

文章编号: 1000-8152(2007)01-0143-05

## 基于Hammerstein模型描述的非线性系统辨识新方法

向微, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 安徽 合肥 230027)

**摘要:** Hammerstein模型常用来描述pH值或具有幂函数、死区、开关等特性的过程, 本文提出了一种辨识此类对象模型结构和参数的新方法, 首先将非线性静态部分和线性动态部分分别用非线性基和Laguerre级数表示, 然后通过最小二乘法、矩阵特征值分解和矩阵扩维, 辨识出两部分参数。并证明了该方法在输出端存在白噪声情况下误差的收敛性。此方法仅需假设输入为持续激励, 适用范围广, 计算简单, 辨识精度高。最后通过pH中和滴定实验验证了以上结论。

**关键词:** Hammerstein模型; Laguerre级数; 最小二乘辨识; SVD分解

中图分类号: TP13 文献标识码: A

## New identification method of nonlinear systems based on Hammerstein models

XIANG Wei, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei Anhui 230027, China)

**Abstract:** Hammerstein models are commonly used to present the pH process or the processes with characteristics such as exponent, dead-zone and switch. A new method for identification Hammerstein models is presented in this paper. Firstly, the nonlinear static part and the linear dynamic part are expressed by nonlinear basis functions and the Laguerre functions, respectively. The parameters of these two parts are then identified by least squares estimation, singular value decomposition and matrix dimension expansion. The convergence of the output error is also proved when white noises exist in the output signal. The proposed approach is based on weak assumptions on persistency of the excitation, so it is suitable for many applications. The operation is easy and the result is accurate. Finally, a simulation on a pH process is given to validate the conclusions.

**Key words:** Hammerstein models; Laguerre functions; least squares estimation; singular value decomposition

### 1 引言(Introduction)

Hammerstein模型由非线性静态模块和线性动态模块串联构成, 适合描述pH值或具有幂函数、死区、开关等非线性特性的过程, 其背景是被控对象本身近似线性, 但是执行机构具有近似静态非线性的情况<sup>[1]</sup>。辨识Hammerstein模型的意义在于: 利用辨识结果获得中间层输出, 选择合适的性能指标, 就可以把原非线性系统的控制问题分解为线性模块的动态优化问题和非线性模块的静态求根问题, 因此可以有效结合线性模型预测控制的成熟理论解决这类非线性对象的控制问题, 避免传统非线性控制方法计算量大, 收敛性和闭环稳定性不能得到保证等诸多问题。

现有的Hammerstein模型辨识法主要分为3类: 第1类采用传统迭代法, 最早由Narendra和Gallman

提出<sup>[2]</sup>, 这种方法计算复杂, 并且文[3]中指出此方法不一定收敛。第2类方法由S. Billings提出, 利用分离原理, 将稳态估计和动态辨识相结合, 但这种方法需要严格假设输入为白噪声<sup>[4]</sup>。并且以上两种方法均假设系统线性部分的阶次、时延为已知。最新的研究中, E Bai和Gomez等<sup>[5,6]</sup>提出一种基于最小二乘法和特征值分解的辨识方法(LSE-SVD法), 仅需假设输入为持续激励, 并可获得在有噪声情况下系统的有效辨识。但这种算法只在被控对象可无误差的分解为非线性和线性环节且非线性部分的基先验已知时, 且最小二乘所得参数矩阵的秩为1, 才能保证辨识误差在额定范围内, 否则辨识误差将受到参数矩阵其他特征值干扰, 无法保证辨识落入允许范围。因此, 本文提出一种新的算法, 通过矩阵扩维来补偿由参数矩阵的其他特征值产生的误差, 保证了

