

非线性输出误差模型的两阶段递推辨识算法

贾 杰¹, 范奎伟²

(1. 中国科学院大学 北京 100049; 2. 南昌航空大学 信息工程学院 南昌 330063)

[摘 要] 输入非线性系统的输出误差模型在实际工业生产中是一类常见模型, 针对含有色噪声的输出误差模型提出基于辅助模型的两阶段递推增广最小二乘算法。根据辅助模型思想和分解技术, 将复杂的非线性辨识系统分解为系统模型和噪声模型子系统, 再根据最小二乘思想分别辨识, 其中噪声信息向量中存在的不可测噪声项用其估计值代替。最后与递推增广最小二乘算法在参数估计精度和收敛速度的比较, 验证算法在此类模型应用的有效性, 仿真结果表明该算法精度高, 收敛速度快, 计算量小。

[关键词] 非线性输出误差模型; 有色噪声; 两阶段最小二乘算法; 辅助模型; 递推辨识

[中图分类号] TP273

[文献标志码] A

doi: 10.3969/j.issn.1001-4926.2014.02.005

[文章编号] 1001-4926(2014)02-0024-08

The two-stage Recursive Identification Algorithm for the Model of Nonlinear Output Error

JIA Jie¹, FAN Kui-wei²

(1. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

2. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The output error model of nonlinear system is a kind of common models in actual industrial production. A class of two-stage recursive extended least squares algorithm based on auxiliary model is proposed for the nonlinear output error model with colored noise in this paper. According to the auxiliary model ideas and decomposition techniques, the identification of nonlinear complex system is decomposed into sub-system models and noise models. Then the sub-models parameters are separately identified through the ideas of the least squares, where the unpredictable noise term exists in the noise information vector are replaced by its estimated values. Finally, the algorithm is compared with the recursive augmented least squares algorithm in respects of the parameter estimation accuracy and convergence rate. The simulation results show that the algorithm has high precision, fast convergence rate and a small amount of computation.

Key words: Nonlinear output error model; colored noise; two-stage least squares algorithm; auxiliary model; recursive identification

[收稿日期] 2014-04-02

[修回日期] 2014-05-27

[基金项目] 国家自然科学基金(61263012); 中国博士后科学基金(2012M510593)

[作者简介] 贾 杰(1972—)男, 博士后, 南昌航空大学信息工程学院副教授。主要研究方向: 飞行器导航、制导与控制, 航空航天测试技术研究, 非线性系统控制及其仿真等。

南昌航空大学学报

Journal of Nanchang Hangkong University
自然科学版.....Natural Sciences

引言

随着非线性系统在工业生产中的广泛存在, 非线性系统的辨识研究得到关注和重视。比较典型的非线性系统有 Hammerstein 和 Wiener 模型, 如化工过程中的蒸馏塔、PH 控制过程和药物动力学等。当非线性程度较强时, 用线性模型来近似地描述不准确, 因此对非线性模型的辨识的研究有重要的意义。国内外对这些非线性系统的研究也有不少成果^[1-2], Narendra 等^[3]对非线性系统 Hammerstein 模型提出了迭代辨识算法, 它存在着收敛性的问题; Chang 等^[4]提出了一种非迭代的一次完成方法, 而此模型的参数数目比较大, 会导致计算量增加并且收敛性也未得到证明; Bai^[5-7]针对非线性系统提出了分离的最小二乘辨识和频率域的辨识方法, 并证明了迭代算法的收敛性, 指出其不适合在线辨识; Goethals 等^[8-9]给出了基于最小二乘支持向量机(LS-SVMs) 的多输入多输出非线性系统辨识方法和基于 LS-SVM 的非线性系统空间辨识算法; Laurent 等^[10]对离散非线性系统提出盲最大熵辨识算法。

输入非线性模型也称为 Hammerstein 模型, 即由非线性环节与线性环节串联。本研究针对更为一般的输入非线性输出误差模型提出两阶段的递推增广最小二乘算法。考虑一种含有色噪声干扰的输出误差类非线性 Hammerstein 系统, 其系统模型如图 1 所示。

