)$ 给定值向量; $F(z)$ 为滤波器, 改善IMC系统的鲁棒性, 同时滤波器还可以起到柔化控制、平滑输出响应的作用. 由于采用逆系统方法求出的伪线性系统基本上线性化, 则多变量过程的离散形式模型可表示为

$$y(z) = G(z)m(z) + d(z). \quad (10)$$

式中

$$G(z) = \begin{pmatrix} z^{-\tau_1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & z^{-\tau_p} \end{pmatrix}. \quad (11)$$

由于伪线性系统 $G_p(z)$ 已基本线性化, 在图3的结构中, $\tilde{G}_p(z)$ 通常只要选为由系统相对阶构成的时延对角阵, 即

$$\tilde{G}_p(z) = \begin{pmatrix} z^{-\alpha_1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & z^{-\alpha_p} \end{pmatrix}. \quad (12)$$

当存在模型失配时, 为确保稳定性, 引入滤波器 $F(z)$. 通过选择足够大的滤波器时间常数, 可以确保系统在任何模型失配条件的闭环稳定性. 而对于鲁棒性而言, 则只要选择对角化一阶指数滤波器, 且具有指数形式

$$F(z) = \text{diag} \left\{ \frac{1 - \alpha_i}{1 - \alpha_i z^{-1}} \right\}, \quad 0 \leq \alpha_i < 1, \quad i = 1, \dots, p. \quad (13)$$

选择 $G_{IMC}(z)$ 为参考模型的左逆阵, 则存在一个 α^* , $0 \leq \alpha_i < 1$, 使得系统对所有的开区间 $\alpha^* \leq \alpha_i < 1, i = 1, \dots, p$ 中的 α_i 是闭环稳定的^[16].

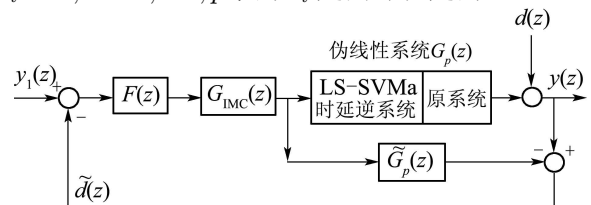


图3 基于逆系统方法内模控制结构

Fig. 3 The structure of IMC based on inverse system method

6 仿真研究(Simulation results)

考察如下MIMO离散非线性系统:

$$y_{1p}(k) = \frac{0.7y_{1p}(k-1) \sin y_{1p}(k-2)}{1 + y_{1p}^2(k-1) + y_{2p}^2(k-2)} + 0.3u_1(k-2) + u_1(k-1) + 0.2u_2(k-2), \quad (14)$$

$$y_{2p}(k) = \frac{0.5y_{2p}(k-1) \sin y_{2p}(k-2)}{1 + y_{2p}^2(k-1) + y_{1p}^2(k-2)} + 0.5u_2(k-2) + u_2(k-1) + 0.2u_1(k-2). \quad (15)$$

假设原系统(13)(14)的精确数学模型未知, 仅知

道系统可逆且 $r_1 = 1, r_2 = 1, n_1 = 2, n_2 = 2, m_1 = 1, m_2 = 1$.

对原系统两个输入端施加白噪声序列, 得到400个非线性系统的输入输出数据序列. 其中200个数据用作训练集, 其余数据用作测试集, 使用SVM很容易辨识构造原系统的 $\alpha = 1, 1$ 阶逆系统. SVM辨识逆系统时, 采用径向基核函数 $C = 100, \varepsilon = 0.01$, 拟合因子分别取为

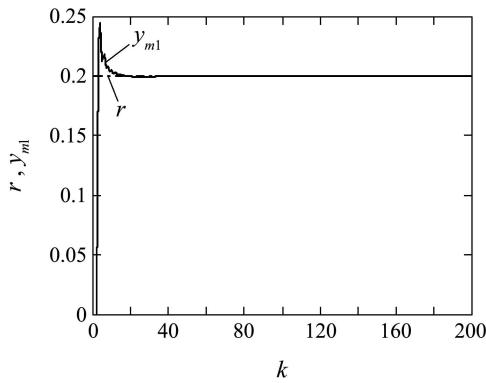
$$\begin{aligned} X^1 &= [\varphi_1, \varphi_{1p}(k-1), \varphi_{1p}(k-2), \varphi_{2p}(k-2), \\ &\quad u_1(k-2), u_2(k-2)], \\ X^2 &= [\varphi_2, \varphi_{2p}(k-1), \varphi_{2p}(k-2), \\ &\quad \varphi_{2p}(k-2), u_2(k-2), u_2(k-2)]. \end{aligned}$$