辨识结果的正确性, 并证明了误差的收敛性。与其他Hammerstein辨识算法相比较, 本文所提出的算法具有以下特点:

a) 不要求系统非线性部分的基、线性部分的阶次和时延为先验已知;

b) 对输入的假设仅需持续激励, 而不需要为零均值白噪声。

## 2 问题描述 (Problem description)

Hammerstein模型描述的非线性系统是由一个无记忆的非线性环节和一个动态线性环节串联构成, 如图1所示。



图1 Hammerstein模型

Fig. 1 Hammerstein model

图中:  $u(k)$ ,  $y(k)$  和  $v(k)$  分别是辨识输入、系统输出和噪声序列;  $v(k)$  是中间输入信号, 它既是线性动态的输入又是非线性部分的输出, 实际过程中是不可测量的。则输入输出关系可以表示为

$$y(k) = G(z)N(u(k)) + v(k). \quad (1)$$

非线性部分又可近似为如下的形式:

$$v(k) = \sum_{i=1}^r d_i f_i(u(k)), \quad (2)$$

式中:  $f_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) 为已知非线性基函数,  $d_i$  ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) 为未知系数。

动态线性部分也可用它的单位脉冲响应序列为  $h(k)$  来表示, 系统的输出可用输入-输出形式表示为

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{w=0}^{\infty} h(w)v(k-w) + v(k) = \\ &= \sum_{w=0}^{\infty} h(w) \sum_{i=1}^r d_i f_i(u(k-w)) + v(k) = \\ &= \sum_{i=1}^r d_i \sum_{w=0}^{\infty} h(w) f_i(u(k-w)) + v(k). \end{aligned} \quad (3)$$

线性部分可用有理正交基描述, 由于采用Laguerre级数描述线性系统模型不需要系统阶次、时延的先验知识<sup>[7]</sup>, 故选择Laguerre级数作为线性部分的基。设Hammerstein模型中的线性系统部分是稳定的, 即  $h(k) \in L^2[0, \infty)$ , 此时用一个Laguerre函数序列表示这个函数<sup>[8]</sup>:

$$h(k) = \sum_{j=1}^p c_j \varphi_j(k), \quad (4)$$

其中:  $c_j$  为未知系数,  $\varphi_j(k)$  为Laguerre序列, 形式详见文[8]。将式(4)代入式(3)有

$$\begin{aligned} y(k) &= \\ &= \sum_{i=1}^r d_i \sum_{w=0}^{\infty} \sum_{j=1}^p c_j \varphi_j(w) f_i(u(k-w)) + v(k) = \\ &= \sum_{i=1}^r d_i \sum_{j=1}^p c_j \sum_{w=0}^{\infty} \varphi_j(w) f_i(u(k-w)) + v(k). \end{aligned} \quad (5)$$

记

$$\begin{aligned} l_{ji}(k) &= \sum_{w=0}^{\infty} \varphi_j(w) f_i(u(k-w)), \\ i &= 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, p, \end{aligned}$$

代入式(5), 可得

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{i=1}^r d_i \sum_{j=1}^p c_j l_{ji}(k) + v(k) = \\ &= \sum_{j=1}^p c_j \sum_{i=1}^r d_i l_{ji}(k) + v(k). \end{aligned} \quad (6)$$

根据文献[9]的方法, 将方程(6)写成离散状态空间的形式:

$$\begin{cases} \mathbf{L}_i(k+1) = A\mathbf{L}_i(k) + b f_i(u(k)), i = 1, 2, \dots, r, \\ y(k) = \sum_{i=1}^r \mathbf{c} \mathbf{L}_i(k) d_i + v(k), \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{L}_i(k) = [l_{1i}(k), l_{2i}(k), \dots, l_{pi}(k)]^T$ ,  $\mathbf{c} = [c_1, c_2, \dots, c_p]$ , 文献[9]给出了  $A, b$  的确定方法。

## 3 Hammerstein型系统辨识 (Identification algorithm)

假设一个可以近似为Hammerstein模型的实际系统, 它的输入输出样本集为  $\{u(k), y(k)\}_{k=1}^N$ , 现用最小二乘和SVD分解估计  $c_j$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ),  $d_i$  ( $i = 1, 2, \dots, r$ ) 的值。

