

# 多维时间序列的建模及预报

徐衍华

(同济大学电气工程系, 上海)

龚正发

(中国纺织大学自动化系, 上海)

**摘要** 本文针对多维时序传函(TF)模型的等效规范型, 提出了由初建模和推广的Kalman自适应估计预报(EKAEP)算法组成的建模预报方案。考虑到实际系统的时变性和存在不良数据, EKAEP还包括噪声统计特性有限记忆自适应估计器(LMAE)和双置信区间的不良数据检测方法。仿真结果验证了方案的有效性。

## 1 引言

现有文献对ARMA模型讨论较多, 对TF模型则讨论较少。在实际过程中, 由于系统和噪声的动态特性往往不一致, 故TF模型更接近真实过程, 但如把由TF模型描述的过程处理为ARMA模型, 则估计的参数将比直接使用TF模型多。

为此, Granger和Newbold<sup>[1]</sup>提出了先对各序列拟合ARMA模型, 再对残差向量拟合以建立TF模型的方案; Fischer和Wilfert<sup>[2]</sup>则针对有理函数矩阵表示的模型, 提出了逐步正交化噪声向量各分量和滤波各序列, 及引入辅助传函模型和虚拟噪声的解耦算法; Jakeman和Young<sup>[3]</sup>提出改进型辅助变量法加修正的近似极大似然估计的组合算法, 将系统和噪声参数分别估计; Amaral<sup>[4]</sup>则把推广的RLS法一般化, 也得到了—种分开估计的算法; BOX和Jenkins<sup>[5]</sup>则用非线性LS法对TF模型参数进行估计。

上述方法各有所长, 但存在的不足是: 由于模型中噪声向量各分量一般是相关的, 故计算较复杂; 系统和噪声部分参数分开估计, 不利于在线运行; 采用非线性算法计算量较大, 不适用于时变系统。本文旨在寻找多变量时序TF模型的等效规范形以及更为有效的建模预报方案。

## 2 MECTF模型

一般地, 设多变量时序TF模型的表示形

式为

$$\bar{W}(q)Y(t) = \bar{E}(t), \quad \bar{W}(0) = I \quad (1)$$

式中,  $Y(t)$ 为 $m$ 维平稳随机输出向量,  $\bar{E}(t)$ 为 $m$ 维相关噪声向量, 服从高斯分布, 即 $\bar{E}(t) \sim N(0, \bar{R})$ ,  $\bar{R}$ 为对称正定阵。又

$$E\{Y(t)\bar{E}^T(t+l)\} = 0, \quad l = 1, 2, \dots$$

矩阵

$$\bar{W}(q) = \begin{pmatrix} \bar{e}_{11}(q) & \dots & \bar{e}_{1m}(q) \\ \bar{f}_{11}(q) & & \bar{f}_{1m}(q) \\ \vdots & & \vdots \\ \bar{e}_{m1}(q) & \dots & \bar{e}_{mm}(q) \\ \bar{f}_{m1}(q) & & \bar{f}_{mm}(q) \end{pmatrix}$$

其中 $e_{ij}(q), \bar{f}_{ij}(q)$  ( $i, j = 1, 2, \dots, m$ )均为后移算子 $q$ 的线性多项式,  $\bar{f}_{ij}(q), \bar{e}_{ij}(q)$ 首一,  $\bar{e}_{ij}(q)$  ( $i \neq j$ )首零。

根据矩阵代数理论, 由(1)式可推得

$$W(q)Y(t) = \Theta(q)E(t) \quad (2)$$

矩阵

$$W(q) =$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -\frac{B_{12}(q)}{A_{12}(q)} & \dots & -\frac{B_{1m}(q)}{A_{1m}(q)} \\ -\frac{B_{21}(q)}{A_{21}(q)} & 1 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ -\frac{B_{m1}(q)}{A_{m1}(q)} & \dots & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

