

多变量线性循环系统的递推辨识方法

葛自良 尹国辉 张钟俊 吴修敬

(上海交通大学)

摘 要

本文讨论带有观测噪声的多输入多输出(MIMO)线性循环(cyclic)系统的辨识问题.利用循环系统特有的性质,本文提出了一种相关函数——增广矩阵递推辨识算法,一次辨识出系统的阶数和参数,从而避免了逐一辨识系统结构指数的复杂过程.计算机模拟算例表明,本文提出的算法是有效的.

一、引 言

MIMO 线性系统是一类工程和社会经济领域中广泛存在的重要系统.根据 B. Gopinath 等人的理论^[1], MIMO 线性系统可分为循环系统和非循环系统两大类,而循环系统是较常见的,因此对这类系统的辨识具有较大的实际意义.对一个循环系统进行辨识时,不必逐一确定其结构指数,仅需确定其阶数;同时通过对输出观测值进行线性组合,可将一个 MIMO 系统等效成一个多输入单输出 MISO 系统来处理,从而使辨识问题得到简化.

P. E. Caines^[2], D. Q. Mayne^[3] 及 R. D. Gupta 和 F. W. Fairman^[4] 等人提出过循环系统的参数估计方法,但都是假定阶数已知的离线算法. H. Akashi^[5] 提出用 AIC 准则^[6] 来确定循环系统的阶数,但计算量较大,并且是只适用于无输入控制信号的离线算法.

本文对带有非动态项的 MIMO 线性离散循环系统提出一种相关函数——增广矩阵递推推测方法,以辨识系统的阶数和参数.

二、循环系统的状态空间描述

一个 MIMO 线性离散系统可用如下状态方程来描述:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k), \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) + e(k), \end{cases} \quad (2.1)$$

式中 $x(k) \in R^n$, $u(k) \in R^p$, $y(k) \in R^m$, $e(k) \in R^m$. $u(k)$ 和 $e(k)$ 是相互独立的零均值高斯白噪声序列, 且有下列特性:

$$\begin{cases} E\{u(k)u^T(j)\} = U\delta_{kj}, & E\{e(k)e^T(j)\} = S\delta_{kj}, \\ E\{u(k)e^T(j)\} = 0. \end{cases} \quad (2.2)$$

还假定系统是稳定的, 完全可控可观的, 并且是循环系统.

辨识的任务就是要利用输入输出观测数据序列 $\{u(k)\}$, $\{y(k)\}$, $k=1, 2, \dots, N$ 来精确地估计系统的阶数 n 和未知参数矩阵 A 、 B 、 C 、 D .

关于循环系统有如下引理.

引理 1 若系统 (2.1) 是循环系统, 则必存在一个向量 $\alpha \in R^m$, 使得对于系统的所有最小实现 (A, B, C) 来说, $(\alpha^T C, A)$ 是可观对^[7].

引理 2 当且仅当系统 (2.1) 是循环系统时, 几乎对于所有不为零的常数向量 $\alpha \in R^m$, 都有^[1]

$$\text{rank} \begin{pmatrix} \alpha^T C \\ \alpha^T CA \\ \vdots \\ \alpha^T CA^{n-1} \end{pmatrix} = n.$$

由引理 1 可见, 一个循环系统的全部状态可以仅由 $\alpha^T y(k)$ (即 m 维输出向量的线性组合) 来观测到. 这样在辨识时就可避免对一组 (m 个) 输出结构指数的辨识, 从而大大地简化了整个辨识过程. 同时由引理 2 可见, α 的选择范围是很大的.