将  $u(k)$  代入式(7), 可以计算出  $l_{j,i}(k)$  ( $j = 1, 2, \dots, p$ ,  $i = 1, 2, \dots, r$ ), 记:

$$\begin{aligned} \phi(k) &= [l_{11}(k), l_{12}(k), \dots, l_{1r}(k), \\ &\quad l_{21}(k), \dots, l_{2r}(k), \dots, l_{pr}(k)]^T, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \theta &= [c_1 d_1, c_1 d_2, \dots, c_1 d_r, \\ &\quad c_2 d_1, \dots, c_2 d_r, \dots, c_p d_r]^T, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{cases} Y_N = [y(1), y(2), \dots, y(N)]^T, \\ V_N = [v(1), v(2), \dots, v(N)]^T, \\ \phi_N = [\phi(1), \phi(2), \dots, \phi(N)]. \end{cases} \quad (10)$$

此时转化为线性回归形式, 采用最小二乘法可求出

$$\hat{\theta} = (\phi_N \phi_N^T)^{-1} \phi_N Y_N. \quad (11)$$

由方程(6)可知方程(2)(4)中参数并不唯一, 因为若  $c_j, d_i$  为符合方程(6)输入输出关系的参数, 则  $\alpha c_j, d_i/\alpha$  同样符合,  $\alpha$  为任意标量。故需加约束条件, 记  $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_r]^T$ , 此处设  $\|\mathbf{d}\|_2 = 1$ , 此时

$c_j (j = 1, 2, \dots, p); d_i (i = 1, 2, \dots, r)$  唯一<sup>[6]</sup>. 记矩阵

$$\theta_{cd} = \begin{bmatrix} c_1 d_1 & c_2 d_1 & \cdots & c_p d_1 \\ c_1 d_2 & c_2 d_2 & \cdots & c_p d_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_1 d_r & c_2 d_r & \cdots & c_p d_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_r \end{bmatrix} [c_1 \ c_2 \ \cdots \ c_p]. \quad (12)$$

通过对 $\theta$ 的估计 $\hat{\theta}$ , 可以获得 $\theta_{cd}$ 的估计 $\hat{\theta}_{cd}$ . 此时利用以下原理, 可辨识出Hammerstein模型的参数.

**定义 1<sup>[11]</sup>** 矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 的2-范数定义为

$$\|A\|_2 = \sup_{\mathbf{w} \neq 0} \frac{\|A\mathbf{w}\|_2}{\|\mathbf{w}\|_2}.$$

**引理 1<sup>[11]</sup>(奇异值分解(SVD))** 若 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 则: 存在正交矩阵 $U = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m] \in \mathbb{R}^{m \times m}$  和 $V = [\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , 使

$$\begin{cases} U^T A V = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_p), \\ p = \min\{m, n\}, \end{cases} \quad (13)$$

其中 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_p \geq 0$ .

**推论 1<sup>[11]</sup>** 设 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的SVD由引理1给出, 如果 $k < r = \text{rank } A$  并且 $A_k = \sum_{i=1}^k \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ , 那么

$$\min_{\text{rank } B=k} \|A - B\|_2 = \|A - A_k\|_2 = \sigma_{k+1}. \quad (14)$$

证明见文[11].

将以上结论应用于Hammerstein模型描述的非线性系统, 可得如下结论.