$W(0)$  = 下三角阵

$$\Theta(q) = \begin{pmatrix} \frac{D_1(q)}{C_1(q)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{D_m(q)}{C_m(q)} \end{pmatrix},$$

$$\Theta(0) = I$$

其中  $A_{i,j}(q)$ ,  $B_{i,j}(q)$ ,  $C_i(q)$ ,  $D_i(q)$  ( $i, j = 1, 2, \dots, m$ ) 亦为  $q$  的线性多项式,  $A_{i,i}(q)$ ,  $C_i(q)$ ,  $D_i(q)$  首一,  $B_{i,j}(q)$  ( $i > j$ ) 首为常数,  $B_{i,j}(q)$  ( $i < j$ ) 首为零,  $E(t) \sim N(0, R)$ ,  $R$  为对角正定阵。称 (2) 式为多维时序 TF 模型等效规范形——MECTF 模型 (Multivariable Equivalent Canonical Transfer Function Model)。

由于模型 (2) 中  $E(t)$  的协方差阵已为对角阵  $R$ , 即  $E(t)$  为互不相关的噪声向量, 故可对模型各方程分别建模和预报, 克服了多维时序分析中的主要困难。

### 3 建模预报方案

以双变量系统为例, MECTF 模型为

$$y_1(t) = \frac{B_{12}(q)}{A_{12}(q)} y_2(t) + \frac{D_1(q)}{C_1(q)} e_1(t),$$

$$e_1(t) \sim N(0, \sigma_{e_1}^2(t)) \quad (3a)$$

$$y_2(t) = \frac{B_{21}(q)}{A_{21}(q)} y_1(t) + \frac{D_2(q)}{C_2(q)} e_2(t),$$

$$e_2(t) \sim N(0, \sigma_{e_2}^2(t)) \quad (3b)$$

本方案由初建模和 EKAEP 算法组成。

设初建模数据长度为  $N$ , 改写 (3) 式为<sup>1)</sup>

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t) + \frac{D(q)}{C(q)} e(t)$$

$$= \tilde{y}(t) + n(t) \quad (4)$$

$$\text{系统部分为 } \tilde{y}(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t) \quad (5)$$

$$\text{噪声部分为 } n(t) = \frac{b(q)}{C(q)} e(t) \quad (6)$$

初建模步骤如下:

• 由 (4) 可得

$$y(t) = -[A(q) - 1]y(t) + B(q)u(t) + A(q)n(t)$$

$$= -[A(q) - 1]y(t) + B(q)u(t) + \eta_1(t) \quad (7)$$

用 LS 法估计  $A(q)$ ,  $B(q)$  的参数, 以使

$$\sum_{t=1}^N \eta^2(t) = \sum_{t=1}^N [A(q)y(t) - B(q)u(t)]^2$$

$$= \min$$

结合 EVN 定阶准则, 得合适的  $\hat{A}(q)$ ,  $\hat{B}(q)$ 。

• 由 (5), (4) 式, 求出  $\{\hat{n}(t)\}$  序列

$$\hat{\tilde{y}}(t) = -[\hat{A}(q) - 1] \hat{\tilde{y}}(t) + \hat{B}(q)u(t) \quad (8)$$

$$\hat{n}(t) = y(t) - \hat{\tilde{y}}(t), \quad t = 1, 2, \dots, N$$

• 由 (6) 式可得

$$C(q)n(t) = D(q)e(t) \quad (9)$$

采用 Durbin 算法, 即先用高阶 AR 模型求取  $\{\hat{e}(t)\}$  序列, 再拟合

$$C(q)\hat{n}(t) = D(q)\hat{e}(t) + \eta_2(t) \quad (10)$$

$$\text{以使 } \sum_{t=1}^N \eta_2^2(t) = \sum_{t=1}^N [C(q)\hat{n}(t) - D(q)\hat{e}(t)]^2$$

$$= \min$$

结合 BIC 定阶准则, 得合适的  $\hat{C}(q)$ ,  $\hat{D}(q)$ 。

用初建模求得的模型参数, 作为运行 EKAEP 算法的初值, 以加快其收敛或跟踪速度。

EKAEP 算法包括: 模型参数估计算式、噪声统计特性有限记忆自适应估计器、自适应前置滤波的预报算式、双置信区间不良数据检测机构。

• 模型参数估计算式

由 (3a) 式, 定义

$$x_1(t) = [c_{11}, \dots, c_{1s}, d_{11}, \dots, d_{1t}, b_{121}, \dots, b_{12s}, a_{121}, \dots, a_{12s}]^T \quad (11)$$

