第 25 卷第 5 期
2008 年 10 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 25 No. 5
Oct. 2008

文章编号: 1000−8152(2008)05−0905−03

非线性不确定系统的OS-LSSVMR内模控制

王定成[1,2], 姜 斌[2]

(1. 南京信息工程大学 计算机与软件学院, 江苏 南京 210044; 2. 南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对非线性、不确定性对象内模控制不易精确建模的问题, 提出OS-LSSVMR(online-sparse-least-squares-support-vector-machines-regression)在线调整模型的内模控制方法. 首先介绍一种具有在线建模和稀疏性解的OS-LSSVMR; 再采用OS-LSSVMR建立内模控制的正向模型, 对模型可逆并且唯一的非线性系统设计逆模控制器; 在模型偏离被控对象时在线修正正逆模型. 仿真表明, 该方法对非线性不确定性系统具有较好的实时性、鲁棒性和在线校正功能.

关键词: 非线性; 不确定; 在线; 稀疏; 最小二乘支持向量机回归; 内模控制
中图分类号: TP18 **文献标识码**: A

OS-LSSVMR internal model control for nonlinear uncertain systems

WANG Ding-cheng[1,2], JIANG Bin[2]

(1. Institute of Computer and Software, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China;
2. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: The internal model control (IMC) based on the online-sparse-least-squares-support-vector-machines-regression (OS-LSSVMR) is proposed to tackle the difficulty in constructing the accurate model for the nonlinear uncertain system. The OS-LSSVMR with sparse resolution for the online modeling is introduced, and is applied to construct the forward internal model of the plant. The controller based on the backward internal model of the plant is also developed for the reversible system. Both forward and backward models will be automatically modified online when they deviate from the plant. The simulation shows that, for an uncertain nonlinear system, this control method provides a better real-time performance and robustness, as well as the online modification ability.

Key words: nonlinear; uncertain; online; sparsity; least squares support vector machines regression (LSSVMR); internal model control

1 引言 (Introduction)

在实际系统中由于系统参数发生变化或建模不精确等因素, 不确定性是经常存在的. 内模控制具有调节性能好、鲁棒性强以及能消除不可测干扰的影响等特点, 但内模控制的稳定性与控制效果取决于模型与被控过程的匹配情况, 因此提高正逆模型的精度有助于非线性不确定性系统的控制. 由于对被控过程要求较低, 神经网络[1]是在非线性内模控制中用得比较多的一种方法, 但局部极小点、过学习和模型较复杂等不足降低了其应用的效果.

支持向量机的模型结构简单、推广性好等特点[2], 适合设计内模控制. 文献[3]的研究取得了较好的效果, 但由于实际被控对象的非线性和不确定性, 已经建立的模型需要在运行过程中不断地进行调整, 以便进行较为精确、可靠的控制. 本文研究在线稀疏最小二乘支持向量机内模控制的目的是解决SVMR内模控制的在线学习问题, 从而解决实际系统的非线性不确定性控制问题.

2 OS-LSSVMR算法 (OS-LSSVMR algorithm)

OS-LSSVMR是采用文献[4]引入的字典概念, 改进的LSSVMR.

对于样本数据

$$(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_N,y_N),x_i,y_i\in\mathbb{R},$$

采用最小二乘支持向量机回归进行估计, 有

$$\min\frac{1}{2}\|w\|^2+\gamma\sum_{i=1}^{N}e_i^2. \tag{1}$$

约束条件为

$$y_i=w^{\mathrm{T}}+\varphi(x_i)+b+e_i,i=1,\cdots,N. \tag{2}$$

相应的Lagrangian形式为

$$L=\frac{1}{2}\|w\|^2+\gamma\sum_{i=1}^{N}e_i^2+\sum_{i=1}^{N}\alpha_i\{w^{\mathrm{T}}+\varphi(x_i)+$$

收稿日期: 2006−08−24; 收修改稿日期: 2007−09−11.
基金项目: 江苏省高等学校自然科学研究资助项目(06KJB210049); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2007195); 国家自然科学基金资助项目(60574083).

$$b + e_i - y_i\}. \tag{3}$$

由KKT条件[2] 得最小二乘支持向量机回归的解

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_i K(x_i, x) + b. \tag{4}$$

LSSVMR的解不具有稀疏性.