根据上述引理, 对系统 (2.1) 可施行两个变换:

$$x^*(k) = Tx(k), \quad z(k) = \alpha^T y(k),$$

于是系统 (2.1) 变为:

$$\begin{cases} x^*(k+1) = A^*x^*(k) + B^*u(k), \\ z(k) = \alpha^T CT^{-1}x^*(k) + \alpha^T Du(k) + w(k), \end{cases} \quad (2.3)$$

式中

$$T = \begin{pmatrix} \alpha^T C \\ \alpha^T CA \\ \vdots \\ \alpha^T CA^{n-1} \end{pmatrix}, \quad A^* = TAT^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ a_n & a_{n-1} & \cdots & a_1 \end{pmatrix}, \quad B^* = TB = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix},$$

$$\alpha^T CT^{-1} = [1 \ 0 \ \cdots \ 0]_{1 \times n}, \quad w(k) = \alpha^T e(k),$$

$w(k)$ 是均值为零的标量白噪声序列, 其协方差为:

$$E\{w(k)w(j)\} = \alpha^T S \alpha \delta_{kj}.$$

因此一个 MIMO 系统 (2.1) 通过上述变换等效成为一个 MISO 系统 (2.3). 由于状态空间基底的变换并不影响系统的外部描述, 我们可以选择这样一组基底, 使得:

$$T = \begin{pmatrix} \alpha^T T \\ \alpha^T C A \\ \vdots \\ \alpha^T C A^{n-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} = I. \quad (2.4)$$

于是 (2.3) 式就变为:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k), \\ z(k) = \alpha^T Cx(k) + \alpha^T Du(k) + w(k), \end{cases} \quad (2.5)$$

式中 $A = A^*$, $B = B^*$, $\alpha^T C = [1 \ 0 \dots 0]_{1 \times n}$, 显然, 这一形式的状态方程所需辨识参数较少。

任何一个循环系统, 总可以假定它是由上述标准形式的状态方程 (2.5) 来描述的。下面推导的辨识方法, 就是从这一假定出发的。

三、阶 数 的 确 定

设 $z(k)$ 的自相关函为 $R(\sigma)$, $\sigma > 0$, 则有:

$$\begin{aligned} R(\sigma) &= E\{z(k+\sigma)z(k)\} = \alpha^T E\{y(k+\sigma)y^T(k)\}\alpha \\ &= \alpha^T [CA^\sigma PC^T + CA^{\sigma-1}BUD^T]\alpha = \alpha^T CA^{\sigma-1}Q\alpha, \end{aligned} \quad (3.1)$$

式中 P 为系统状态的方差阵, $Q \triangleq APC^T + BUD^T$. 若令 $\sigma = n + \tau$, 并注意到 T 为单位阵的假设 (2.4) 式, 则有:

$$\begin{aligned} R(n+\tau) &= \alpha^T CA^n \cdot A^{\tau-1}Q\alpha = [a_n \ a_{n-1} \dots a_1] A^{\tau-1}Q\alpha \\ &= \begin{bmatrix} n-1 \\ \sum_{i=0}^{n-1} a_{n-i} \alpha^T CA^i \end{bmatrix} A^{\tau-1}Q\alpha = \sum_{i=0}^{n-1} a_{n-i} [\alpha^T CA^{i+\tau-1}Q\alpha]. \end{aligned} \quad (3.2)$$

考虑到 (3.1) 式, 则上式变为:

$$R(n+\tau) = \sum_{i=0}^{n-1} a_{n-i} R(i+\tau), \quad (3.3)$$

式中 $\tau > 0$, 顺序取 $\tau = 1, 2, \dots, n$, 得到一组方程, 其矩阵形式为

$$\overline{R}(n) = \Phi(n) \overline{a}, \quad (3.4)$$

式中 $\overline{R}(n) = [R(n+1), R(n+2), \dots, R(2n)]^T$,

$$\overline{a} = [a_n \ a_{n-1} \dots a_1]^T$$

$$\Phi(n) = \begin{pmatrix} R(1) & R(2) & \dots & R(n) \\ R(2) & R(3) & \dots & R(n+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(n) & R(n+1) & \dots & R(2n-1) \end{pmatrix}$$