则时变参数可以表示成

$$x_1(t) = T_1 x_1(t-1) + \epsilon_1(t),$$

$$\epsilon_1(t) \sim N(0, \Omega_1(t)) \quad (12)$$

其中  $T_1$  一般设为单位阵。重写 (3a)

$$y_1(t) = (1 - \frac{C_1(q)}{D_1(q)})y_1(t) + \frac{B_{12}(q)}{A_{12}(q)}$$

$$\frac{C_1(q)}{D_1(q)}y_2(t) + e_1(t)$$

<sup>1)</sup> 为方便计, 把 (3) 式右边  $y(t)$  改用  $u(t)$  表示, 字母下标均省略。

$$= h_1[x_1(t-1), Y(t-1)] + e_1(t) \quad (13)$$

式中  $h_1[\cdot, \cdot]$  为参数的非线性函数,  $Y(t) = [y_1(t), y_2(t)]^T$ 。为了应用 Kalman 理论, 沿  $\hat{x}_1(t-1)$  展开  $h_1[\cdot, \cdot]$ , 并取 Taylor 级数线性项

$$y_1(t) \approx h_1[\hat{x}_1(t-1), Y(t-1)] + \left. \frac{\partial h_1[\cdot, \cdot]}{\partial x_1} \right|_{\hat{x}_1(t-1)} \Delta x_1(t) + e_1(t) \quad (14a)$$

即  $\Delta y_1(t) = H_1(t/t-1)\Delta x_1(t) + e_1(t) \quad (14b)$

式中  $\Delta y_1(t) = y_1(t) - h_1[\hat{x}_1(t-1), Y(t-1)]$

$$H_1(t/t-1) = \left. \frac{\partial h_1[\cdot, \cdot]}{\partial x_1} \right|_{\hat{x}_1(t-1)} = [v_{11}(t), \dots, v_{1p_1}(t), w_{11}(t), \dots, w_{1r_1}(t), g_{11}(t), \dots, g_{1s_{12}}(t), k_{11}(t), \dots, k_{1r_{12}}(t)]$$

$H(t/t-1)$  阵各分量递推计算公式可导得为

$$\left. \begin{aligned} \hat{C}_1(q)v_{1j}(t) &= -e_1(t-j), & j=1, 2, \dots, p_1 \\ \hat{D}_1(q)w_{1j}(t) &= e_1(t-j), & j=1, 2, \dots, r_1 \\ \hat{A}_{12}(q)\hat{D}_1(q)q_{1j}(t) &= \hat{C}_1(q)y_2(t-j), & j=1, 2, \dots, s_{12} \\ \hat{A}_{12}^2(q)\hat{D}_1(q)k_{1j}(t) &= -\hat{B}_{12}(q)\hat{C}_1(q)y_2(t-j), & j=1, 2, \dots, r_{12} \end{aligned} \right\} (15)$$

现以第二等式为例, 说明其推导过程。

$$w_{1j}(t) = \left. \frac{\partial h_1[\cdot, \cdot]}{\partial d_{1j}} \right|_{\hat{x}_1(t-1)} = \frac{\hat{C}_1(q)}{\hat{D}^2(q)} \cdot q^j \cdot y_1(t) - \frac{\hat{B}_{12}(q)}{\hat{A}_{12}(q)} \cdot \frac{\hat{C}_1(q)}{\hat{D}^2(q)} \cdot q^j \cdot y_2(t)$$

两边同乘  $\hat{D}_1^2(q)$

$$\hat{D}_1^2(q) \cdot w_{1j}(t) =$$

$$[y_1(t) - \frac{\hat{B}_{12}(q)}{\hat{A}_{12}(q)} y_2(t)] \hat{C}_1(q) \cdot q^j$$

由(3.6a)式可得

$$\hat{D}_1^2(q) \cdot w_{1j}(t) = \frac{\hat{D}_1(q)}{\hat{C}_1(q)} \cdot \hat{C}_1(q) \cdot e_1(t-j)$$