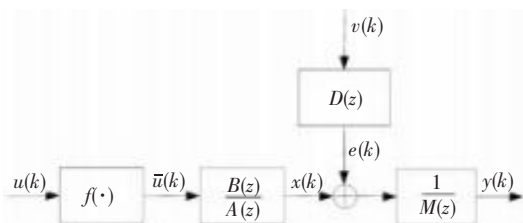


图1 含有色噪声的 Hammerstein 输出误差类模型

根据其结构图可得到系统的表达式:

$$M(z)y(k) = \frac{B(z)}{A(z)}f(u(k)) + D(z)v(k) \quad (1)$$

其中 $\mu(k)$ 为系统在 k 时刻的输入序列, $y(k)$ 表示系统对应的输出值, $v(k)$ 表示不可测量非相关的零均值随机白噪声, $x(k)$ 和 $e(k)$ 为系统的不可测中间变量, $f(\cdot)$ 为由已知基的多项式表示的非线性环节, 如式所示。 $M(z)$ 、 $A(z)$ 、 $B(z)$ 和 $D(z)$ 均为单位后移算子 z^{-1} ($z^{-1}y(k) = y(k-1)$) 的多项式, 定义如下:

$$f(u(k)) = k_1 u(k) + k_2 u^2(k) + \cdots + k_g u^g(k) = \sum_{i=1}^g k_i f_i(u(k-i)) \quad (2)$$

$$M(z) := 1 + m_1 z^{-1} + m_2 z^{-2} + \cdots + m_{n_m} z^{-n_m}$$

$$A(z) := 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \cdots + a_{n_a} z^{-n_a}$$

$$B(z) := b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \cdots + b_{n_b} z^{-n_b}$$

$$D(z) := 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \cdots + d_{n_d} z^{-n_d}$$

当 $k \leq 0$ 时, $y(k) = 0$, $\mu(k) = 0$, $v(k) = 0$, 并且假设系统的阶次 n_a , n_b , n_d 和 n_m 是已知的, 辨识的目的是根据可测得的输入输出数据 $\{u(k), y(k)\}$ ($k = 0, 1, 2, \dots$) 来估计出待辨识系统的参数。但对于上述非线性系统, $f(u(k))$ 与 $B(z)$ 实际上是不唯一的, 因为对于任意非零常数 a , ($B(z)/a, af(u(k))$) 都产生相同的输入和输出量测, 即任何辨识方法也不能把 ($B(z), f(u(k))$) 和 ($B(z)/a, af(u(k))$) 区分出来。所以不失一般性, 为了得到的参数唯一, 必须固定 $B(z)$ 和 $f(u(k))$ 这两个增益中的一个, 这些增益的规范化有很多办法, 例如 $B(1) = 1$ 或者函数的第一个系数为 1, 在非线性系统中为了简化计算, 通常采用第二个假设, 即 $k_1 = 1$ 。

1 模型描述

系统式的中间变量和噪声项分别定义如下:

$$x(k) = \frac{B(z)}{A(z)}f(u(k)) \quad (3)$$

$$e(k) = D(z)v(k) \quad (4)$$

则中间变量式和系统式可化为:

$$x(k) = (1 - A(z))x(k) + B(z)f(u(k)) = - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x(k-i) + \sum_{i=1}^{n_b} b_i \sum_{j=1}^g k_j f_j(u(k-i))$$

$$y(k) = -M(z)y(z) + x(k) + e(k) = \\ - \sum_{i=1}^{n_m} m_i y(k-i) - \sum_{i=1}^{n_a} a_i x(k-i) + \\ \sum_{i=1}^n b_i \sum_{j=1}^g k_{ij} f_j(u(k-i)) + \sum_{i=1}^n d_i v(k-i) + v(k)$$

在定义参数向量和新息向量时,把系统模型和噪声模型分开,本文中分别用系统和噪声的中文第一个字母作为下标,定义参数向量 θ :

$$\theta := \begin{bmatrix} \theta_x \\ \theta_z \end{bmatrix} \in R^n \quad n = n_m + n_a + gn_b + n_d$$

$$\theta_x := \begin{bmatrix} \theta_m \\ \theta_s \end{bmatrix} \in R^{n_m+n_a+gn_b}$$

$$\theta_m := [m_1 \ m_2 \ \cdots \ m_{n_m}]^T \in R^{n_m}$$

$$\theta_s := [a_1 \ b_1 \ k_2 \ b \ \cdots \ k_g \ b]^T \in R^{n_a+gn_b}$$

$$\theta_z := [d_2 \ \cdots \ d_{n_d}]^T \in R^{n_d}$$

$$\mathbf{m} := [m_1 \ m_2 \ \cdots \ m_{n_m}]^T \in R^{n_m}$$

$$\mathbf{a} := [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_{n_b}]^T \in R^{n_a}$$

