

文章编号:1001-9081(2014)01-0236-03

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2014.01.0236

# 基于辅助模型和数据滤波的伪线性回归系统参数估计方法

丁 盛\*

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

(\* 通信作者电子邮箱:sding2011@aliyun.com)

**摘要:**针对伪线性输出误差回归系统的辨识模型新息信息向量存在不可测变量的问题,首先通过构造一个辅助模型,用辅助模型的输出代替未知中间变量,推导得到的基于辅助模型的递推最小二乘参数估计算法计算量较大,但算法的辨识效果不佳。进一步采用估计的噪声模型对系统观测数据进行滤波,使用滤波后的数据进行参数估计,从而推导提出了基于数据滤波的递推最小二乘参数估计算法。仿真结果表明,所提算法能够有效估计伪线性回归线性输出误差系统的参数。

**关键词:**参数估计;最小二乘;伪线性系统;数据滤波;辅助模型

**中图分类号:** TP273    **文献标志码:**A

## Parameter estimation methods for pseudo-linear regressive systems based on auxiliary model and data filtering

DING Sheng\*

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

**Abstract:** For the pseudo-linear output errorregressive systems whose identification model has the unknown variables in the information vector, this paper presented an auxiliary model based recursive least squares parameter estimation algorithm that was derived through constructing an auxiliary model and replacing the unknown inner variables with the outputs of the auxiliary model, but the effect was not good. Furthermore, through filtering the observation data with the estimated transfer function of the noise model and using the filtered data to estimate the parameters, the authors presented a data filtrating based recursive least squares parameter estimation algorithm. The simulation results show that the proposed algorithm can estimate the parameters of pseudo-linear output errorregressive systems effectively.

**Key words:** parameter estimation; least squares; pseudo-linear system; data filtering; auxiliary model

## 0 引言

一个系统的信息向量除了观测数据外还有不可测的白噪声或有色噪声项,这样的系统就被称为伪线性回归系统。伪线性回归系统的模型是系统输出或其他变量是参数的线性函数,与系统是否是线性无关,它可以指线性控制系统,也可以指非线性控制系统。因此,伪线性回归系统都可用最小二乘算法进行辨识。

在最小二乘法辨识领域,文献[1]基于过参数化方法,提出了Hammerstein输出误差系统的辅助模型递推最小二乘辨识方法,并利用鞅收敛定理,表明算法可以提供一致的参数估计。文献[2]提出了基于输入输出数据滤波的CARARMA模型递推最小二乘方法,与递推广义增广最小二乘算法相比,算法的协方差矩阵的尺寸变小,计算量减小。针对输入非线性动态调节模型,文献[3]提出了递推广义最小二乘和基于数据滤波的递推最小二乘参数估计方法,仿真结果表明,提出的算法可有效地估计一类非线性动态调整系统的参数。针对非均匀采样系统,文献[4]提出了基于输入输出数据滤波递推最小二乘参数估计法,算法精度比基于辅助模型的递推广义增广最小二乘算法的参数估计高。而针对多输入单输出的系统,文献[5]通过增加偏差补偿项,消除估计的偏差,提出

了偏差补偿递推最小二乘辨识算法。

本文基于辅助模型和滤波技术研究有色噪声干扰的伪线性输出误差系统参数辨识方法。该方法使用辅助模型估计未知内部变量,通过数据滤波将有色噪声干扰的辨识模型转化为白噪声干扰的辨识模型,进而提出了基于滤波的伪线性输出误差系统辅助模型递推最小二乘参数辨识方法。该方法可以分别估计出线性回归部分的参数和噪声模型参数,计算效率比其他现有的算法高。

## 1 辨识模型

考虑下列有色噪声干扰的一般伪线性输出误差系统:

$$\mathbf{y}(t) = \boldsymbol{\varphi}^T(t)\boldsymbol{\theta} + \frac{\mathbf{v}(t)}{A(z)} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}$  是系统的输出,  $\boldsymbol{\varphi}(t) \in \mathbb{R}^n$  是由时刻  $t$  前的输入和输出数据构成的信息向量,  $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^n$  是系统的未知参数向量,  $\mathbf{v}(t)$  是零均值方差为  $\sigma^2$  的随机白噪声,  $z^{-1}$  为单位后移算子:  $z^{-1}\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}(t-1)$  和  $z\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}(t+1)$ ,  $A(z)$  和  $C(z)$  是算子  $z^{-1}$  的多项式:

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

$$C(z) := 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \cdots + c_{n_c} z^{-n_c}$$

设阶次  $n$ 、 $n_a$  和  $n_c$  已知,且  $t \leq 0$  时,  $\boldsymbol{\varphi}(t) = 0$ ,  $\mathbf{y}(t) =$

收稿日期:2013-06-07;修回日期:2013-11-18。    基金项目:国家自然科学基金资助项目(60973043)。

作者简介:丁盛(1988-),男,浙江嘉兴人,硕士研究生,主要研究方向:系统辨识。

$0, v(t) = 0$ 。辨识的目标是利用观测数据  $y(t)$  和  $\varphi(t)$ , 提出有效的方法辨识系统的未知参数向量  $\theta$  和多项式的系数  $a_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n_a$ ) 和  $c_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n_c$ )。

定义系统模型的输出和噪声输出分别为:

$$\begin{cases} x(t) := \frac{\varphi^T(t)}{A(z)} \\ w(t) := \frac{v(t)}{C(z)} \end{cases} \quad (2)$$

则式(1)可以写为:

$$y(t) = x(t) + w(t) \quad (3)$$

其中: $x(t)$ 为系统模型的输出,称为真实输出或无噪输出; $w(t)$ 是噪声模型的输出,是有色噪声或相关噪声,它们都是不可测的内部变量; $y(t)$ 是  $x(t)$ 的含噪量测。定义系统参数向量  $\vartheta$ ,参数向量  $\theta_2$  和噪声模型参数向量  $\theta_3$  分别为:

$$\vartheta := \begin{bmatrix} \theta \\ \theta_2 \\ \theta_3 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a+n_c}$$

$$\theta_2 := (a_1, a_2, \dots, a_{n_a}) \in \mathbb{R}^{n_a}$$

$$\theta_3 := (c_1, c_2, \dots, c_{n_c}) \in \mathbb{R}^{n_c}$$

系统信息向量  $\varphi(t)$ 、 $\varphi_2(t)$  和噪声模型信息向量  $\varphi_3(t)$  分别为:

$$\varphi(t) := \begin{bmatrix} \varphi(t) \\ \varphi_2(t) \\ \varphi_3(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a+n_c}$$

$$\varphi_2(t) := [-x(t-1), -x(t-2) \dots -x(t-n_a)]^T \in \mathbb{R}^{n_a}$$

$$\varphi_3(t) := [-w(t-1), -w(t-2) \dots -w(t-n_c)]^T \in \mathbb{R}^{n_c}$$

式(2)两边乘以  $A(z)$ , 式(3)两边乘以  $C(z)$  可得到

$$A(z)x(t) = \varphi^T(t)\theta$$

$$C(z)w(t) = v(t)$$

写成最小二乘形式分别是:

$$x(t) = [1 - A(z)]x(t) + \varphi^T(t)\theta = \varphi_2^T(t)\theta_2 + \varphi_3^T(t)\theta_3 \quad (4)$$

$$w(t) = [1 - C(z)]w(t) + v(t) = \varphi_3^T(t)\theta_3 + v(t) \quad (5)$$

把式(4)~(5)代入式(3)可得辨识模型:

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta + \varphi_2^T(t)\theta_2 + \varphi_3^T(t)\theta_3 + v(t) = \varphi^T(t)\vartheta + v(t) \quad (6)$$