整理后即得

$$\hat{D}_1(q) \cdot w_{1j}(t) = e_1(t-j), \quad j=1, 2, \dots, l_1$$

将(12)式视作状态方程, (14)式视作量测方程, 且假定  $e_1(t)$ ,  $\varepsilon_1(t)$  和  $x_1(0)$  满足一定的二阶矩特性, 则可得下列模型参数估计算式

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_1(t/t-1) &= T_1 \hat{x}_1(t-1/t-1) \\ p_1(t/t-1) &= T_1 p(t/t-1) H_1^T(t/t-1) [H_1(t/t-1) p_1(t/t-1) \cdot H^T(t/t-1) + \sigma_{\varepsilon_1}^2(t-1)]^{-1} \\ \hat{x}_1(t/t) &= \hat{x}_1(t/t-1) + K_1(t) \hat{e}_1(t) \\ p_1(t/t) &= [I - K_1(t) H_1(t/t-1)] P(t/t-1) [I - K_1(t) H_1(t/t-1)]^T + \sigma_{\varepsilon_1}^2(t-1) K_1(t) \cdot K_1^T(t) \end{aligned} \right\} (16)$$

以此对模型方程(3a)参数进行估计。其中,

$\hat{e}_1(t)$  可由(13)式得到, 即

$$\hat{e}_1(t) = y_1(t) - h_1[\hat{x}_1(t-1), Y(t-1)].$$

同样, 从(3b)式出发, 可得完全类似的另一估计算式, 以对模型方程(3b)参数进行估计。

• 噪声统计特性LMAE

本文提出的指数加权有限记忆自适应估计器(LMAE), 和现有估计器相比, 计算简单, 可根据不同情况调节记忆窗宽, 更适宜于时变噪声统计特性的估计和实时在线应用。

针对EKAEP算法,  $\sigma_{\varepsilon_i}^2(t)$ ,  $\Omega_i(t)$  ( $i=1, 2$ )的LMAE为

$$\hat{\sigma}_{a_i}^2(t) = d_M \sum_{j=t-M+1}^t b^{t-j} \hat{e}_i^2(j), \quad i=1,2 \quad (17a)$$

$$\hat{\Omega}_i(t) = d_M \sum_{j=t-M+1}^t b^{t-j} \hat{e}_i(j) \hat{e}_i^T(j), \quad i=1,2 \quad (17b)$$

其中,  $\hat{e}_1(t)$  由(12)式而得,  $M$  为记忆窗宽,  $b$  为遗忘因子,  $d_M$  选为

$$d_M = \left( \sum_{j=t-M+1}^t b^{t-j} \right)^{-1} = \frac{1-b}{1-b^M}, \quad 0 < b < 1$$

$\hat{\sigma}_{a_i}^2(t)$  的LMAE递推形式求之如下:

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{a_i}^2(t) &= d_M \hat{e}_i^2(t) + d_M \cdot b \sum_{j=t-M+1}^{t-1} b^{t-1-j} \hat{e}_i^2(j) \\ &= \hat{\sigma}_{a_i}^2(t-1) + d_M [\hat{e}_i^2(t) - \sigma_{a_i}^2(t-1)] \end{aligned} \quad (18a)$$

同理  $\hat{\Omega}_i(t) = \hat{\Omega}_i(t-1) + d_M [\hat{e}_i(t) \hat{e}_i^T(t) - \hat{\Omega}_i(t-1)] \quad (18b)$

可以证明, 在一定条件下, LMAE对跟踪时变统计量的变化是“无偏”的。

• 自适应前置滤波的预报公式

本文引入自适应前置滤波, 使预报值的计算化为线性滤波与求条件期望的组合, 可较容易地求取预报值, 使 EKAEP 算法具有实时估计、实时预报的优点。

对(3)所示系统, 其一步预报式为

$$\begin{aligned} \hat{y}_1(t+1/t) &= q^{-1} \hat{B}_{12}(q) \bar{y}_2(t) + q^{-1} [\hat{D}_1(q) - \hat{C}_1(q)] \bar{e}_1(t) \\ \hat{y}_2(t+1/t) &= \hat{b}_{210} [\hat{y}_1(t+1/t) - q^{-1} (\hat{A}_{21}(q) - 1) \bar{y}_1(t)] + q^{-1} [\hat{B}_{21}(q) - \hat{b}_{210}] \bar{y}_1(t) + q^{-1} [\hat{D}_2(q) - \hat{C}_2(q)] \bar{e}_2(t) \end{aligned} \quad (19)$$