定理 1 对于最小二乘支持向量机的解(4), 若支持向量样本存在以下关系:

$$K(x_k, x) = \sum_{i=1, i\neq k}^{N} c_i K(x_i, x), \tag{5}$$

式中c_i为常系数, 且不全为0, 则式(4)可以表示为[4]

$$f(x) = \sum_{i=1, i\neq k}^{N} \beta_i K(x_i, x) + b. \tag{6}$$

这里$\beta_i = c_i + \alpha_i$.

定义 1 样本字典: $\exists\, x_t$, 将其映射到高维空间: $x_t \to \phi(x_t)$, 存在m个线性无关的基向量$\{\phi(\tilde{x}_j)\}_{j=1}^{m}$满足条件

$$\delta_t = \phi(x_t) - \sum_{j=1, j\neq k}^{m} a_{t,j}\phi(\tilde{x}_j), \tag{7}$$

当且仅当$a_{t,1}, a_{t,2}, \cdots, a_{t,m}$等于0时成立, 则称这$m$个样本基矢量组成的集合为样本字典[4].

根据定理1, 可以用样本字典里的样本代替所有训练样本, 达到减少训练样本和支持向量的目的. 对于x_t, 理论上应该采用式(7)来判断相关性, 但在实际应用中考虑到样本数目、模型精度等因素, 式(7)右边用小于或等于ν 的形式(ν 为小的正实常数), 左边加上正则项$\rho\|a_t\|^2$, ρ为正实常系数, $a_t = (a_{t,1}, a_{t,2}, \cdots, a_{t,m})$.

最小化δ_t, 就可以求出输入样本x_t的系数[7], 有

$$a_t = (\tilde{K} + \rho I)^{-1}\tilde{K}_t, \tag{8}$$

相应地,

$$\delta_t = K_{tt} - \tilde{K}_t a_t. \tag{9}$$

其中:

$$[\tilde{K}]_{i,j} = K(\tilde{x}_i, \tilde{x}_j), K_{tt} = K(x_t, x_t),$$
$$(\tilde{K}_t)_i = K(x_t, \tilde{x}_i), i, j = 1, 2, \cdots, m.$$

式(4)中的α_i 就是字典样本的系数, 按下式计算

$$\Delta\alpha = \eta A^{\mathrm{T}}(|y - f|). * (y - f)), \tag{10}$$

其中: η 是小的正学习速率常数, 式(10) “.*” 表示矩阵相对应的元素相乘. 算法的收敛性见文献[7]. 根据文献[4], 当$\nu \to 0$时, 有

$$f(x_t) = \sum_{i=1}^{m} \tilde{\alpha}_i K(\tilde{x}_i, x_t). \tag{11}$$

3 OS-LSSVMR内模控制(OS-LSSVMR internal model control)

内模控制主要由内部模型、内模控制器以及输入、反馈通道的滤波器等组成. 系统的正向模型与实际系统并联, 两者输出之差被用作反馈信号, 由前向通道的滤波器并行处理.

对于一个确定的离散单输入单输出非线性系统

$$y(k+1) = f(y(k), \cdots, y(k-n), u(k), \cdots, u(k-m)),$$
$$y \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^m, m \leqslant n, \tag{12}$$

其中u和y分别代表对象的控制输入和系统的输出, 构造学习样本集$(X_m(k), y(k+1))$, 其中$X_m(k) = (y(k), \cdots, y(k-n), u(k), \cdots, u(k-m))$. 采用OS−LSSVMR建立内模控制结构的内部模型

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^{m_m} \tilde{\alpha}_{mi} K(\tilde{X}_m(i), X_m(k)), \tag{13}$$

其中m_m为正向建模的字典样本数. $\tilde{\alpha}_m$ 按照式(10)进行调整.