## 2 基于辅助模型的递推最小二乘辨识方法

设  $\hat{\vartheta}(t) = [\hat{\theta}^T(t), \hat{\theta}_2^T(t), \hat{\theta}_3^T(t)]^T$  为  $\vartheta = [\theta^T, \theta_2^T, \theta_3^T]^T$  在时刻  $t$  的估计, 基于辨识模型(6), 可以得到递推最小二乘算法:

$$\hat{\vartheta}(t) = \hat{\vartheta}(t-1) + L(t)[y(t) - \varphi^T(t)\hat{\vartheta}(t-1)] \quad (7)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{1 + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (8)$$

$$P(t) = [I - L(t)]\varphi^T(t)P(t-1) \quad (9)$$

由于  $\varphi(t)$  中的  $\varphi_2(t)$  和  $\varphi_3(t)$  包含未知中间变量  $x(t-i)$  和未知噪声项  $w(t-i)$ , 因此这种算法不可实现, 这里的方法是基于辅助模型辨识思想<sup>[6]</sup>:

构造一个辅助模型, 设其输出为  $x_a(t)$ , 信息向量  $\varphi(t)$  中  $\varphi_2(t)$  的未知项  $x(t-i)$  用  $x_a(t-i)$  代替, 作了这种代替后的  $\varphi_2(t)$  记为

$$\hat{\varphi}_2(t) := [-x_a(t-1), -x_a(t-2), \dots, -x_a(t-n_a)]^T \in \mathbb{R}^{n_a} \quad (10)$$

定义:

$$\hat{\varphi}_3(t) := [-\hat{w}(t-1), -\hat{w}(t-2), \dots, -\hat{w}(t-n_c)]^T \in \mathbb{R}^{n_c} \quad (11)$$

$$\hat{\varphi}(t) = \begin{bmatrix} \varphi(t) \\ \hat{\varphi}_2(t) \\ \hat{\varphi}_3(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a+n_c} \quad (12)$$

辅助模型取为:

$$x_a(t) = \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) + \hat{\varphi}_2^T(t)\hat{\theta}_2(t) \quad (13)$$

由式(3)和式(5)可得:

$$w(t) = y(t) - \varphi^T(t)\theta - \varphi_2^T(t)\theta_2 \quad (14)$$

由此得到  $w(t)$  的估计:

$$\hat{w}(t) = y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) - \hat{\varphi}_2^T(t)\hat{\theta}_2(t) \quad (15)$$

用  $\hat{\varphi}(t)$  代替式(7)~(9)中未知的  $\varphi(t)$ , 可以总结出基于辅助模型的递推最小二乘算法:

$$\hat{\vartheta}(t) = \hat{\vartheta}(t-1) + L(t)[y(t) - \hat{\varphi}^T(t)\hat{\vartheta}(t-1)] \quad (16)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)\hat{\varphi}(t)}{1 + \hat{\varphi}^T(t)P(t-1)\hat{\varphi}(t)} \quad (17)$$

$$\begin{cases} P(t) = [I - L(t)]\hat{\varphi}^T(t)P(t-1) \\ P(0) = p_0 I \end{cases} \quad (18)$$

## 3 基于滤波的辅助模型递推最小二乘方法

用  $C(z)$  对系统观测数据进行滤波处理, 得到一个白噪声干扰输出误差模型, 利用辅助模型辨识思想, 用辅助模型的输出代替未知的滤波输出和无噪真实输出, 然后可得递推最小二乘辨识方法。

式(1)和式(2)两边同时乘以  $C(z)$  得到:

$$C(z)y(t) = \frac{C(z)}{A(z)}\varphi^T(t)\theta + v(t) \quad (19)$$

$$C(z)y(t) = \frac{C(z)}{A(z)}\varphi^T(t)\theta \quad (20)$$

设滤波后系统信息向量  $\varphi_f(t)$ , 滤波真实输出  $y_f(t)$  和滤波输出  $x_f(t)$  分别为:

$$\varphi_f(t) := C(z)\varphi(t)$$

$$x_f(t) := C(z)x(t)$$

$$y_f(t) := C(z)y(t)$$

于是可以得到:

$$\begin{cases} y_f(t) = \frac{\varphi_f^T(t)\theta}{A(z)} + v(t) \\ x_f(t) = \frac{\varphi_f^T(t)\theta}{A(z)} \end{cases} \quad (21)$$