$$\mathbf{b} := [b_1 \ b_2 \ \cdots \ b_{n_b}]^T \in R^{n_b}$$

那么信息向量 ϕ 可表示为:

$$\phi(k) := \begin{bmatrix} \phi_x(k) \\ \phi_z(k) \end{bmatrix} \in R^n \quad n = n_m + n_a + gn_b + n_d$$

$$\phi_x(k) := \begin{bmatrix} \phi_m(k) \\ \phi_s(k) \end{bmatrix} \in R^{n_m+n_a+gn_b}$$

$$\phi_m(k) := [-y(k-1) \ \cdots \ y(k-n_d)]^T \in R^{n_m}$$

$$\phi_s(k) := [-x(k-1) \ \cdots \ -x(k-n_a) \ ,$$

$$f_i(u(k-1)) \ \cdots \ f_i(n(k-n_b))]^T \in R^{n_a+gn_b}$$

$$\phi_z(k) := [v(k-1) \ v(k-2) \ \cdots \ ,$$

$$v(k-n_d)]^T \in R^{n_d}$$

根据上述的参数向量和信息向量,可得到该非线性输出误差类模型参数空间表达式如下:

$$e(k) = \phi_z^T(k) \theta_z + v(k) \quad (5)$$

$$y(k) = \phi_x^T(k) \theta_x + e(k) \quad (6)$$

$$y(k) = \phi_x^T(k) \theta_x + \phi_z^T(k) \theta_z + v(k) \quad (7)$$

2 两阶段递推增广最小二乘辨识算法

根据分离技术,将上式该系统分成 2 个子系

统:系统模型和噪声模型。每个子系统中含有各自的信息向量和参数向量,再根据最小二乘原理分别辨识出模型参数,其具体步骤如下所示:

1) 针对系统模型的信息向量,定义中间变量 $y_1(k)$ 如下:

$$y_1(k) := y(k) - \phi_z^T(k) \theta_z \quad (8)$$

则可以转化为下列虚拟辨识子系统,

$$y_1(k) := \phi_x^T(k) \theta_x + v(k) \quad (9)$$

定义准则函数:

$$J_1(\theta_x) := \sum_{j=1}^k [y_1(k) - \phi_x^T(k) \theta_x]^2 \quad (10)$$

根据最小二乘原理,极小化准则函数,可以得到系统模型的递推增广最小二乘算法:

$$\hat{\theta}_x(k) = \hat{\theta}_x(k-1) + L_x(k) [y_1(k) - \phi_x^T(k) \hat{\theta}_x(k-1)] \quad (11)$$

$$L_x(k) = P_x(k-1) \phi_x(k) [1 + \phi_x^T(k) P_x(k-1) \phi_x(k)]^{-1} \quad (12)$$

$$P_x(k) = [I - L_x(k) \phi_x^T(k)] P_x(k-1) \ , \\ P_x(0) = P_0 I \quad (13)$$

将(8)代入(11),并用参数估计值 $\hat{\theta}_z(k-1)$ 来代替未知参数向量 θ_z ,用信息估计值 $\hat{\phi}_x(k)$ 来代替未知信息向量 $\phi_x(k)$,则上述算法可表示为:

$$\hat{\theta}_x(k) = \hat{\theta}_x(k-1) + L_x(k) [y(k) - \hat{\phi}_x^T(k) \hat{\theta}_x(k-1) - \hat{\phi}_z^T(k) \hat{\theta}_z(k-1)] \quad (14)$$

$$L_x(k) = P_x(k-1) \hat{\phi}_x(k) [1 + \hat{\phi}_x^T(k) P_x(k-1) \hat{\phi}_x(k)]^{-1} \quad (15)$$

$$P_x(k) = [I - L_x(k) \hat{\phi}_x^T(k)] P_x(k-1) \ , \\ P_x(0) = P_0 I \quad (16)$$