定理 2 如果式(12)对于$u(k)$是严格单调的, 那么系统在$[y(k), \cdots, y(k-n), u(k), \cdots, u(k-m)]^{\mathrm{T}}$处是可逆的[5].

对于可逆系统, 构造训练样本数据集$(X_c(k), u(k))$, 其中:

$$X_c(k) = (y_r(k+1), y(k), \cdots, y(k-n), u(k-1), \cdots, u(k-m)),$$
$$y_r(k+1) = w(k+1) - e(k+1),$$

$e(k+1)$为经过滤波器后的误差(见式(16)). 采用OS − LSSVMR方法建立逆模型

$$u(k) = \sum_{i=1}^{m_c} \tilde{\alpha}_{ci} K(\tilde{X}_c(i), X_c(k)), \tag{14}$$

其中m_c为逆向建模的字典样本数. $\tilde{\alpha}_c$按照式(10)进行调整.

内模控制的反馈滤波器[6]为

$$G_f(z^{-1}) = \frac{1 - \alpha_f}{1 - \alpha_f z^{-1}}, 0 \leqslant \alpha_f < 1, \tag{15}$$

经过滤波器后的误差为

$$e(k+1) = \alpha_f e(k) + (1 - \alpha_f)e(k-1), \tag{16}$$

OS − LSSSVM内模控制算法叙述如下:

1) 选择正向和逆向模型的参数. 通常采用RBF核函数; 学习速率常数取0.1 ∼ 1之间的数; ν值的选择通常比较小(10^{-4}量级);

2) 计算内模控制控制量$u(k)$;

3) 测量过程的输出, 判断过程的不确定性. 若模型预测误差较大, 则转4, 否则转5;

4) 采用式(10)在线修正逆向模型;

5) 返回2重复执行.

4 仿真与分析(Simulation and analysis)

设有非线性不确定系统

$$\begin{cases} \dot{y} = -0.2(\sin\ y - \cos\ y) - y/(1+y^2) + \\ \qquad (k_c \sin\ y \cos\ y^2 + 0.8)u, \\ y(0) = 0. \end{cases} \tag{17}$$

易证式(17)是单调的, 根据定理2可知系统是可逆的. 假定系统是参数不确定的, 在$k = 160$时模型的参数发生变化(k_c从0.4变成0.6). 内模控制的$G_f = 1$, $\alpha_f = 0.6$. 核函数为RBF, 核的参数正模型$\sigma_m = 1.3$, 逆模型$\sigma_c = 1$; 正逆模型的ν 都为0.0001, γ都为0, $\eta_m = 0.8$, $\eta_c = 0.8$. 对比实验采用SOG-SVR (sparse online greedy support vector regression) 的内模控制, SOG-SVR内模控制结构与OS-LSSVMR内模控制相同, 不同的是采用SOG-SVR进行正逆模型的建模. 关于SOG-SVR的内容, 请参考文献[4]. 参数选择如下: 正逆模型的核函数为RBF, 核的宽度σ 都为1, ν 都为0.0001, γ 都为0, ε为0.001, 正模型的$\eta_c = \eta_c^* = 0.2$, 逆模型的$\eta_m = \eta_m^* = 0.2$, 参数$C = \infty$. 仿真结果如图1, 2所示.

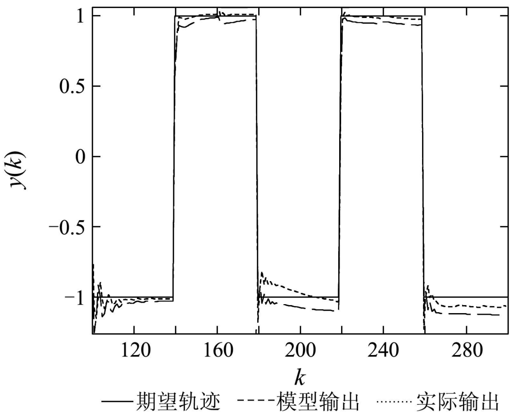

图 1 SOG-SVR内模控制效果

Fig. 1 Result of SOG-SVR IMC

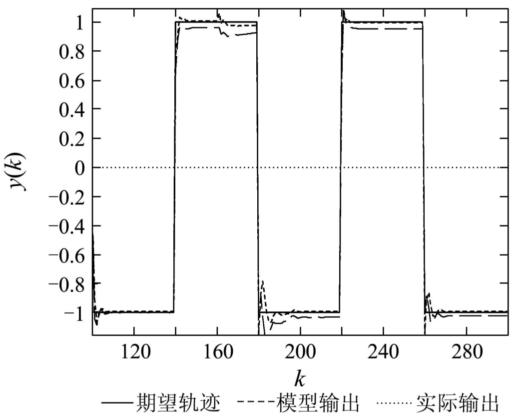

图 2 OS-LSSVMR内模控制效果

Fig. 2 Result of OS-LSSVMR IMC

图1为SOG-SVR控制的效果, 图2为OS-LSSVMR控制的效果. 图中纵坐标为无量纲的量, 横坐标为序贯加入测试样本的序号. 由于图中没有出现训练样本, 所以起始位置是第101个样本. SOG-SVR模型预测值与实际值标准方差为0.0687, 参考值与实际值的标准方差为0.0776, OS-LSSVM模型与实际值标准方差为0.0531, 参考值与实际值标准方差为0.0625. 从仿真结果可以看出, 在系统参数发生变化时, OS-LSSVMR内模控制能较快地校正模型, 效果较好.

5 结论(Conclusion)

采用OS-LSSVMR的内模控制可以减少训练样本和支持向量的数目, 从而保证训练与控制的实时性. 并且, OS-LSSVMR及时调整非线性不确定被控对象模型, 保证了控制的精度和稳定性. 非线性不确定系统的仿真说明了这种方法具有较好的鲁棒性、稳定性及在线调整的功能. 因此, 可以进一步应用于实际的不确定非线性系统的研究, 如故障诊断与容错控制[8].

参考文献(References):

[1] POTTMANN M, JORGL H P. Radial basis function networks for internal model control[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 1995, 70(2/3): 283 – 298.

[2] DRUCKER H, BURGES C J C, KAUFMAN L, et al. Support vector regression machines[C] // *Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge, MA: MIT Press, 1997, 9: 155 – 161.

[3] 王定成, 方廷健. 一种基于支持向量机的内模控制方法[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 85 – 88.
(WANG Dingcheng, FANG Tingjian. Internal model control approach based on support vector machines[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 22(1): 85 – 88).

[4] YAAKOV E, SHIE M, RON M. Sparse online greedy support vector regression[C] // *Proceedings of the 13th European Conference on Machine Learning*, Berlin: Springer-Verlag, 2002: 84 – 96.

[5] HUNT K J, SBARBARO D. Neural networks for non-linear internal model control[J]. *IEE Proceedings D*, 1991, 138(5): 431 – 438.

[6] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防科技出版社, 1993.
(XI Yugeng. *Predictive Control*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1993.)

[7] 王定成, 姜斌. 在线稀疏最小二乘支持向量机的研究[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 132 – 137.
(WANG Dingcheng, JIANG Bin. Online sparse least squares support vector machines regression[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(2): 132 – 137.)

[8] JIANG B, STAROSWIECKI M, COCQUEMPOT V. Fault diagnosis based on adaptive observer for a class of nonlinear systems with unknown parameters[J]. *International Journal of Control*, 2004, 77(4): 415 – 426.

作者简介:

王定成 (1967—), 男, 博士, 硕士生导师, 副研究员, 主要从事智能计算与智能控制理论及应用的研究, E-mail: dcwang2005@126.com;

姜 斌 (1966—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事智能控制与故障诊断等方面的研究, E-mail:binjiang@nuaa.edu.cn.