其中  $\bar{y}_i(t)$ ,  $\bar{e}_i(t)$  ( $i=1,2$ ) 为相应变量经自适应前置滤波后所得变量,  $b_{210}$  为  $B_{21}(q)$  首项,  $q^{-1}$  为前移算子。

• 双置信区间的不良数据检测

其检测准则如下 (参见图1):

$$\begin{aligned} &\text{当 } |\hat{e}(t+1/t+1)| \geq 1.96\sigma_a(t), \text{ 或} \\ &\begin{cases} 1.96\sigma_a(t) > |\hat{e}(t+1/t+1)| \geq 1.54\sigma_a(t) \\ 1.96\sigma_a(t) > |\hat{e}(t/t)| \geq 1.54\sigma_a(t) \end{cases} \end{aligned}$$

且  $\text{sign} \hat{e}(t/t) \neq \text{sign} \hat{e}(t+1/t+1)$

则认为不良数据。物理解释为, 数据落在  $1-1'$  之外 ( $D$  点), 或在  $1-1'$  之内,  $2-2'$  之外, 数据连续发生较大变化且来回摆动 ( $B_1$  和  $B_2$  点)。

当  $|\hat{e}(t+1/t+1)| \leq 1.54\sigma_a(t)$ , 或

$$\begin{cases} 1.96\sigma_a(t) > |\hat{e}(t+1/t+1)| \geq 1.54\sigma_a(t) \\ 1.96\sigma_a(t) > |\hat{e}(t/t)| \geq 1.54\sigma_a(t) \end{cases}$$

且  $\text{sign} \hat{e}(t/t) = \text{sign} \hat{e}(t+1/t+1)$

则认为正常数据。物理解释为, 数据落在  $2-2'$  之内 ( $A$  点), 或在  $1-1'$  之内  $2-2'$  之外, 数据连续发生较大变化, 但变化方向一致 ( $C_1$  和  $C_2$  点)。

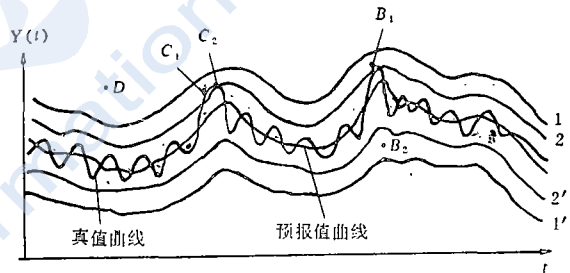


图1 双置信区间不良数据检测示意图

1-1': 置信度较高的预报区间  
2-2': 置信度较低的预报区间

根据具体情况, 可适当调整准则中双置信区间对应的百分比概率界限。

4 仿真

为验证方案的有效性, 对两个系统和一个实例作了仿真研究。

系统1为

$$y_1(t) = \frac{-0.35q}{1-0.7q} y_2(t) + (1-0.5q) e_1(t)$$

$$y_2(t) = \frac{1.6q}{1-0.5q} y_1(t) + \frac{1}{1-0.66q} e_2(t)$$

系统 2 为

$$y_1(t) = \frac{-0.5q}{1-0.7q} y_2(t) + \frac{1}{1-0.6q} e_1(t)$$

$$y_2(t) = \frac{0.8q}{1-0.55q} y_1(t) + \frac{1}{1-0.4q} e_2(t)$$

选记忆窗宽  $M$  为 100, 遗忘因子  $b$  为 0.995,  $e_1(t) \sim N(0, \sigma_{a_1}^2)$ ,  $e_2(t) \sim N(0, \sigma_{a_2}^2)$ .