**定理** 设一个基于Hammerstein模型描述的非线性系统输入输出关系为

$$y(k) = \sum_{w=0}^{\infty} h(w) [\sum_{i=1}^r d_i f_i(u(k-w)) + \Delta(k)] + v(k). \quad (15)$$

若线性系统部分是稳定的, 且可离散化为

$$\begin{cases} \mathbf{L}_i(k+1) = A\mathbf{L}_i(k) + b[f_i(u(k)) + \Delta_i(k)], \\ y(k) = \sum_{i=1}^r \mathbf{c}\mathbf{L}_i(k) d_i + v(k), \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\|\mathbf{d}\|_2 = 1$ ,  $\Delta(t), \Delta_i(k)$  表示系统未建模部分, 且 $|\Delta|, |\Delta_i|, f_i(u(k)) (i = 1, 2, \dots, r)$  均有界. 则对 $\forall \varepsilon > 0$ , 存在 $I \geq 1, N_0 > 0$ , 有以下模型:

$$\begin{cases} v^*(k) = d^* \bar{f}(u(k)), \\ L^*(k+1) = A^* L^*(k) + v^*(k)b, \\ y^*(k) = c^* L^*(k). \end{cases} \quad (17)$$

且当 $u$ 为持续激励序列时, 对任意 $k > N_0$ ,  $(y^*(k) - y(k))^2 \leq \varepsilon$ , 其中:

$$\begin{cases} A^* = \text{diag}(\underbrace{A, A, \cdots, A}_I), \\ c^* = [\sigma_1 \psi_1^T, \dots, \sigma_I \psi_I^T], \\ d^* = [\omega_1^T, \dots, \omega_I^T]^T, \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} \bar{f}(u(k)) = [f_1(u(k)), \dots, f_r(u(k))]^T, \\ L^*(k) = [L_1^*, \dots, L_I^*]^T. \end{cases} \quad (19)$$

**证** 首先利用对系统(19)按式(11)进行最小二乘辨识出参数集 $\hat{\theta}, \hat{\theta}_{cd}$ . 对 $\forall \varepsilon > 0$ , 存在 $\varepsilon_1 > 0, \varepsilon_2 > 0$ , 满足:  $\varepsilon = \varepsilon_1 + \varepsilon_2$ . 因为线性部分稳定, 且 $f_i(u(k)) (i = 1, 2, \dots, r)$  有界, 则系统(17)的输出有界, 结合方程(6), 则: 存在 $R_y > 0, N_1 > 1$ , 使得当 $k > N_1$ , 有:  $\|l_{ij}(k)\| \leq R_y$ .

取

$$\varepsilon_3 = \sqrt{\varepsilon_1 / (\max(r, p) R_y)}, \quad \varepsilon_4 = \varepsilon_2 / R_y.$$

由于 $u(k)$ 与 $v(k)$ 不相关, 且 $u(k)$ 为持续激励序列, 故在 $v(k)$ 为与输入不相关的白噪声情况下, 有对 $\forall \varepsilon_4 > 0$ , 存在 $N_2 > 1$ , 当样本数 $N > N_2$ ,  $\|\hat{\theta} - \theta\|_2^2 \leq \varepsilon_4$ <sup>[10]</sup>.

记 $N_0 = \max(N_1, N_2)$ . 对 $\hat{\theta}_{cd}$ 进行SVD分解, 此时 $\Delta(t), \Delta_i(k)$ 对系统输出的影响包含在 $\hat{\theta}_{cd}$ 内.

由于 $\hat{\theta}_{cd}$ 为 $r \times p$ 维矩阵, 由引理1, 存在正交矩阵 $U_\psi = [\psi_1, \dots, \psi_r] \in \mathbb{R}^{r \times r}$ 和 $V_\omega = [\omega_1, \dots, \omega_p] \in \mathbb{R}^{p \times p}$ , 使

$$U_\psi^T A V_\omega = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_p), \quad \rho = \min\{r, p\},$$

其中 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_p \geq 0$ .