由于信息向量 $\phi_x(k)$ 中有不可测量噪声 $x(k)$,根据辅助模型思想,构造辅助模型 $x_a = \phi_a^T(k) \theta_a(k)$ 来代替中间未知变量 $X(k)$,分别用估计值 $\hat{\phi}_x(k)$ 和 $\hat{\theta}_x(k)$ 代替辅助模型的信息向量 $\phi_a(k)$ 和参数向量 $\theta_a(k)$ 。

$$\hat{\phi}_x(k) := [-y(k-1) \ \cdots \ y(k-n_a)] \ , \\ -\hat{x}(k-1) \ \cdots \ -\hat{x}(k-n_a) \ , \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} f_i(u(k-1)) & f_i(u(k-n_b)) \end{bmatrix}^T \\ \hat{x}(k) = \hat{\phi}_s^T(k) \hat{\theta}_s(k) \quad (18)$$

2) 针对噪声模型的信息向量, 定义中间变量 $y_2(k)$ 如下:

$$y_2(k) := y(k) - \phi_x^T(k) \theta_x \quad (19)$$

则可以转化为噪声模型的虚拟辨识子系统,

$$y_2(k) := \phi_z^T(k) \theta_z + v(k) \quad (20)$$

定义准则函数:

$$J_2(\theta_n) := \sum_{j=1}^k [y_2(j) - \phi_z^T(j) \theta_z]^2 \quad (21)$$

根据最小二乘原理, 极小化准则函数, 可以得到子系统噪声模型的递推增广最小二乘算法:

$$\hat{\theta}_z(k) = \hat{\theta}_z(k-1) +$$

$$L_z(k) [y_2(k) - \phi_z^T(k) \hat{\theta}_z(k-1)] \quad (22)$$

$$L_z(k) = P_z(k-1) \phi_z(k) [1 + \phi_z^T(k) P_z(k-1) \phi_z(k)]^{-1} \quad (23)$$

$$P_z(k) = [I - L_z(k) \phi_z^T(k)] P_z(k-1), \\ P_z(0) = P_0 I \quad (24)$$

将(19)代入(22), 并同时用参数估计值来 $\hat{\theta}_x(k-1)$ 代替未知参数向量 θ_x , 用信息估计值 $\hat{\phi}_z(k)$ 来代替未知信息向量 $\phi_z(k)$, 则上述算法可表示如下:

$$\hat{\theta}_z(k) = \hat{\theta}_z(k-1) + L_z(k) [y(k) - \hat{\phi}_x^T(k) \hat{\theta}_x(k) - \hat{\phi}_z^T(k) \hat{\theta}_z(k)] \quad (25)$$

$$L_z(k) = P_z(k-1) \hat{\phi}_z(k) [1 + \hat{\phi}_z^T(k) P_z(k-1) \hat{\phi}_z(k)]^{-1} \quad (26)$$

$$P_z(k) = [I - L_z(k) \hat{\phi}_z^T(k)] P_z(k-1), \\ P_z(0) = P_0 I \quad (27)$$

由于信息向量 $\phi_z(k)$ 中有不可测量噪声 $v(k)$, 可用相应的残差估计 $\hat{v}(k)$ 来代替。

$$\hat{\phi}_z(k) := [v(k-1) \quad \hat{v}(k-2) \quad \cdots \quad \hat{v}(k-n_d)]^T \quad (28)$$

$$\hat{v}(k) = y(k) - \hat{\phi}^T(k) \hat{\theta}(k) \quad (29)$$

综上系统模型和噪声模型的辨识, 最终得到非线性模型参数向量 $\theta_x(k)$ 和 $\theta_z(k)$ 的基于辅助模型

的两阶段递推增广最小二乘算法如式(14-18)和式(25-29)。

计算 $\hat{\theta}_x(k)$ 和 $\hat{\theta}_z(k)$ 的两阶段递推增广最小二乘辨识算法步骤如下所示:

(1) 初始化: 当 $k \leq 0$ 时, 设 $u(k) = 0$, $y(k) = 0$, $\hat{e}(k) = 0$, $\hat{p}(k) = \hat{x}_a(k) = 0$; 令 $k = 1$, 置初值 $\hat{\theta}_x(0) = \mathbf{1} p_0$, $\hat{\theta}_z(0) = \mathbf{1} / p_0$, $P_x(0) = P_0 I$, $P_z(0) = p_0 I$, $p_0 = 10^6$ 。

(2) 采集输入输出数据 $\{u(k), y(k)\}$, 按照式构造 $\phi_x(k)$, 由式计算 $\hat{x}(k)$;

(3) 用式计算增益向量 $L_x(k)$, 用式计算协方差阵 $P_x(k)$;