而  $x_f(t)$  写成最小二乘形式则为:

$$x_f(t) = [1 - A(z)]x_f(t) + \varphi_f^T(t)\theta = \varphi_2^T(t)\theta_2 + \varphi_3^T(t)\theta_3 \quad (22)$$

定义信息向量  $\varphi_f(t)$ , 参数向量  $\theta_f$  分别为:

$$\varphi_f(t) := \begin{bmatrix} \varphi_f(t) \\ \varphi_2(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a}$$

$$\theta_f := \begin{bmatrix} \theta \\ \theta_2 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a}$$

由式(21)可以得到:

$$y_f(t) = x_f(t) + v(t) = \varphi_f^T(t)\theta_f + v(t) \quad (23)$$

定义中间变量:

$$w(t) := \frac{v(t)}{C(z)} = \varphi_3^T(t)\theta_3 + v(t) \quad (24)$$

将最小二乘原理运用到式(23)和式(24)中可得估计参

数  $\theta_f$  和  $\theta_3$  的两个最小二乘算法:

$$\hat{\theta}_f(t) = \hat{\theta}_f(t-1) + L_f(t)[y_f(t) - \varphi_f^T(t)\hat{\theta}_f(t-1)] \quad (25)$$

$$L_f(t) = \frac{P_f(t-1)\varphi_f(t)}{1 + \varphi_f^T(t)P_f(t-1)\varphi_f(t)} \quad (26)$$

$$P_f(t) = [I - L_f(t)\varphi_f^T(t)]P_f(t-1) \quad (27)$$

$$\hat{\theta}_3(t) = \hat{\theta}_3(t-1) + L_3(t)[w(t) - \varphi_3^T(t)\hat{\theta}_3(t-1)] \quad (28)$$

$$L_3(t) = \frac{P_3(t-1)\varphi_3(t)}{1 + \varphi_3^T(t)P_3(t-1)\varphi_3(t)} \quad (29)$$

$$P_3(t) = [I - L_3(t)\varphi_3^T(t)]P_3(t-1) \quad (30)$$

由于多项式  $A(z)$  和  $C(z)$  是未知的, 所以  $x_f(t)$ 、 $y_f(t)$ 、 $\varphi_f(t)$ 、 $\varphi_3(t)$  是未知的, 并且  $\varphi_2(t)$  中的  $x(t-i)$  和  $\varphi_3(t)$  中的  $w(t)$  也是未知的, 这里采用辅助模型的输出  $x_a(t)$  代替  $x(t-i)$ 、 $y_f(t)$ 、 $\varphi_f(t)$ 、 $\varphi_3(t)$  和  $w(t)$  用其估计代替, 从而推导出基于滤波的辨识方法。定义信息向量:

$$\hat{\varphi}_2(t) := [-x_a(t-1), -x_a(t-2), \dots, -x_a(t-n_a)]^T \in \mathbb{R}^{n_a} \quad (31)$$

$\varphi_3(t)$  的未知噪声项  $w(t-i)$  用其估计  $\hat{w}(t-i)$  代替, 作了这种代替后的  $\varphi_3(t)$  记为:

$$\hat{\varphi}_3(t) := [-\hat{w}(t-1), -\hat{w}(t-2), \dots, -\hat{w}(t-n_e)]^T \in \mathbb{R}^{n_e} \quad (32)$$

辅助模型取为:

$$x_a(t) = \varphi^T(t)\hat{\theta}(t) + \hat{\varphi}_2^T(t)\hat{\theta}_2(t) \quad (33)$$

由式(4)和式(5)可得:

$$w(t) = y(t) - \varphi^T(t)\theta - \varphi_3^T(t)\theta_3 \quad (34)$$

由此得到  $w(t)$  的估计:

$$\hat{w}(t) = y(t) - x_a(t) \quad (34)$$

构造  $C(z)$  的估计:

$$C(z) := 1 + c_1(z^{-1}) + c_2(z^{-2}) + \dots + c_{n_c}(z^{-n_c})$$

用  $\hat{C}(t,z)$  对  $\varphi(t)$  和  $y(t)$  进行滤波, 得到

$$\hat{\varphi}_f(t) = \hat{C}(t,z)\varphi(t)$$

$$\hat{y}_f(t) = \hat{C}(t,z)y(t)$$

可按下列递推式进行计算:

$$\hat{\varphi}_f(t) = \hat{C}(t,z)\varphi(t) \quad (35)$$

$$\hat{y}_f(t) = \hat{C}(t,z)y(t) \quad (36)$$

定义:

$$\hat{\varphi}_f(t) := \begin{bmatrix} \hat{\varphi}_f(t) \\ \hat{\varphi}_2(t) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n+n_a}$$