由推论1可知: 对 $\forall \varepsilon_3 > 0$ , 存在 $\forall I \leq \rho$ , 使得 $\sigma_{I+1} \leq \varepsilon_3$ , 即

$$\|\hat{\theta}_{cd} - \sum_{m=1}^I \sigma_m \psi_m \omega_m\|_2 = \sigma_{I+1} \leq \varepsilon_3.$$

选取 $c^* = [\sigma_1 \psi_1^T, \dots, \sigma_I \psi_I^T], d^* = [\omega_1^T, \dots, \omega_I^T]^T$ , 并记:  $c^{(m)} = \sigma_m \psi_m^T, d^{(m)} = \omega_m^T$ , 其中 $m = 1, 2, \dots, I$ , 则模型(17)的输出可以表示为

$$y^*(k) = \phi^T(k) \sum_{m=1}^I \hat{\theta}^{(m)},$$

其中

$$\begin{aligned} \hat{\theta}^{(m)} = & [c_1^{(m)} d_1^{(m)}, c_1^{(m)} d_2^{(m)}, \dots, c_1^{(m)} d_r^{(m)}, \\ & c_2^{(m)} d_1^{(m)}, \dots, c_2^{(m)} d_r^{(m)}, \dots, c_p^{(m)} d_r^{(m)}]^T. \end{aligned}$$

根据定义1, 对照式(17)~(19), 则当 $k > N_0$ , 有

$$\begin{aligned} (y^*(k) - y(k))^2 = & (\phi^T(k) (\sum_{m=1}^I \hat{\theta}^{(m)} - \hat{\theta} + \hat{\theta} - \theta))^2 \leq \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
R_y \left\| \sum_{m=1}^I \hat{\theta}^{(m)} - \hat{\theta} \right\|_2^2 + R_y \|\hat{\theta} - \theta\|_2^2 &\leq \\
R_y \max(r, p) \left\| \sum_{m=1}^I \sigma_m \psi_m \omega_m - \hat{\theta}_{cd} \right\|_2^2 + \\
R_y \|\hat{\theta} - \theta\|_2^2 &= R_y \max(r, p) \varepsilon_3^2 + R_y \varepsilon_4 = \varepsilon.
\end{aligned}$$

证毕.

由以上证明可以看出, 当系统可以无误差的分解为一个非线性静态系统和一个线性动态系统, 且非线性部分的基, 线性部分的阶次、时延均为已知时, 则  $\Delta_i(k) \equiv 0$ , 且  $\text{rank}(\hat{\theta}_{cd}) = 1$ . 而当系统非线性部分的基, 线性部分的阶次时延并不完全已知时, 则必然存在  $\Delta_i \neq 0$ , 它们直接将影响最小二乘辨识的真值  $\theta$  和辨识结果  $\hat{\theta}$ , 此时  $\text{rank}(\hat{\theta}_{cd}) > 1$ , 故在误差允许范围内, 必须考虑到  $\hat{\theta}_{cd}$  的其他特征值对辨识的影响.

总结本文所提算法, 步骤如下:

- 1) 选取  $r, p, f_i(\cdot)$  ( $i = 1, 2, \dots, r$ ), 初始化  $A, b$ ;
- 2) 采集系统输入输出数据对,  $\{u(k), y(k)\}_{k=1}^N$ , 带入式(7)(8)计算出  $\phi_N$ ;
- 3) 由(11)辨识出  $\hat{\theta}$ , 并写出其矩阵格式  $\hat{\theta}_{cd}$ , 按式(13)将  $\hat{\theta}_{cd}$  进行特征值分解;
- 4) 在误差允许范围内选择  $I$ , 将第3)步的结果带入式(18)(19).

于是, 式(17)为本文所得系统模型. 由上述步骤可以看出, 本算法主要包括3个易于实现的环节: 最小二乘辨识, 参数矩阵特征值分解, 利用矩阵扩维计算模型输出, 不包含迭代环节, 计算简单, 收敛性显而易见.