(4) 用式刷新 $\theta_x(k)$;

(5) 按照式构造 $\phi_z(k)$, 由式计算 $\hat{v}_z(k)$;

(6) 用式计算增益向量 $L_z(k)$, 用式计算协方差阵 $P_z(k)$;

(7) 用式刷新 $\theta_z(k)$;

(8) k 增加 1, 转步骤 2, 继续递推计算。

3 递推增广最小二乘算法 RELS

为了说明该算法的优点, 简单给出非线性系统的递推增广最小二乘算法。信息向量 $\phi(k)$ 中包含未知中间变量 $x(t-i)$ 和不可测的噪声项 $v(t-i)$ 。根据辅助模型思想, 构造辅助模型来代替中间未知变量 $x(t-i)$, 未知的噪声项 $v(t-i)$ 用其估计残差来代替, 即可得到基于辅助模型的递推增广最小二乘辨识算法:

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + L(k) [y(k) - \hat{\phi}^T(k) \hat{\theta}(k-1)] \quad (30)$$

$$L(k) = P(k-1) \hat{\phi}(k) [1 + \hat{\phi}^T(k) P(k-1) \hat{\phi}(k)]^{-1} \quad (31)$$

$$P(k) = [I - L_z(k) \hat{\phi}^T(k)] P(k-1), P(0) = P_0 I \\ \theta := [\mathbf{m} \quad \mathbf{a} \quad k_1 \mathbf{b} \quad k_2 \mathbf{b} \quad \cdots \quad k_g \mathbf{b} \quad \mathbf{d}]^T \\ \hat{\phi}(k) := [-y(k-1) \quad \cdots \quad y(k-n_a) \quad \cdots \quad -\hat{x}(k-1) \quad \cdots \quad -\hat{x}(k-n_a) \quad f_i(u(k-1)) \quad \cdots \quad f_i(u(k-n_b))]^T$$

$$\hat{v}(k) = y(k) - \hat{\varphi}^T(k) \hat{\theta}(k)$$

4 仿真例子

非线性模型的仿真实例如下所示:

$$M(z)y(k) = \frac{B(z)}{A(z)}f(u(k)) + D(z)v(k)$$

$$M(z) = 1 + m_1z^{-1} + m_2z^{-2} =$$

$$1 + 0.70z^{-1} + 0.30z^{-2}$$

$$A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} =$$

$$1 - 0.025z^{-1} + 0.02z^{-2}$$

$$B(z) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} = 0.80z^{-1} - 1.20z^{-2},$$

$$D(z) = d_1z^{-1} + d_2z^{-2} = z^{-1} - 0.80z^{-2},$$

$$f(u(k)) = k_1u(k) + k_2u^2(k) + k_3u^3(k) =$$

$$u(k) + 0.5u^2(k) + 0.25u^3(k)$$

模型的组合参数:

$$\theta = [m_1 \ m_2 \ a_1 \ a_2 \ k_1b_1 \ k_1b_2 \ k_2b_1 \ k_2b_2 \ ,$$

$$k_3b_1 \ k_3b_2 \ d_1] = [0.70 \ 0.30$$

$$-0.025 \ 0.02 \ 0.80 \ -1.20 \ 0.40 \ -0.60 \ 0.20$$

$$-0.30 \ -0.80]^T$$

模型的参数:

$$\theta_r = [m_1 \ m_2 \ a_1 \ a_2 \ b_1 \ b_2 \ k_2 \ k_3 \ d_1] =$$

$$[0.70 \ 0.30 \ -0.025 \ 0.02 \ 0.80$$

$$-1.20 \ 0.50 \ 0.25 \ -0.80]^T$$

辨识模型的输入 $u(k)$ 为零均值、单位方差下的随机变量序列, 且是可测、非相关的 $\nu(k)$ 为平均值为零方差为 σ^2 的白噪声序列, 并且系统可以通过改变方差来实现对信噪比的控制。当白噪声向量序列的方差 $\sigma^2 = 0.50^2$ 时, 相应的信噪比 $\delta_{ns} = 23.14\%$; 当白噪声向量序列的方差 $\sigma^2 = 1.0^2$ 时, 相应的信噪比 $\delta_{ns} = 46.28\%$ 。组合参数估计误差为: $\delta = \|\hat{\theta}(k) - \theta\| / \|\theta\|$, 参数估计误差计算公式: $\delta_r = \|\hat{\theta}_r(k) - \theta_r\| / \|\theta_r\|$ 。