联立式(31)~(36)用  $\hat{\varphi}_f(t)$  和  $\hat{w}(t-i)$  代替式(25)~(30)中  $\varphi_f(t)$  和  $w(t-i)$ , 可以总结出基于滤波的伪线性输出误差自回归系统辅助模型递推最小二乘(Filtering based Recursive Least Squares, F-RLS)辨识方法:

$$\hat{\theta}_f(t) = \hat{\theta}_f(t-1) + L_f(t)[\hat{y}_f(t) - \hat{\varphi}_f^T(t)\hat{\theta}_f(t-1)] \quad (37)$$

$$L_f(t) = \frac{P_f(t-1)\hat{\varphi}_f(t)}{1 + \hat{\varphi}_f^T(t)P_f(t-1)\hat{\varphi}_f(t)} \quad (38)$$

$$\begin{cases} P_f(t) = [I - L_f(t)\hat{\varphi}_f^T(t)]P_f(t-1) \\ P_f(0) = p_0 I \end{cases} \quad (39)$$

$$\hat{\varphi}_f(t) = \varphi(t) + \hat{c}_1(t)\varphi(t-1) + \dots + \hat{c}_{n_e}(t)\varphi(t-n_e) \quad (40)$$

$$\hat{y}_f(t) = y(t) + \hat{c}_1(t)y(t-1) + \dots + \hat{c}_{n_e}(t)y(t-n_e) \quad (41)$$

$$\begin{cases} \hat{\varphi}_f(t) = \begin{bmatrix} \hat{\varphi}_f(t) \\ \hat{\varphi}_2(t) \end{bmatrix} \\ \hat{\theta}_f(t) = \begin{bmatrix} \hat{\theta}(t) \\ \hat{\theta}_2(t) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (42)$$

$$\hat{\theta}_3(t) = \hat{\theta}_3(t-1) + L_3(t)[\hat{w}(t) - \hat{\varphi}_3^T(t)\hat{\theta}_3(t-1)] \quad (43)$$

$$L_3(t) = \frac{P_3(t-1)\hat{\varphi}_3(t)}{1 + \hat{\varphi}_3^T(t)P_3(t-1)\hat{\varphi}_3(t)} \quad (44)$$

$$\begin{cases} P_3(t) = [I - L_3(t)\hat{\varphi}_3^T(t)]P_3(t-1) \\ P_3(0) = p_0 I \end{cases} \quad (45)$$

#### 4 仿真实验

下面通过一个例子来说明提出算法的有效性, 考虑下列仿真对象:

$$\theta = [\theta_1, \theta_2]^T = [0.98, 0.45]^T$$

$$A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} = 1 + 0.07 z^{-1} + 0.42 z^{-2}$$

$$C(z) = 1 + c_1 z^{-1} = 1 + 0.19 z^{-1}$$

仿真时,  $\{\varphi(t)\}$  采用随机信号向量序列,  $\{v(t)\}$  采用零均值方差  $\sigma^2 = 10^2$  的白噪声序列。取数据长度  $L = 5000$ , 分别运用基于辅助模型的递推最小二乘辨识方法和基于滤波的辅助模型递推最小二乘辨识方法估计这个例子系统的参数, 参数估计及其误差  $\delta := \|\hat{\theta}(t) - \theta\| / \|\theta\| \times 100\%$ , 参数估计误差  $\delta$  随  $t$  变化曲线如图 1 所示。