由系统的相对阶 $\alpha = 1, 1$, 因此取内部模型为

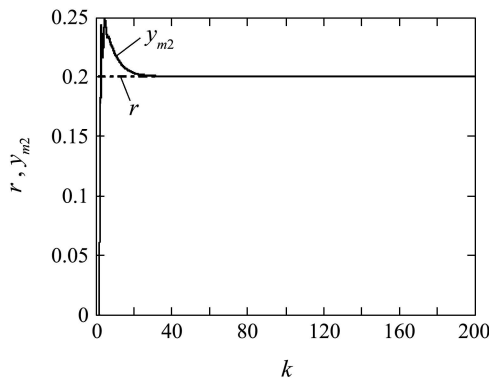
$$G_m(z) = \begin{pmatrix} \frac{1}{z} & \\ & \frac{1}{z} \end{pmatrix}. \quad (16)$$

内模控制器 $G_c(z) = F(z)G_m^{-1}(z)$, 滤波器 $F(z) = \text{diag}\{\frac{1-\alpha_i}{1-\alpha_i z^{-1}}\}$, $0 \leq \alpha_i < 1, i = 1, \dots, p$.

本例中, $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.88$. 闭环系统的阶跃响应图4所示. 其中 r 为给定输入, y_{m1} 为闭环系统实际输出, 以下同.



(a) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m1} 的阶跃响应



(b) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m2} 的阶跃响应

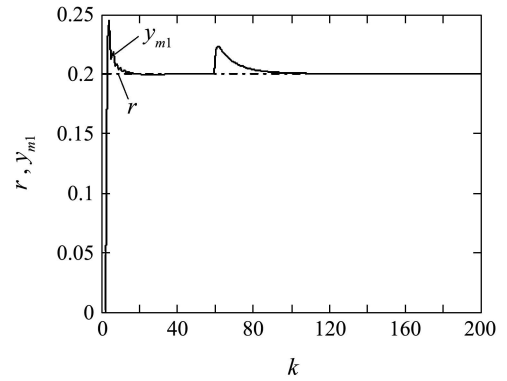
图4 系统的阶跃响应

Fig. 4 The step response of the closed system

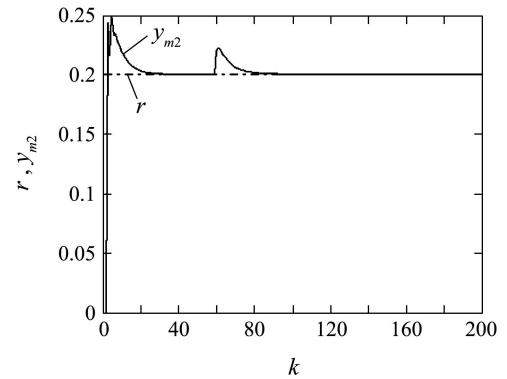
由阶跃响应知, 闭环系统达到了很好的跟踪效果, 且该多变量、强耦合的非线性系统已经解耦, 即闭环系统实现了内模解耦控制.

1) 系统抑制扰动的能力.

图5是 $k > 60$, 系统受到外界幅值为 $d = \begin{pmatrix} 0.02 \\ 0.02 \end{pmatrix}$ 的强干扰时, 系统的阶跃及方波响应. 由图5可看出, 内模控制系统对阶跃扰动具有良好的抑制能力.