分别采用基于辅助模型的两阶段增广最小二乘算法和基于辅助模型的增广最小二乘算法对系统参数进行估计, 先得到组合参数的估计值, 再采用平均值法对组合参数进行变量分离得到系统的参数估计。噪声方 $\sigma^2 = 0.50^2$ 差下的 2 种算法所辨识的组合参数和参数估计值及误差分别见表 1 和表 2。不同噪声方差下的两阶段增广最小二乘算法所辨识的组合参数误差随 k 的变化曲线如图 2 所示, 两阶段 RELS 和 RELS 在相同误差条件下的误差对比如图 3 所示。

表 1 组合参数的估计值 ($\sigma^2 = 0.5^2$)

	k	m_1	m_2	a_1	a_2	k_1b_1	k_1b_2	k_2b_1	k_2b_2	k_3b_1	k_3b_2	d_1	$\delta / \%$
	100	0.734 27	0.312 62	0.030 04	0.149 09	1.100 06		0.444 43		0.043 82			25.89 395
	200	0.710 53	0.308 20	0.015 93	0.071 23	0.990 74		0.381 28		0.126 01			11.27 526
	500	0.690 99	0.322 07	0.009 00	0.012 65	0.898 12		0.379 59		0.137 48			10.414 06
Two-stage	1 000	0.698 98	0.324 73		0.014 90	0.815 90		0.392 02		0.192 61			9.471 51
AM-RELS	2 000	0.697 72	0.327 01		0.007 53	0.786 54		0.403 03		0.204 24			4.951 34
组合参数	3 000	0.692 78	0.325 82		0.006 67	0.792 51		0.397 92		0.202 32			3.963 83
估计	4 000	0.701 92	0.326 69		0.011 78	0.785 74		0.396 89		0.203 74			2.988 55
	5 000	0.702 64	0.324 70		0.015 87	0.795 67		0.395 32		0.198 37			1.984 74
	6 000	0.703 28	0.321 72		0.019 02	0.814 60		0.395 44		0.189 39			2.155 16

续表 1

	k	m_1	m_2	a_1	a_2	k_1b_1	k_1b_2	k_2b_1	k_2b_2	k_3b_1	k_3b_2	d_1	$\delta / \%$
AM-RELS 组合参数估计	100	0.769 53	0.314 86	0.00858	0.131 28	1.065 77		0.444 70		0.042 63			24.633 63
	200	0.750 44	0.304 48		0.064 17	0.984 77		0.387 39		0.116 60			12.151 80
	500	0.710 69	0.305 05	0.01355	0.006 05	0.894 36		0.380 96		0.135 68			10.605 47
	1 000	0.714 50	0.306 61		0.006 28	0.814 22		0.394 21		0.191 57			9.887 04
	2 000	0.696 75	0.303 27	0.00367		0.786 33		0.405 43		0.203 35			5.352 22
	3 000	0.680 17	0.298 62	0.01847		0.791 42		0.400 68		0.202 01			4.854 47
	4 000	0.692 79	0.301 43	0.00227		0.784 83		0.399 36		0.203 52			3.436 29
	5 000	0.694 31	0.300 08	0.00333		0.794 95		0.397 73		0.198 27			2.510 38
	6 000	0.698 40	0.298 50			0.814 18		0.397 67		0.189 17			2.464 82
	真值	0.700 00	0.300 00		0.020 00	0.800 00		0.400 00		0.200 00			

表 2 系统参数的估计值($\sigma^2 = 0.5^2$)