#### 4 实验结果 (Experiment results)

为了验证本文提出的算法的有效性, 采用pH中和滴定过程作为对象进行仿真实验, 其模型为<sup>[13]</sup>

$$\begin{cases} x(k) = f(u(k)) = \\ u(k) - 1.207u^2(k) + 1.15u^3(k) + \Delta(k), \\ G(z) = \frac{y(k)}{x(k)} = \\ \frac{0.0185z^{-2} + 0.0173z^{-3} + 0.00248z^{-4}}{1 - 1.558z^{-1} + 0.597z^{-2}}. \end{cases} \quad (20)$$

由Weistarrass逼近定理, 非线性的基采用  $u^i(k)$  ( $i = 0, 1, \dots, r - 1$ )的形式, 通过实验选取  $r = 4$ ,  $p = 3$ , 时间比例因子  $\lambda = 2$ . 假设未建模非线性关系  $\Delta(k)$  为  $0.2\sqrt{|u(k)|} + 0.083u^6(k)$ , 额定误差设为 0.4, 计算得到需用到的特征值个数为  $I = 2$ . 并且在输出端加入均值为 0, 方差为 0.083 的噪声. 采用本文中算法和纯LSE-SVD算法的辨识结果比较如下: 图2为输入输出关系曲线, 其中  $u$  为输入,  $y$  为实际系统输出,  $y_1$  为标准算法输出,  $y_2$  为改进算法输出.

图3、4分别为滤去输出端噪声后, 两种辨识算法误差的绝对值.

可见, 在非线性部分基、线性部分阶次时延并不先验已知, 且存在噪声的情况下, 本算法仍然能取得很好的结果; 此时采用纯LSE-SVD方法所做近似省略了部分有用信息, 使得辨识结果误差相当大.

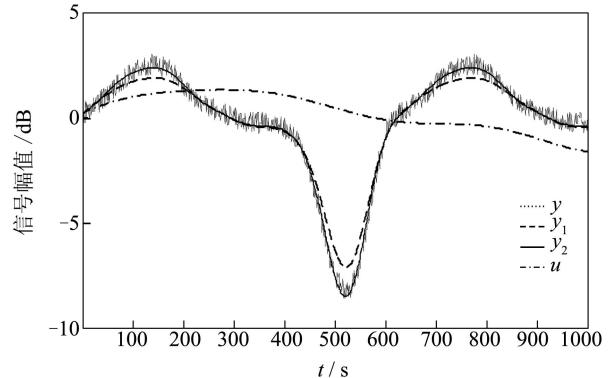


图2 两种算法辨识pH中和过程效果比较

Fig. 2 Outputs of the pH process for two identified models

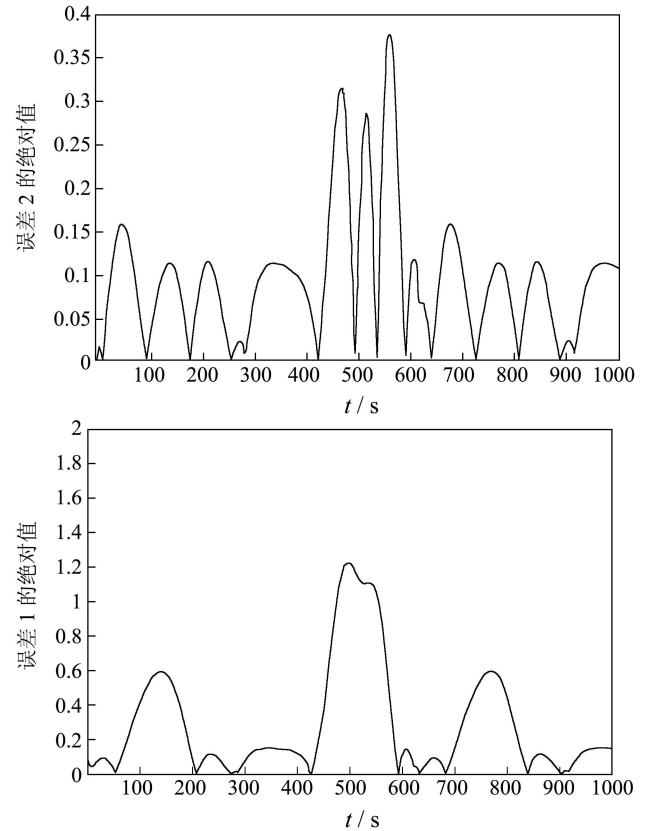


图3 本算法的辨识误差绝对值

Fig. 3 Absolute values of identification errors of this algorithm

#### 5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种通过最小二乘、特征值分解和矩阵扩维, 辨识Hammerstein型非线性系统的新方法. 与传统Hammerstein型辨识算法相比, 首先它不需要