一个实例取自 Box 和 Jenkins<sup>[5]</sup> 中 J 序列, 以下简称 BJ 实例。

4.1 定常系统辨识

对系统 1, 系统 2 和 BJ 实例, 运行初建模算法, 求得的模型结构和实际相符。为了考核 EKAEP 算法对初值的要求, 对系统 1 和 2, 分别取两组不同的值, 仿真结果列于表 1 和表 2。

由表可见:

- 只要适当选择参数初值, 其估计值能较满意地收敛于真值附近;

- 模型噪声部分无论是自回归过程, 或是滑动平均过程, 皆能得到较好的估计结果。

对 BJ 实例, 首先取 100 对数据初建模, 再运行 EKAEP 算法, 建模结果为

$$u(t) = \frac{1}{1-2.021q+1.37q^2-0.37q^3} e_1(t),$$

$$\sigma_{a_1}^2 = 0.0563$$

$$y(t) = \frac{-0.48-0.36q-0.61q^2}{1-0.59q} u(t-3) +$$

$$+ \frac{1}{1-1.53q+0.62q^2} e_2(t), \sigma_{a_2}^2 = 1.050$$

对比 Box 和 Jenkins<sup>[5]</sup> 所得结果, 两者很接近。

4.2 时变系统辨识

对系统 1, 取

$$b_{121} = \begin{cases} -0.35, & t \leq 500 \\ -0.15, & 500 < t \leq 900 \\ -0.30, & t > 900 \end{cases}$$

$$b_{211} = \begin{cases} 1.60, & t \leq 500 \\ 1.85, & t > 500 \end{cases}$$

其他模型参数不变, 得时变参数辨识曲线如图 2。

表 1 系统 1 参数估计结果 ( $N = 500$ )

参数	$b_{111}$	$a_{111}$	$d_{11}$	$\sigma_{a_1}^2$	
真 值	-0.350	-0.700	-0.500	1.000	
A	初 值	-0.500	-0.500	10.00	
	终 值	-0.340	-0.697	1.020	
B	初 值	-0.150	-0.400	10.00	
	终 值	-0.341	-0.696	1.020	
参数	$b_{211}$	$a_{211}$	$c_{21}$	$\sigma_{a_2}^2$	
真 值	1.600	-0.500	-0.650	1.000	
A	初 值	1.200	-0.150	-0.850	10.00
	终 值	1.630	-0.513	-0.620	1.030
B	初 值	1.000	-0.250	-0.900	10.00
	终 值	1.650	-0.510	-0.643	1.060

表 2 系统 2 参数估计结果 ( $N = 500$ )

参数	$b_{111}$	$a_{111}$	$c_{11}$	$\sigma_{a_1}^2$	
真 值	-0.500	-0.700	-0.600	1.000	
A	初 值	-0.800	-0.400	-0.200	10.00
	终 值	-0.500	-0.693	-0.574	0.975
B	初 值	-0.800	-0.500	-0.100	10.00
	终 值	-0.498	-0.696	-0.562	0.979
参数	$b_{211}$	$a_{211}$	$c_{21}$	$\sigma_{a_2}^2$	
真 值	0.800	-0.550	-0.400	1.000	
A	初 值	0.500	-0.250	-0.500	10.00
	终 值	0.794	-0.541	-0.402	1.050
B	初 值	1.200	-0.220	-0.100	10.00
	终 值	0.791	-0.545	-0.370	1.010