	k	m_1	m_2	a_1	a_2	b_1	b_2	k_2	k_3	d_1	$\delta / \%$
Two-stage AM-RELS 组合参数估计	100	0.734 27	0.312 62	0.030 04	0.149 09	1.100 06	-0.865 19	0.572 42	0.245 97	-0.873 49	25.437 61
	200	0.710 53	0.308 20	0.015 93	0.071 23	0.990 74	-1.203 94	0.451 59	0.171 42	-0.763 64	11.846 83
	500	0.690 99	0.322 07	0.009 00	0.012 65	0.898 12	-1.321 67	0.439 47	0.159 04	-0.725 20	11.002 48
	1 000	0.698 98	0.324 73	-0.009 13	0.014 90	0.815 90	-1.344 03	0.465 24	0.195 17	-0.730 52	9.251 87
	2 000	0.697 72	0.327 01	-0.021 56	0.007 53	0.786 54	-1.269 34	0.495 76	0.229 01	-0.762 89	4.624 30
	3 000	0.692 78	0.325 82	-0.018 00	0.006 67	0.792 51	-1.260 31	0.487 80	0.231 09	-0.796 92	3.776 76
	4 000	0.701 92	0.326 69	-0.030 50	0.011 78	0.785 74	-1.240 48	0.493 30	0.239 14	-0.806 15	2.811 67
	5 000	0.702 64	0.324 70	-0.028 41	0.015 87	0.795 67	-1.218 95	0.491 19	0.240 39	-0.811 10	1.908 90
AM-RELS 组合参数估计	6 000	0.703 28	0.321 72	-0.029 90	0.019 02	0.814 60	-1.223 13	0.486 03	0.230 95	-0.806 83	2.269 04
	100	0.769 53	0.314 86	0.008 58	0.131 28	1.065 77	-0.871 58	0.578 20	0.248 61	-0.734 58	23.960 38
	200	0.750 44	0.304 48	-0.006 75	0.064 17	0.984 77	-1.195 83	0.455 95	0.171 95	-0.695 60	12.662 30
	500	0.710 69	0.305 05	0.013 55	0.006 05	0.894 36	-1.316 97	0.442 58	0.158 76	-0.705 93	11.143 97
	1000	0.714 50	0.306 61	-0.000 72	0.006 28	0.814 22	-1.341 60	0.468 14	0.194 77	-0.707 63	9.683 23
	2000	0.696 75	0.303 27	0.003 67	-0.007 85	0.786 33	-1.270 62	0.497 68	0.227 65	-0.756 58	5.041 23
	3000	0.680 17	0.298 62	0.018 47	-0.014 15	0.791 42	-1.263 10	0.489 93	0.229 95	-0.808 58	4.729 59
	4000	0.692 79	0.301 43	0.002 27	-0.008 59	0.784 83	-1.243 20	0.495 14	0.238 18	-0.805 39	3.286 74
	5000	0.694 31	0.300 08	0.003 33	-0.004 75	0.794 95	-1.221 91	0.492 85	0.239 52	-0.810 20	2.477 49
	6000	0.698 40	0.298 50	-0.001 68	-0.000 84	0.814 18	-1.225 52	0.487 48	0.230 25	-0.803 48	2.574 23
	真值	0.700 00	0.300 00	-0.025 00	0.020 00	0.800 00	-1.200 00	0.500 00	0.250 00	-0.800 00	