应当指出, (3.3) 式是本文阶数辨识方法的核心, 根据 (3.3) 所确定的线性约束关系, 可得:

$$|\det \Phi(k)| \begin{cases} > 0 & k=1, 2, \dots, n \\ = 0 & k > n. \end{cases} \quad (3.5)$$

因此, 从理论上讲, 只要求出 $R(\sigma)$, 通过逐一检查 $|\det \Phi(k)|$ 的值, $k=1, 2, \dots$, 直到第一次出现 $|\det \Phi(k^*)|=0$ 时, 便可获得系统的阶数

$$n = k^* - 1. \quad (3.6)$$

在实际辨识中, $R(\sigma)$ 可由它的一致估计量

$$\hat{R}(\sigma) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-\sigma} z(k+\sigma)z(k) = \alpha^T \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-\sigma} y(k+\sigma)y^T(k) \right] \alpha \quad (3.7)$$

来代替, 并可采用如下的递推算法来计算:

$$\hat{R}^{(N+1)}(\sigma) = \hat{R}^{(N)}(\sigma) - \frac{1}{N+1} [\hat{R}^{(N)}(\sigma) - \alpha^T y(N+1-\sigma)y^T(N+1)\alpha]. \quad (3.8)$$

另外, 还可构造一个包含有更多相关函数的矩阵 $H(K)$, $K > k$,

$$H(K) = \begin{pmatrix} R(1) & R(2) & \dots & R(k) \\ R(2) & R(3) & \dots & R(k+1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R(k) & R(k+1) & \dots & R(2k-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R(K) & R(K+1) & \dots & R(K+k-1) \end{pmatrix}$$

并定义一个方阵 $\tilde{\Phi}(k) = H^T(K)H(K)$, 用检验 $|\det \tilde{\Phi}(k)|$ 来代替检验 $|\det \Phi(k)|$, 可获得更精确些的结果, 因为这时利用了更多相关函数, 并对噪声进行了简单的平均. 更进一步, 为减小采样数据量不同和观测噪声强度不同对 $|\det \tilde{\Phi}(k)|$ 的影响, 可采用行列式比值来作为判别指标, 令

$$\rho_d = \frac{|\det \tilde{\Phi}(k)|}{|\det \tilde{\Phi}(k+1)|}, \quad (3.9)$$

考察 ρ_d 随 k 的变化情况, 在某个 k^* 值时, ρ_d 最大, 则可确定系统的阶数:

$$n = k^*. \quad (3.10)$$

确定了阶数 n 后, 由 (3.4) 式可得矩阵 A 的初步估计值:

$$\hat{a} = \hat{\Phi}^{-1}(n)\hat{R}(n). \quad (3.11)$$

束的封闭系统 (8.8) 解群, 其指数形式为 (8.8), 出群迹迹

四、参数矩阵 A、B 的估计

由方程 (2.5) 及 T 为单位阵的假设, 可得:

$$\bar{z}(k) = x(k) + R_1 \bar{u}(k) + \bar{w}(k), \quad (4.1)$$

式中

$$\bar{z}(k) = [z(k), z(k+1), \dots, z(k+n-1)]^T,$$

$$\bar{u}(k) = [u^T(k), u^T(k+1), \dots, u^T(k+n-1)]^T,$$

$$\bar{w}(k) = [w(k), w(k+1), \dots, w(k+n-1)]^T,$$

$$R_1 = \begin{bmatrix} d_0 & & & \\ b_1 & d_0 & & \\ b_2 & b_1 & d_0 & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \\ b_{n-1} & b_{n-2} & b_{n-3} & \dots & b_1 & d_0 \end{bmatrix} n \times pn,$$

因此求得

$$x(k) = \bar{z}(k) - R_1 \bar{u}(k) - \bar{w}(k).$$

另外, 由方程 (2.5) 还可得

$$z(k+n) = \alpha^T C A^n x(k) + \alpha^T C A^{n-1} B u(k) + \dots + \alpha^T C B u(k+n-1) + \alpha^T D u(k+n) + w(k+n). \quad (4.2)$$