(a) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m1} 的阶跃响应



(b) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m2} 的阶跃响应

图5 系统受恒值干扰时的阶跃响应

Fig. 5 The simulation result when suffered constant disturbance

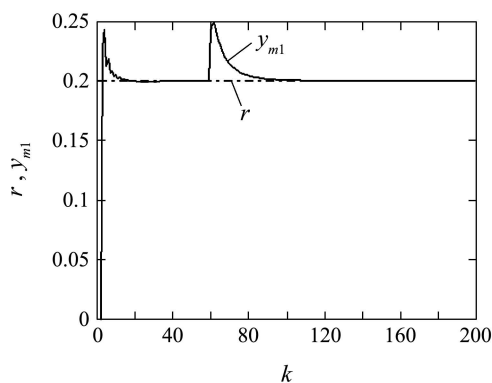
2) 非线性系统参数发生变化时的鲁棒性.

设在步长 $k > 60$ 时, 系统在受到干扰 $d = \begin{pmatrix} 0.02 \\ 0.02 \end{pmatrix}$ 的同时, 非线性系统的参数亦发生了变化, 即时非线性系统变为

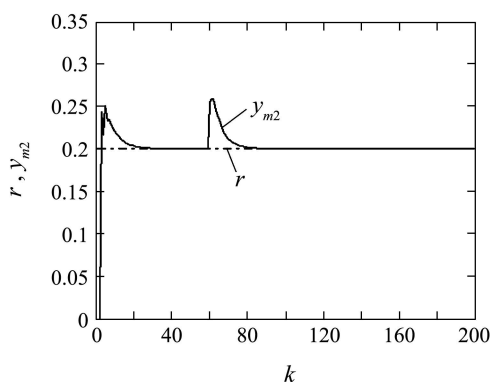
$$\begin{aligned} y_{1p}(k) &= \frac{0.7y_{1p}(k-1) \sin y_{1p}(k-2)}{1 + y_{1p}^2(k-1) + y_{2p}^2(k-2)} + 0.4u_1(k-2) + \\ &\quad u_1(k-1) + 0.3u_2(k-2), \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} y_{2p}(k) &= \frac{0.5y_{2p}(k-1) \sin y_{2p}(k-2)}{1 + y_{2p}^2(k-1) + y_{1p}^2(k-2)} + 0.6u_2(k-2) + \\ &\quad u_2(k-1) + 0.4u_1(k-2). \end{aligned} \quad (18)$$

由仿真结果(图6)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.



(a) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m1} 的阶跃响应



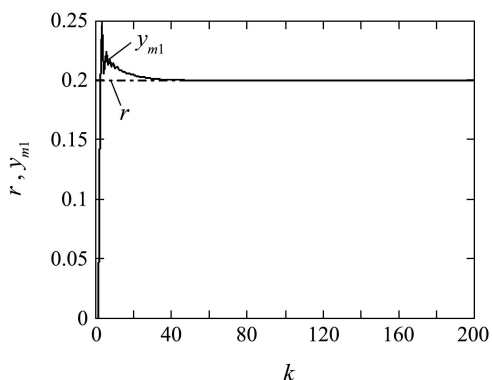
(b) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m2} 的阶跃响应

图6 非线性系统参数发生变化时的阶跃响应

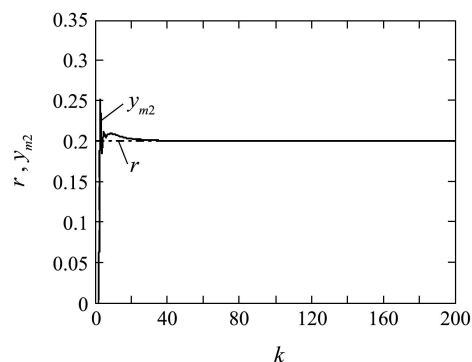
Fig. 6 Step response of the nonlinear system when the parameters are changed

3) 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 $\alpha = 1, 1$ 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, 闭环系统的阶跃响应如图7所示. 由图可以看出, 内模控制对建模误差同样具有良好的鲁棒性.



(a) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m1} 的阶跃响应



(b) 当 $r = 0.2$ 时, y_{m2} 的阶跃响应

图7 存在建模误差时的方波响应

Fig. 7 The simulation result when modeling error exists

7 结语(Conclusion)

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, 可以得到一下结论:

- 1) SVM能很好的进行非线性系统的逆模型辨识;
- 2) 支持向量机 α 阶逆系统内模控制, 可以实现非线性多变量强耦合系统的解耦, 具有良好的跟踪精度, 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解耦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.