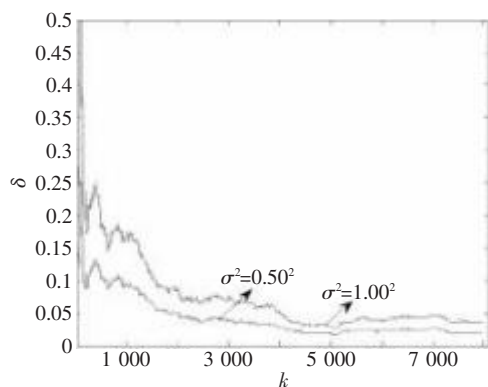


图2 不同噪声方差下的两阶段 RELS 的组合参数估计误差随 k 的变化曲线

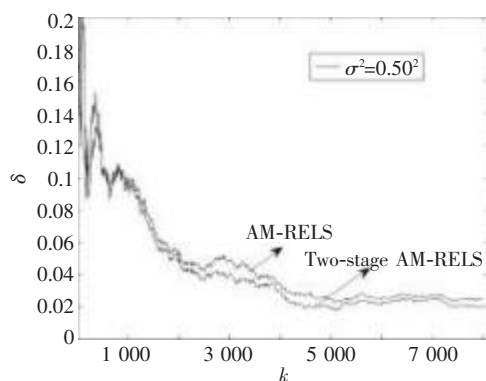


图3 两阶段 RELS 和 RELS 在相同条件下的误差对比图

【参考文献】

- [1] 刘党辉 蔡远文 苏永芝 等. 系统辨识方法及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.
- [2] 徐小平 王峰 胡钢. 系统辨识研究的现状 [J]. 现代电子技术, 2007(15): 112 - 116.
- [3] Narendra K S, Gallman P G. An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1966, 11(3): 546 - 550.
- [4] Chang F, Luus R. A no iterative method for identification using Hammerstein model [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1971, 16(5): 464 - 468.
- [5] Bai E W. Identification of systems with hard input nonlinearities [C]. In Perspectives in Control Moheimani R, Ed. New York: Springer Verlag, 2001.
- [6] Bai E W. Frequency domain identification of Hammerstein models [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(4): 530 - 542.
- [7] Bai E W, Li D. Convergence of the iterative Hammerstein system identification algorithm [J]. Automatic, 2004, 49(11): 1929 - 1940.
- [8] Goethals I, Pelckmans K, Suykens J A K, et al. Identification of MIMO Hammerstein models using least squares support vector machines [J]. Automatica, 2005, 49(10): 1263 - 1272.
- [9] Goethals I, Pelckmans K, Suykens J A K, et al. Subspace identification of Hammerstein systems using least squares support vector machines [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(10): 1263 - 1519.

- [10] Laurent V, Rik P, Johan S. Blind maximum likelihood identification of Hammerstein systems [J]. Automatica, 2008, 44: 3139 – 3146.
- [11] 丁峰. 系统辨识方法论[M]. 北京: 中国电力出版社 2012.
- [12] 范伟, 丁峰. Hammerstein 非线性系统参数估计分离的三种方法[J]. 科学技术与工程 2008, 8(6): 1586 – 1589.
- [13] 刘景潘. 一类非线性系统的参数辨识[D]. 无锡: 江南大学 2011.
- [14] 习毅, 潘丰. 基于 Hammerstein 模型的非线性自适应预测函数控制[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(11): 2237 – 2240.
- [15] Ding F, Shi Y, Chen T. Gradient-based identification methods for Hammerstein nonlinear ARMAX models [J]. Nonlinear Dynamics, 2006, 45(1–2): 31 – 43.
- [16] 丁峰, 刘景潘, 肖永松. 一类非线性系统的参数估计[J]. 控制工程 2011, 18(3): 373 – 376.
- [17] 栾创业. 输出误差类模型辨识方法的研究[D]. 青岛: 青岛大学 2010.
- [18] 黄祖毅, 陈建清. 基于脉冲响应的输出误差模型的辨识[J]. 控制理论与应用 2003, 20(5): 793 – 796.
- [19] 陈慧波, 丁峰. SIMO 系统辅助变量最小二乘盲辨识方法[J]. 系统工程与电子技术 2009, 31(4): 905 – 910.
- [20] Ding F, Liu P X, Liu G. Identification methods for Hammerstein nonlinear systems [J]. Digital Signal Processing, 2011, 21(2): 215 – 238.
- [21] 陈翰馥, 赵文晔. 几类典型随机非线性系统的辨识[J]. 系统科学与数学 2011, 31(9): 1019 – 1044.
- [22] 张勇, 杨慧中, 丁峰. 有色噪声干扰下的一种系统辨识方法[J]. 南京航空航天大学学报 2006(38): 167 – 171.
- [23] Fang J, Leymanb A R, Chew Y H. Some further results on blind identification of MIMO FIR channels via second-order statistics [J]. Signal Processing 2007, 87(6): 1434 – 1447.
- =====

(上接第 17 页)

【参考文献】

- [1] 余锦华, 汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(2): 105 – 116.
- [2] 蒋淑静, 黑保琴, 张九星, 等. 基于 PDE 的自适应各向异性图像配准方法研究[J]. 通信学报, 2013, 34(5): 192 – 199.
- [3] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629 – 639.
- [4] Catté F, Lions P L, Morel J M, et al. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion I [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182 – 193.
- [5] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60(1–4): 259 – 268.
- [6] 张红英, 彭启琮. 全变分自适应图像去噪模型[J]. 光电工程, 2006, 33(3): 50 – 53.
- [7] Gilboa G, Sochen N, Zeevi Y Y. Image enhancement and denoising by complex diffusion processes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1020 – 1036.
- [8] 任文琦, 王元全. 基于梯度矢量卷积场的四阶各向异性扩散及图像去噪[J]. 光学精密工程, 2013, 21(10): 2713 – 2719.
- [9] Witkin A P. Scale-space filtering [C]. Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, Karlsruhe, West Germany, 1983, 2: 1019 – 1022.
- [10] Koenderink J J. The structure of images [J]. Biological Cybernetics, 1984, 50: 363 – 370.