将 $x(k)$ 的表达式代入上式, 并整理得

$$z(k+n) = [a_n \ a_{n-1} \ \dots \ a_1] \bar{z}(k) + [r_n \ r_{n-1} \ r_0] \bar{u}^T(k) - [a_n \ a_{n-1} \ \dots \ a_1] \bar{w}(k) + w(k+n), \quad (4.3)$$

式中

$$\bar{u}^T(k) = [u^T(k), u^T(k+1), \dots, u^T(k+n)]^T,$$

$$r_0 = d_0, \quad r_1 = b_1 - a_1 d_0,$$

$$r_i = b_i - a_i d_0 - \sum_{j=1}^{i-1} a_j b_{j-i}, \quad i=2, \dots, n.$$

将 (4.3) 中参数顺序重新排列, 并将噪声模型的系数扩展到待估计参数中去, 得

$$z(k+n) = [g^T(k+n-1) : v^T(k+n-1)] \beta + w(k+n), \quad (4.4)$$

式中

$$g(k+n-1) = [z(k+n-1), z(k+n-2), \dots, z(k),$$

$$u^T(k+n), u^T(k+n-1), \dots, u^T(k)]^T,$$

$$v(k+n-1) = [-w(k+n-1), -w(k+n-2), \dots, -w(k)]^T,$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \theta \\ \rho \end{bmatrix},$$

$$\theta \triangleq [a_1, a_2, \dots, a_n; r_0, r_1, \dots, r_n]^T, \rho \triangleq [a_1, a_2, \dots, a_n]^T.$$

假如经过 N 次观测, 得

$$Z = [\Omega : E]\beta + W = \Sigma\beta + W, \quad (4.5)$$

式中 $Z \triangleq [z(k+n), z(k+n+1), \dots, z(k+n+N-1)]^T,$

$$W \triangleq [w(k+n), w(k+n+1), \dots, w(k+n+N-1)]^T,$$

$$\Sigma = [\Omega : E] = [\Omega_z : \Omega_u : E]$$

$$= \begin{bmatrix} z(k+n-1) & \dots & z(k) & u^T(k+n) & \dots & u^T(k) \\ z(k+n) & \dots & z(k+1) & u^T(k+n+1) & \dots & u^T(k+1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z(k+n+N-2) & \dots & z(k+N-1) & u^T(k+n+N-1) & \dots & u^T(k+N-1) \\ -w(k+n-1) & \dots & -w(k) & \vdots & \vdots & \vdots \\ -w(k+n) & \dots & -w(k+1) & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -w(k+n+N-2) & \dots & -w(k+N-1) & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}$$

这样, 可立即写出 β 的估计

$$\hat{\beta} = (\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T Z, \quad (4.6)$$

利用带渐消因子的最小二乘递推算法, 可得如下的一套完整的递推方程:

$$\hat{\beta}(N+1) = \hat{\beta}(N) + \gamma(N+1) P(N) \sigma(N+1) [z(N+1) - \sigma^T(N+1) \hat{\beta}(N)], \quad (4.7)$$

$$P(N+1) = \frac{1}{\lambda} [P(N) - \gamma(N+1) P(N) \sigma(N+1) \sigma^T(N+1) P(N)], \quad (4.8)$$

$$\gamma(N+1) = 1 / [\lambda + \sigma^T(N+1) P(N) \sigma(N+1)], \quad (4.9)$$

式中 $\sigma^T(N+1) = [z(N), \dots, z(N-n+1); u^T(N+1), \dots, u^T(N-n+1),$
 $-w(N), \dots, -w(N-n+1)],$