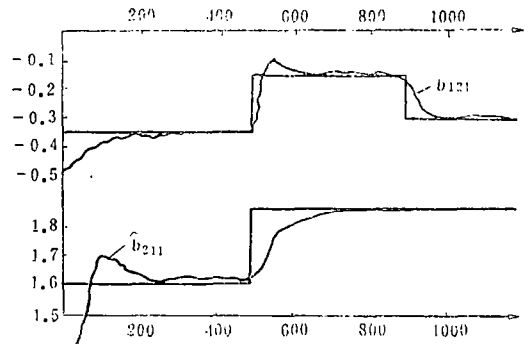


图 2 系统 1 中时变参数估值跟踪辨识过程

类似地, 对系统 2, 取

$$a_{211} = \begin{cases} -0.55, & t \leq 400 \\ -0.30, & t > 400 \end{cases}$$



$$c_{11} = \begin{cases} -0.60, & t \leq 400 \\ -0.40, & t > 400 \end{cases}$$

$$c_{21} = \begin{cases} -0.40, & t \leq 500 \\ -0.75, & t > 500 \end{cases}$$

其他模型参数不变, 得时变参数辨识曲线如图 3。

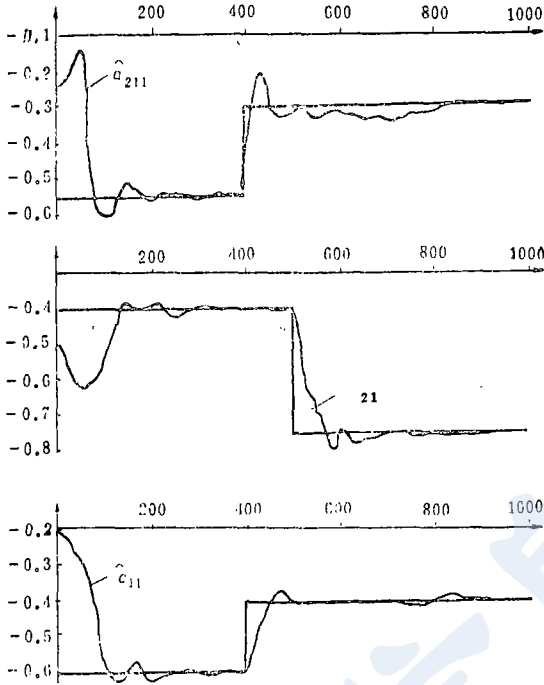


图 3 系统 2 中时变参数估值跟踪辨识过程

系统 1 和 2 其他定常模型参数估值均收敛于真值附近。

对系统 2 中噪声方差为跳跃时变情况, 本文也进行了仿真研究。取

$$\sigma_{a1}^2 = \begin{cases} 2, & t \leq 500 \\ 1, & 500 < t \leq 900 \\ 2.5, & t > 900 \end{cases}$$

$$\sigma_{a2}^2 = \begin{cases} 1, & t \leq 600 \\ 2, & 600 < t \leq 1000 \\ 1, & t > 1000 \end{cases}$$

得  $\sigma_{ai}^2 (i=1,2)$  跟踪辨识过程如图 4。

结果表明, EKAEP 算法具有较强的自适应跟踪时变参数和噪声统计特性的能力, 保证了算法估计性能接近最优。

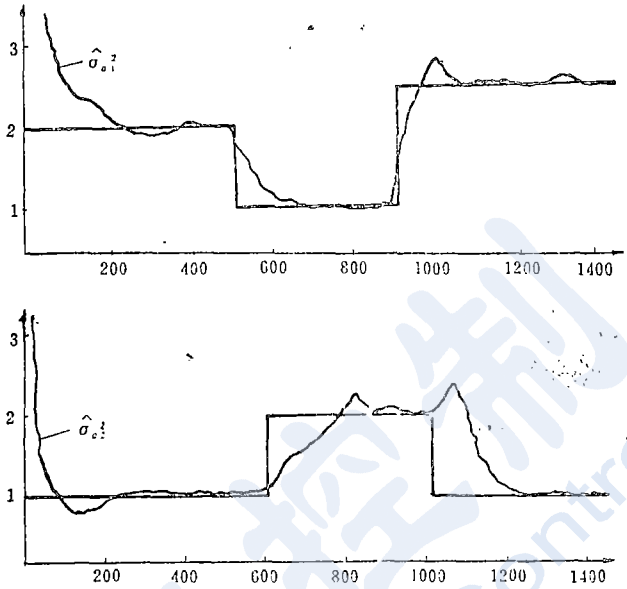


图 4 系统 2 中时变方差估值跟踪辨识过程

### 5 结束语

本文探讨了多变量时序的建模预报问题, 所得方案适用性较广。仿真表明, 结果是令人满意的。其实际应用, 另见别文。算法收敛性分析可参阅[6]。

### 参 考 文 献

1. Granger C T W, Newbold P. Forecasting Time Series. New York, Academic Press, 1977
2. Fischer J, Wilfert H-H. A Decomposition Algorithm for a Robust Estimation of Multivariate ARMA Models. 6th IFAC Sympo on Identi and Sys Pard Esti, 1982
3. Jakeman A J, Young P. Refined Instrumental Variable Methods of Recursive Time-Series Analysis (Part, Multivariable Systems). Int J Control 1979; (29)
4. Amaral W C et al. A New Recursive Partitioned Estimation Algorithm Derived from Extended Least Squares Technique. Proc IEEE Conf on Decision and Control, 1981
5. Box, Jenkins. Time Series Analysis, Forecasting and Control. 1970
6. Ljung L. Asymptotic Behavior of the Extended Kalman Filter as a Parameter Estimator for Linear Systems. IEEE Trans on Auto Control 1979 AC-24
7. Sherif M H, LIU LONMU. Recursive Parameter Estimation of Transfer Function Models. Int J Control 1984; (40)