假设辨识输入为零均值白噪声, 其次由于线性动态由Laguerre级数表示, 故不需要假设系统环节的阶次时延为先验已知, 最后它可以在输出端存在噪声的情况下辨识。在系统的非线性结构不完全已知时, 本算法比标准LSE-SVD方法的辨识精度要高。综上所述, 这种算法假设条件弱, 适用范围广, 计算简单, 并有很高的辨识精度。

### 参考文献(References):

- [1] 李嗣福, 钱俊, 李亚秦, 等. 基于Laguerre函数的一类非线性系统预测控制[J]. 中国科学技术大学学报, 2000, 30(5): 548 – 553.  
(LI Sifu, QIAN Jun, LI Yaqin, et al. The predictive control based on Laguerre function for a class of nonlinear systems[J]. *Journal of China University of Science and Technology*, 2000, 30(5): 548 – 553.)
- [2] NARENDRA K, GALLMAN P. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1966, 11(3): 546 – 550.
- [3] STOICA P. On the convergence of an iterative algorithm used for Hammerstein system identification[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1981, 26(4): 967 – 969.
- [4] BILLINGS S. Identification of nonlinear systems—A survey[J]. *Proc of IEE*, 1980, Part D(127): 272 – 285.
- [5] BAI E. An optimal two-stage identification algorithm for Hammerstein-Wiener nonlinear systems[J]. *Automatica*, 1998, 34(3): 333 – 338.
- [6] GOMEZ J C, BAEYENS E. Identification of multivariable Hammerstein systems using rational orthonormal bases[C]// *Proc of the 39th IEEE Conf on Decision and Control*. Sydney, Australia: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2000, 1: 2849 – 2854.
- [7] 李嗣福, 刘勇, 刘禾. 基于Laguerre函数模型的预测控制算法[J]. 中国科学技术大学学报, 1999, 29(3): 281 – 288.  
(LI Sifu, LIU Yong, LIU He. An Adaptive Predictive Control Algorithm Based on the Laguerre Function Approximate Model[J]. *Journal of China University of Science and Technology*, 1999, 29(3): 281 – 288.)
- [8] KING R E, Paraskevopoulos P N. Digital Laguerre filters[J]. *Circuit Theory and Applications*, 1977, 5(1): 81 – 91.
- [9] MAKILA P M. Laguerre series approximation of infinite dimensional systems[J]. *Automatica*, 1990, 16(6): 985 – 995.
- [10] CHRISTOS C, ZEROVOS, DUMOUT G A. Deterministic adaptive control based on Laguerre series representation[J]. *Int J Control*, 1988, 48(6): 2333 – 2359.
- [11] GOLUB G, LOAN C V. *Matrix Computations*[M]. Second edition. London: The Johns Hopkins University Press, 1989.
- [12] JUAN C, GOMEZ E B. Identification of block-oriented nonlinear systems using orthonormal bases[J]. *J of Process Control*, 2004, 14(6): 685 – 697.
- [13] 张泉灵, 王树青. 基于Hammerstein模型的非线性预测函数控制[J]. 浙江大学学报(工学版), 2002, 6(2): 119 – 122.  
(ZHANG Quanling, WANG Shuqing. Nonlinear predictive functional control using Hammerstein models[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2002, 36(2): 119 – 122.)

### 作者简介:

向 微 (1980—), 女, 博士研究生, 研究方向为智能建模与控制;

陈宗海 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 中国自动化学会理事, 中国系统仿真学会常务理事, 研究方向为复杂系统的建模、仿真与控制、模式识别与智能系统、量子控制等, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn.