

文章编号: 1000-8152(2009)03-0313-03

## 基于子空间辨识的模型预测控制策略及其应用

孙 磊, 金晓明

(浙江大学 工业控制技术国家重点实验室; 浙江大学 先进控制研究所, 浙江 杭州 310027)

**摘要:** 针对化工过程中普遍存在的非线性和时变特性, 提出了一种基于递推子空间辨识的自适应预测控制策略. 用子空间辨识法得到的预测模型作为初始模型, 通过比较初始模型和在线更新模型的匹配误差, 选择匹配误差较小的预测模型计算过程的输入, 从而提高了模型精度. 通过模拟移动床过程控制的仿真试验, 表明该方法具有较强的鲁棒性和抗干扰能力.

**关键词:** 子空间辨识; 自适应控制; 匹配误差; 模拟移动床

**中图分类号:** TP273      **文献标识码:** A

## Model-predictive-control based on subspace identification and its application

SUN Lei<sup>1</sup>, JIN Xiao-ming<sup>2</sup>

(National Key Laboratory of Industrial Control Technology; Institute of Advanced Process Control,  
Zhejiang University, Hangzhou Zhejiang 310027, China)

**Abstract:** To deal with the nonlinearity and time-varying characteristics in the processes of chemical industry, an adaptive-predictive-control strategy based on the recursive subspace identification is proposed. The predictive models obtained from the subspace identification are considered the initial models, which are compared with the online updated model to generate matching errors. The model with the smallest matching error is selected for use in calculating the process control input, thus improving the model accuracy. The control simulations of a simulated moving bed(SMB) show that the method is robust to the system parameters perturbation and efficient in attenuating external disturbance.

**Key words:** subspace identification; adaptive control; matching error; simulated moving bed

### 1 引言(Introduction)

化工生产过程中普遍存在着—类强非线性, 并且参数时变的被控过程, 当其在—大范围工作时, 不可避免的存在建模误差, 从而导致被控过程性能降低或失稳. 目前, 对这类过程的控制还是以PID控制为主结合复杂控制<sup>[1]</sup>. 另外, 多模型方法是解决非线性系统建模与控制问题的一种比较有效的方法<sup>[2]</sup>, 但是由于有些过程难于建立精确的模型集, 无法达到最优化控制的目的.

针对上述问题, 本文提出了一种基于递推子空间辨识的自适应预测控制策略. 该控制策略通过在线测量输入输出数据, 利用消减指数窗的方法更新预测模型参数, 通过比较匹配误差函数的大小对模型进行切换, 从而使模型失配达到最小. 将该控制策略应用于模拟移动床(SMB)色谱分离过程的控制, 获

得了良好的控制效果.

### 2 基于子空间辨识的预测控制策略(Model predictive control strategy based on subspace identification)

作为传统辨识方法的一个有益补充, 子空间模型辨识法(SMI)近年来获得了广泛的关注<sup>[3]</sup>. 它的特点是直接由输入输出数据辨识线性时不变状态空间模型, 并且从中间过程直接得到预测模型, 所以它非常适合用于预测控制.

在子空间辨识法中根据已测得输入输出数据 $u_k$ 和 $y_k(k = 1, 2, \dots, 2i + j - 1)$ , 建立Hankel矩阵 $U_p$ 和 $U_f$ ,  $Y_p$ 和 $Y_f$ , 由状态空间模型递归迭代可以得到预测输出<sup>[5]</sup>:

$$Y_f = \Gamma_N X_f + H_N U_f + H_{NS} E_f. \quad (1)$$

其中:  $I_N$ 为扩展可观测阵,说明当前状态对未来输出的影响,  $X_f$ 为未来的状态序列,  $H_N$ 表明未来输入对未来输出的影响,  $E_f$ 代表过程和测量噪声,  $H_{NS}$ 表明其对未来输出的影响.

$Y_f$ 的最优预测值可由 $Y_f$ 的行空间到 $[W_p^T \ U_f^T]^T$ 的行空间的正交投影得到

$$Y_f = Y_f / \begin{pmatrix} W_p \\ U_f \end{pmatrix} = L_w W_p + L_u U_f. \quad (2)$$

可以通过QR分解来实施这种正交投影:

$$\begin{pmatrix} W_p \\ U_f \\ Y_f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{11} & 0 & 0 \\ R_{21} & R_{22} & 0 \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_1^T \\ Q_2^T \\ Q_3^T \end{pmatrix} = R^T Q^T. \quad (3)$$

其中:  $R$ 为上三角阵,  $Q$ 为正交矩阵, 其中 $L_w, L_u$ 可由 $R$ 阵求得. 根据文献[4]中提出的方法, 将噪声模型加入系统模型中, 得到用输入增量表示的预测输出:

$$\hat{y}_f = y_t + S_w L_w \Delta w_p + L_u S_u \Delta u_f. \quad (4)$$

其中:

$$y_t = [y(k) \ y(k) \ \cdots \ y(k)]_{1 \times p}^T,$$

$$S_w = \begin{pmatrix} I_y & 0 & \cdots & 0 \\ I_y & I_y & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_y & I_y & I_y & I_y \end{pmatrix}, \quad S_u = \begin{pmatrix} I_u & 0 & \cdots & 0 \\ I_u & I_u & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_u & I_u & I_u & I_u \end{pmatrix},$$

$I_y$ 为 $p \times p$ 单位阵,  $I_u$ 为 $m \times m$ 单位阵.

将式(4)代入GPC目标函数可求得相应的控制量变化为

$$\Delta u_f = (S_{P,M}^T S_{P,M} + R_\Delta)^{-1} S_{P,M}^T (r_f - F). \quad (5)$$

其中:  $S_{P,M} = L_u S_u$ ,  $R_\Delta$ 为控制增量权重,  $F = y_t + S_w L_w \Delta w_p$ . 只将控制增量序列的第一个值作为过程的输入增量, 下一个时刻重新计算过程输入. 令 $\Delta u_k = \Delta u_f(1)$ , 则 $k$ 时刻的过程输入为

$$u_k = u_{k-1} + \Delta u_k. \quad (6)$$

### 3 基于在线递推辨识模型的自适应预测控制策略(Adaptive predictive control strategy based on on-line recursive identification model)

很多时候被控对象工作在某一操作点附近时, 可以把它看作线性系统, 但大多数化工生产过程具有很强的非线性和时变特性, 再用固定的线性模型设计控制器, 就会导致控制性能下降, 甚至难以达到稳定. 本文在消减指数窗方法<sup>[5]</sup>的基础上提出了一种通过比较模型匹配误差来切换和更新模型的策略. 假设一组新的输入输出数据向量为

$$\phi_{w_p}(t+1) = [y_{t-P+1}^T \ \cdots \ y_t^T, u_{t-P+1}^T \ \cdots \ u_t^T]^T,$$

$$\phi_{u_f}(t+1) = [u_{t-P+2}^T \ \cdots \ u_{t+1}^T]^T,$$

$$\phi_{y_f}(t+1) = [y_{t-P+2}^T \ \cdots \ y_{t+1}^T]^T,$$

将新得到的数据添加到 $R$ 阵的最后一列, 通过一系列Givens变换求得如下的下三角阵:

$$\begin{pmatrix} \sqrt{\lambda} R_{11}(t) & 0 & 0 & \varphi_{w_p}(t+1) \\ \sqrt{\lambda} R_{21}(t) & \sqrt{\lambda} R_{22}(t) & 0 & \varphi_{u_f}(t+1) \\ \sqrt{\lambda} R_{31}(t) & \sqrt{\lambda} R_{32}(t) & \sqrt{\lambda} R_{33}(t) & \varphi_{y_f}(t+1) \end{pmatrix} P = \begin{pmatrix} R_{11}(t+1) & 0 & 0 & 0 \\ R_{21}(t+1) & R_{22}(t+1) & 0 & 0 \\ R_{31}(t+1) & R_{32}(t+1) & R_{33}(t) & \varphi'_{y_f}(t+1) \end{pmatrix}. \quad (7)$$

其中:  $P = P_1, P_2, \dots, P_{3p}$ 为一系列Givens变换阵,  $\lambda$ 为遗忘因子. 通过数值计算可得到更新后的预测模型参数 $L'_w$ 和 $L'_u$ , 并且利用遗忘因子来减弱过去的的数据对辨识结果的影响, 实现了预测模型在线更新.

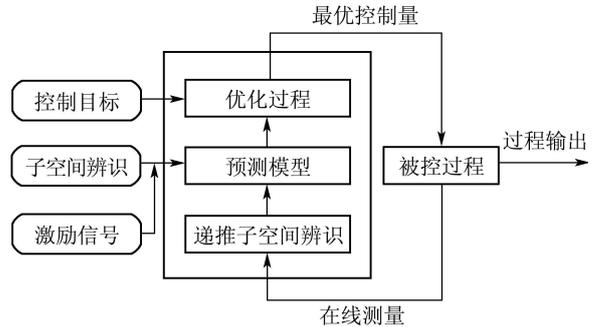


图1 基于在线递推辨识模型的自适应预测控制策略  
Fig. 1 Scheme of adaptive predictive control based on on-line recursive identification model

为了减少噪声和脉冲形式的扰动对辨识模型的影响, 以对象输出与模型输出误差的当前值及其积分作为模型匹配程度的度量. 利用相应权值大小来衡量当前时刻误差与过去时刻误差在模型匹配时的重要程度. 定义模型误差为

$$J_m = \alpha e^2(k) + \beta \sum_{j=1}^L \theta^j e^2(k-j). \quad (8)$$

其中:  $\alpha$ 为当前时刻的误差权重,  $\beta$ 为过去时刻误差组合权重, 遗忘因子 $\theta$ 表示性能指标的记忆效应,  $L$ 为所取的过去时刻误差组合的长度. 当 $J_m$ 不为零时即对预测模型进行更新, 分别对初始预测模型和更新后的预测模型计算匹配误差, 通过比较初始模型与更新后模型的匹配误差 $J_m$ 和 $J_a$ , 选择匹配误差较小的模型计算过程输入, 从而使模型能够跟踪对象的非线性和时变特性. 然而, 若在 $J_a < J_m$ 时即利用更新的模型计算下一时刻输入, 由于测量精度等原因有时会使输入产生较大的变化, 甚至由于模型误差的不断积累预测模型失去作用. 所以只有在 $J_a$ 降到某一数值以下或为零时才用更新后的模型替换初始模型, 进而用其计算输入, 替换后的模型作为初始模型进行下一个周期的计算.

基于在线递推辨识模型的自适应预测控制策略如图1所示。

#### 4 仿真实例(Simulation example)

模拟移动床(SMB)吸附分离过程是一个非线性、时变、多变量耦合的复杂系统。SMB过程的扩散柱塞流模型(DPF)使用如下的色谱柱模型方程式:

$$\begin{cases} \frac{\partial c_{ij}}{\partial t} = D_{L_j} \frac{\partial^2 c_{ij}}{\partial z^2} - v_j \frac{\partial c_{ij}}{\partial z} - \frac{(1-\varepsilon)}{\varepsilon} k(q_{ij}^* - q_{ij}), \\ \frac{\partial q_{ij}}{\partial t} = k(q_{ij}^* - q_{ij}), q_{ij}^* = f_i^{\text{eq}}(c_{A,j}, c_{B,j}). \end{cases} \quad (9)$$

再利用表示各区流量关系的节点平衡模型将色谱柱模型连接起来,就可以得到SMB过程的机理模型。其中 $i = A, B; j = 1, 2, 3, 4$ (4个区域)。采用文献[6]中分离手性化合物联萘酚对映体的模型参数和操作数据(见表1)。

表1 SMB床层及操作参数

Table 1 Configuration of the SMB unit

$L/\text{cm}$	$D/\text{cm}$	$\varepsilon$	$P_e$	$k/\text{min}^{-1}$	$t^*/\text{min}$	$C_F/(\text{g} \cdot \text{L}^{-1})$
10.5	2.6	0.4	1000	6	3	2.9 each

选择过程输入变量为

$$u(k) = [m_2(k) \quad m_3(k)]^T. \quad (10)$$

输出变量为

$$y(k) = [P_E(k) \quad P_R(k)]^T. \quad (11)$$

其中:  $P_E(k), P_R(k)$ 分别为抽取液和抽余液一个周期内的平均纯度,  $m_j$ 为流速比。

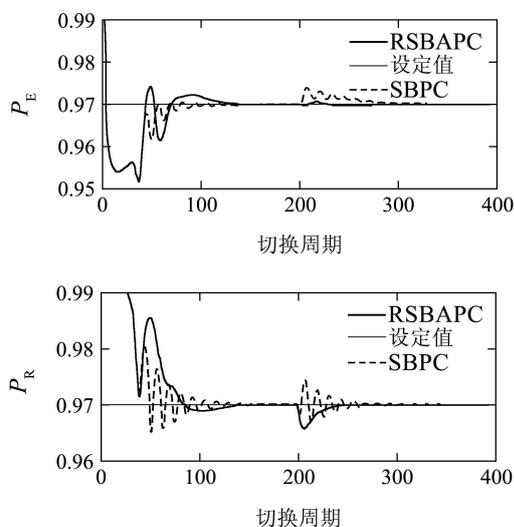


图2 对象参数变化后系统对扰动的响应对比曲线

Fig. 2 Response comparison in the presence of disturbance after the parameters change

为使过程得到充分的激励,选用4级伪随机信号作为辨识用输入信号。根据“三角形理论”[7],

在 $m_2 - m_3$ 平面上满足目标纯度的分离区域顶点附近选择操作条件作为输入,对过程进行激励。利用DPF模型作为虚拟过程,产生辨识用的输入输出数据,用子空间辨识法计算得到过程的初始预测模型。选择过程初始操作条件为:  $m_1 = 4.43, m_2 = 2.82, m_3 = 3.23, m_4 = 2.5, \lambda = 0.99$ ,假设开始时对象等温线参数比标准的增加了4%,在第30个周期时切换上控制器。

图2为在第200个周期时进料流量增加20%后系统的响应曲线。对比基于离线辨识模型的预测控制器(SBPC)和基于递推子空间辨识的自适应预测控制器(RSBPC)的控制效果,可见在对象参数发生较大变化后,RSBPC能够更好的抑制扰动。

#### 5 结论(Conclusion)

针对化工过程中普遍存在的非线性时变过程,本文提出了一种利用递推子空间辨识法在线更新预测模型的自适应预测控制策略。通过比较模型匹配误差来控制模型的切换和更新,实现了此类系统的自适应控制,仿真结果表明了算法的有效性。由于各种过程非线性程度不同、参数时变快慢各异,在递推算中需要根据不同的过程选择合适的遗忘因子。

#### 参考文献(References):

- [1] SCHRAMM H, GRUNER S, KIENLE A. Optimal operation of simulated moving bed chromatographic process by means of simple feedback control[J]. *Journal of Chromatography A*, 2003, 1006(1/2): 3 - 13.
- [2] 薛振框, 李少远. 基于模型有效匹配的多模型切换控制[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(3): 353 - 356.  
(XUE Zhenkuang, LI Shaoyuan. Multiple models switching control based on effective model matching[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2005, 39(3): 353 - 356.)
- [3] FAVOREEL W, MOOR B D, OVERSCHEE P V. Subspace state space system identification for industrial process[J]. *Journal of Process Control*, 2000, 10(2/3): 149 - 155.
- [4] KADALI R, HUANG B, ROSSITER A. A data driven subspace approach to predictive controller design[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(3): 261 - 278.
- [5] VERHAEGEN M, DEPRETTERE E. A fast, recursive MIMO state space model identification algorithm[C] // *Proceedings of the 30th Conference on Decision and Control*. Brighton, England: IEEE Press, 1991.
- [6] PAIS L S, LOUREIRO J M, RODRIGUES A E. Modeling strategies for enantiomers separation by SMB chromatography[J]. *AIChE Journal*, 1998, 44(3): 561 - 569.
- [7] MAZZOTTI M, STORTI G, MORBIDELLI M. Optimal operation of simulated moving bed units for nonlinear chromatographic separations[J]. *Journal of Chromatography A*, 1997, 769(1): 3 - 24.

#### 作者简介:

孙磊 (1982—), 男, 硕士研究生, 研究方向为复杂工业过程的先进控制, E-mail: hejian-sunlei@163.com;

金晓明 (1966—), 男, 副教授, 研究方向为智能控制、预测控制和工业过程的先进控制理论与应用, E-mail: xmjin@iipc.zju.edu.cn.