## Modeling and Forecasting of Multivariate Time Series

XU Yanhua GONG Zhengfa

For an equivalent canonical form of multivariate time series transfer function model, a modeling and forecasting scheme, which consists of preliminary modeling and Extended Kalman Adaptive Estimation-Prediction (EKAEP) algorithm, is presented in this paper. In consideration of time-variation and outliers of physical systems, both the noise statistic property Limited Memory Adaptive Estimator (LMAE) and the outlier detection method based on the criterion of double believable intervals are included in the EKAEP algorithm. The efficiency of the scheme has been proved by several simulations.

## 《自动调节系统理论与元件基础》一书评介

苏联莫斯科鲍曼高等工学院教授、博士B. B. 索罗道夫尼柯夫于1954年主编了《自动调节原理》(理论部分)<sup>[1]</sup>, 1959年主编了第2卷(元件部分)<sup>[2]</sup>, 该书50年代在我国有过较大影响。1985年, 作者又将〔1〕,〔2〕合并成《自动调节系统理论与元件基础》<sup>[3]</sup>一书, 并增加了许多新内容。该书共分16章, 由“自动调节原理”和“自动调节元件”两部分组成。经苏联高、中等教育部审定为高校仪器制造专业教科书, 现已出版。

该书在理论联系实际方面, 是一本较好的教科书。书中既对调节理论作了详细论述, 又对实际控制元件作了分析, 二者紧密结合, 形成统一的整体——系统。调节原理占全书篇幅的五分之三, 控制元件占五分之二。内容比较丰富, 涉及面广, 但在材料处理上却很精炼。阐述调节原理部分包括: 基本概念, 系统的微分方程式与频率特性, 状态变量法, 连续系统稳定分析, 品质分析, 综合校正, 系统的动态精度分析, 离散系统及非线性系统理论, 最优控制以及系统设计自动化等。元件部分包括: 自控元件的基本定义与分类, 传感器和变换装置, 放大与校正元件, 执行机构, 自动拖动元件等。并在讲解元件的基础上, 列举了不同类型元件组成的六种典型系统实例。

作者是按照系统→原理→元件→系统的顺序编写的, 做到了层次分明, 物理概念清楚, 逻辑性强。是一本较好的教材。

它与国外出版的同类书<sup>[4, 5]</sup>相比, 除了有关自控元件的专门章节外, 还有随机理论及设计自动化

等内容, 因此做为教材内容比较全面, 给读者较完整的知识。

书中论述的常用的老式元件较多, 而对新元件, 诸如集成电路等未予介绍。读者如需进一步了解这方面的内容, 可参阅〔6〕,〔7〕。另外该书未能阐述根轨迹法, 为此可参阅〔8〕。

## 参 考 文 献

1. Солодовников В В. Основы автоматического регулирования (теория). Москва, Машгиз, 1954
2. Солодовников В В. Основы автоматического регулирования (элементы сар) Том II. Машгиз 1959
3. Солодовников В В, Плотников В Н, Яковлев А В. Основы теории и элементы сар. Машиностроение 1985
4. 绪方胜彦(卢伯英等译)。现代控制工程。北京, 科学出版社, 1978
5. 欣内尔斯 S M (李育才译)。现代控制系统理论及应用。北京, 机械工业出版社, 1980
6. 姚纪文。自动控制元件及其线路。北京, 国防工业出版社, 1980
7. 高玉琦。自控元件及线路(讲义)。哈尔滨工业大学, 1986
8. 李友善。自动控制原理(上、下册)。北京, 国防工业出版社, 1980

(哈尔滨工业大学自动控制理论及应用教研室 高玉琦, 大连海运学院自控系统教研室 李凤)