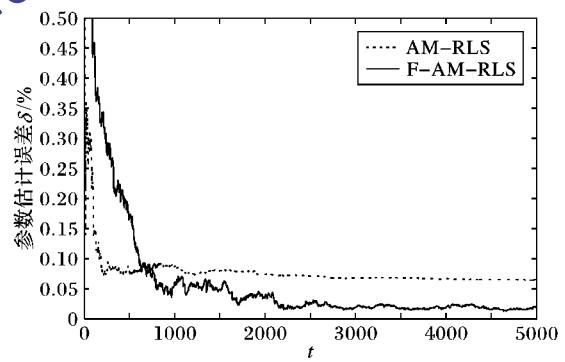


图 1 参数估计误差随  $t$  变化曲线

从图 2 可看出: 随着数据长度的增加, 两种算法参数估计误差总的趋势在不断减小, 说明这两种算法都是有效的, 并且基于滤波的方法参数估计精度更高。

#### 5 结语

本文提出了基于辅助模型的递推最小二乘参数估计方法及基于数据滤波的辅助模型递推最小二乘参数估计方法, 主要方法是构造一个辅助模型, 用辅助模型的输出代替未知中间变量, 并且用估计的噪声模型对系统进行滤波, 仿真结果表明提出的方法是有效的。同时针对这样的伪线性输出误差系统模型, 还可以通过最小二乘迭代、梯度迭代等方法进行辨识。

#### 参考文献:

- [1] DING F, SHI Y. Auxiliary model based least-squares identification methods for Hammerstein output-error systems [J]. Systems & Control Letters, 2007, 56(5): 373–380. (下转第 254 页)

- based on multiple feature points [C] // Proceedings of International Workshop on Intelligent Systems and Applications. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1–5.
- [14] YUAN F, ZHOU Z, SONG X. K-means clustering algorithm with meliorated initial centers [J]. Computer Engineering, 2007, 32(3): 65–66. (袁方, 周志勇, 宋鑫. 初始聚类中心优化的 k-means 算法 [J]. 计算机工程, 2007, 33(3): 65–66.)
- [15] LAI J Z C, HUANG T J, LIAW Y C. A fast K-means clustering algorithm using cluster center displacement [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2551–2556.
- [16] CHANG C T, LAI J Z C, JENG M D. A fuzzy K-means clustering algorithm using cluster center displacement [J]. Journal of Information Science and Engineering, 2011, 27(3): 995–1009.
- [17] ZHANG M W, LIU Y, ZHANG B, et al. Concept-based data clustering model [J]. Journal of Software, 2009, 20(9): 2387–2396. (张明卫, 刘莹, 张斌, 等. 一种基于概念的数据聚类模型 [J]. 软件学报, 2009, 20(9): 2387–2396.)
- [18] LARSEN B, AONE C. Fast and effective text mining using linear-time document clustering [C] // Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 1999: 16–22.
- [19] ANDRZEJEWSKI D, BUTTLER D. Latent topic feedback for information retrieval [C] // Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM Press, 2011: 600–608.
- [20] WANG X, McCALLUM A, WEI X. Topical N-grams: phrase and topic discovery, with an application to information retrieval [C] // Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Data Mining. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 697–702.
- [21] RUBIN T N, CHAMBERS A, SMYTH P. Statistical topic models for multi-label document classification [J]. Machine Learning, 2012, 88(1/2): 57–208.
- [22] SALTON G, BUCKLEY C. Term-weighting approaches in automatic text retrieval [J]. Information Processing & Management, 1988, 24(5): 513–523.
- [23] JIA X P, LIU H Z H. Latent document similarity model [J]. Computer Engineering, 2009, 35(15): 32–34. (贾西平, 刘海珠. 一种潜在文档相似模型 [J]. 计算机工程, 2009, 35(15): 32–34.)
- [24] CAO J, ZHANG Y D, LI J T, et al. A method of adaptively selecting best LDA model based on density [J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(10): 1–8. (曹娟, 张勇东, 李锦涛. 一种基于密度的自适应最优模型选择方法 [J]. 计算机学报, 2008, 31(10): 1–8.)
- [25] WANG L D, WEI B G, YUAN J. Document clustering based on probabilistic topic model [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(11): 2346–2350. (王李冬, 魏宝刚, 袁杰. 基于概率主题模型的文档聚类 [J]. 电子学报, 2012, 40(11): 2346–2350.)
- [26] ZHANG M X, WANG S G, WANG Z Q. Feature selection algorithm based on LDA for texts clustering [J]. Computer Development & Applications, 2012, 25(1): 1–5. (张梦笑, 王素格, 王智强. 基于 LDA 特征选择的文本聚类 [J]. 电脑开发与应用, 2012, 25(1): 1–5.)
- [27] Web Page Collection(SogouT) [EB/OL]. [2013-05-01]. <http://www.sogou.com/labs/dl/t.html>. (搜狗互联网语料库 [EB/OL]. [2013-05-01]. <http://www.sogou.com/labs/dl/t.html>.)