参考文献(References):

- [1] 李春文, 冯元琨. 变量非线性控制的逆系统方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1991.
- [2] 何丹. 非线性系统控制的神经网络逆系统方法[D]. 南京: 东南大学, 1999.
- [3] DAI X Z, HE D, ZHANG X, et al. MIMO system invertible and decoupling control strategies based on ANN α th-order inversion[J]. *IEEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 2001, 148(2): 60 – 64.
- [4] HENSON M A, SEBORG D E. An internal model control strategy for nonlinear systems[J]. *America Institute of Chemical Engineering Journal*, 1991, 37(7): 1065 – 1081.
- [5] ALVAREZ J, ZAZUETA S. An internal model controller for a class of single-input single-output nonlinear systems: Stability and robustness[J]. *Dynamics and Control*, 1998, 8(2): 123 – 124.

(下转第1076页)

Decision and Control. San Diego, USA: IEEE Press, 2006: 4775 – 4780.

- [8] LIN R, YANG F, CHEN Q. Design of robust non-fragile H_∞ controller based on Delta operator theory[J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2007, 5(4): 404 – 408.
- [9] XIE L, FU M, DE SOUZA C E. H_∞ control and quadratic stabilization of systems with parameter uncertainty via output feedback[J]. *IEEE Transactions on Automation Control*, 1992, 37(8): 1253 – 1256.

作者简介:

王 武 (1973—), 男, 副教授, 博士, 目前研究方向为网络化系统的控制与滤波、非脆弱控制, E-mail: wangwu@fzu.edu.cn;

郭祥贵 (1982—), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为非脆弱控制器及滤波器设计;

冉华军 (1972—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为非脆弱控制器及滤波器设计;

杨富文 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为鲁棒控制、鲁棒滤波、迭代学习控制等.

(上接第1071页)

- [6] GARCIA C E, MORARI M. Internal model control-2: Design procedure for multivariable system[J]. *Industrial Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1985a, 24(2): 472 – 484.
- [7] GARCIA C E, MORARI M. Internal model control 3: Multivariable control law computation and tuning guidelines[J]. *Industrial Engineering Chemistry Process Design and Development*, 1985b, 24(2): 484 – 494.
- [8] 张智焕, 王树青. 非线性系统的多内模控制[J]. 浙江大学学报(工学版), 2003, 37(1): 56 – 59.
(ZHANG Zhihuan, WANG Shuqing. Multiple internal model design for nonlinear system[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2003, 37(1): 56 – 59.)
- [9] VAPNIK V N. *Statistical Learning Theory*[M]. New York: John Wiley Press, 1998.
- [10] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, 9(3): 293 – 300.
- [11] SUYKENS J A K, LULAS L, VANDEWALLE J. Sparse approximation using least squares support vector machine[C]//*IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Switzerland: Geneva, 2000, 2: 757 – 760.
- [12] SUYKENS J A K. Support vector machines: A nonlinear modeling and control perspective[J]. *European Journal of Control*, 2001, 7(2/3): 311 – 327.

- [13] 王宇红, 黄德先, 高东杰, 等. 基于支持向量机的非线性预测控制技术[J]. 信息与控制, 2004, 33(2): 33 – 140.

(WANG Yuhong, HUANG Dexian, GAO Dongjie, et al. Nonlinear predictive control based on support vector machine[J]. *Information and Control*, 2004, 33(2): 133 – 140.)

- [14] SONG F H, LI P. MIMO decoupling control based on support vector machines th-order inversion[C]//*Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA'2006)*. [S.l.]: [s.n.], 2006, 1(21/23): 1002 – 1006.

- [15] 钟伟民, 皮道映, 孙优贤. 基于支持向量机的直接逆模型辨识[M]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 307 – 310.

(ZHONG Weimin, PI Daoying, SUN Youxian. Support vector machine based direct inverse-model identification[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 307 – 310.)

- [16] MORARI M, ZAFIRIOU E. *Robust Process Control*[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1989.

作者简介:

宋夫华 (1977—), 男, 博士, 研究方向为复杂系统建模与智能控制, E-mail: sfhxx@163.com;

郑恩辉 (1975—), 男, 研究方向为(代价敏感)数据挖掘、复杂系统建模与控制, E-mail: ehzheng@cjlu.edu.cn.