(上接第 238 页)

- [2] WANG D Q, DING F. Input-output data filtering based recursive least squares parameter estimation for CARARMA systems [J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(4): 991–999.
- [3] XIAO Y S, YUE N. Parameter estimation for nonlinear dynamical adjustment models [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(5/6): 1561–1568.
- [4] XIE L, YANG H Z, DING F. Recursive least squares parameter estimation for non-uniformly sampled systems based on the data filtering [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(1/2): 315–324.
- [5] DING F, CHEN T, QIU L. Bias compensation based recursive least-squares identification algorithm for MISO systems [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2006, 53(5): 349–353.
- [6] DING Feng. System identification new theory and methods [M]. Beijing: Science Press, 2013. (丁锋. 系统辨识新论 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.)
- [7] SHEN C, SUN Y X, HUANG L P, et al. Improved fuzzy auto-regressive model for connection rate prediction [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(5): 1222–1229. (申晨, 孙永雄, 黄丽平等. 改进模糊自回归模型在预测网络接通率中的应用 [J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1222–1229.)
- [8] LIU S R, ZHU W T, YANG F, et al. Multi-feature fusion based particle filter algorithm for object tracking [J]. Information and Control, 2012, 41(6): 752–759. (刘士荣, 朱伟涛, 杨帆, 等. 基于多特征融合的粒子滤波目标跟踪法 [J]. 信息与控制, 2012, 41(6): 752–759.)
- [9] LI M Y, BAI P, WANG X H, et al. A precise synchronization method based on iterative least square algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35(4): 832–837. (李明阳, 柏鹏, 王徐华, 等. 基于一种迭代最小二乘法的精确同步方法 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 832–837.)
- [10] WANG H B. Research of information fusion technologies and existing problems in the Internet of things [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(8): 2252–2255. (王洪波. 物联网信息融合技术及存在的问题研究 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30(8): 2252–2255.)
- [11] CHEN P, QIAN H, ZHU M L. Weighted minimum mean square Kalman filter [J]. Computer Science, 2009, 36(11): 230–231. (陈鹏, 钱徽, 朱森良. 基于加权最小二乘的卡尔曼滤波算法 [J]. 计算机科学, 2009, 36(11): 230–231.)
- [12] XIANG W, CHEN Z H. New identification method of nonlinear systems based on Hammerstein models [J]. Control Theory & Applications, 2007, 24(1): 143–147. (向微, 陈宗海. 基于 Hammerstein 模型描述的非线性系统辨识新方法 [J]. 控制理论与应用, 2007, 24(1): 143–147.)
- [13] WANG Y, LIAO Z, PENG C, et al. Subspace identification of distributed order systems in time-domain [J]. Control and Decision, 2013, 28(1): 67–72. (王永, 廖增, 彭程, 等. 分布阶次系统时域子空间辨识 [J]. 控制与决策, 2013, 28(1): 67–72.)
- [14] LIU F, ZHAO F J, DENG Y K, et al. A new high resolution DBS imaging algorithm based least squares linear fitting [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(4): 787–837. (刘凡, 赵凤军, 邓云凯, 等. 基于一种最小二乘直线拟合的高分辨率 DBS 成像算法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4): 787–837.)