$0 < \lambda < 1$ 为渐消因子。

在具体计算中, 噪声 $w(i)$ 可由它的估计值来代替:

$$\hat{w}(N+1) = \hat{\xi}(N+1) + \sum_{i=1}^n \hat{a}_i(N+1) \hat{w}(N+1-i), \quad (4.10)$$

$$\hat{\xi}(N+1) = z(N+1) - \sum_{i=1}^n \hat{a}_i(N+1) z(N+1-i) - \sum_{i=1}^n \hat{r}_i(N+1) u(N+1-i), \quad (4.11)$$

在得到 θ 的估计值 $\hat{\theta} = [\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_n, \hat{r}_0, \hat{r}_1, \dots, \hat{r}_n]^T$ 后, 通过下面简单的迭代, 可以得到参数 B 的估计值:

$$\begin{cases} \hat{b}_1 = \hat{r}_1 + \hat{a}_1 \hat{d}_0 = \hat{r}_1 + \hat{a}_1 \hat{r}_0, \\ \hat{b}_j = \hat{r}_j + \hat{a}_j \hat{r}_0 + \sum_{i=1}^{j-1} \hat{a}_i \hat{b}_{j-i}, \quad j=2,3,\dots,n. \end{cases} \quad (4.12)$$

五、参数矩阵 C、D 的估计

由系统的观测方程 (见 (2.1) 式) 可得

$$y(k+n) = CA^n x(k) + CA^{n-1} Bu(k) + \dots + CBu(k+n-1) + Du(k+n) + e(k+n).$$

再将由 (4.1) 式求得的 $x(k)$ 代入上式, 并将噪声系数扩展到参数中去, 就有

$$y(k+n) = H \begin{pmatrix} \bar{z}(k) \\ \dots\dots\dots \\ \bar{u}'(k) \\ \dots\dots\dots \\ -\bar{w}(k) \end{pmatrix} + e(k+n), \quad (5.1)$$

式中

$$\begin{cases} H = [CA^n : CA^{n-1}G - CA^n R_1 : D : CA^n], \\ G = [A^{-1}B : A^{-2}B : \dots A^{-n}B]. \end{cases} \quad (5.2)$$

(5.1) 式中 $y(k+n)$ 的第 i 个分量是

$$y_i(k+n) = h_i^T \begin{pmatrix} \bar{z}(k) \\ \dots\dots\dots \\ \bar{u}'(k) \\ \dots\dots\dots \\ -\bar{w}(k) \end{pmatrix} + e_i(k+n), \quad (5.3)$$

式中 h_i^T 为 H 的第 i 行. 将 (5.3) 中元素的排列顺序调整一下, 得

$$y_i(k+n) = [g^T(k+n-1) : v^T(k+n-1)] t_i + e_i(k+n). \quad (5.4)$$

这里 $g^T(k+n-1)$, $v^T(k+n-1)$ 与 (4.4) 中的定义完全相同. t_i 是一个 $(n+np+p+n) \times 1$ 的向量, 它的前 n 个元素满足下列关系式

$$t_{ij} = h_{i,n-j+1}, \quad j=1, 2, \dots, n. \quad (5.5)$$

t_i 从第 $(n+1)$ 个开始的 p 个元素, 就是 D 阵的第 i 行的 p 个元素, 即

$$t_{i,n+j} = d_{ij}, \quad j=1, 2, \dots, p. \quad (5.6)$$

t_i 的其余 $(n+np)$ 个元素我们并不需要.

显然, (5.4) 式与 (4.4) 式的形式相同, 故亦可得

$$\hat{t}_i = (\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T Y_i, \quad (5.7)$$

式中 $Y_i = [y_i(k+n), y_i(k+n+1), \dots, y_i(k+n+N-1)]^T$, 再利用 (5.2) 与 (5.5) 式,

(5.6) 式, 就可得到 C, D 阵第 i 行的估计值:

$$\begin{cases} \hat{C}_i = [\hat{t}_{i,n}, \hat{t}_{i,n-1}, \dots, \hat{t}_{i,1}] \hat{A}^{-n}, \\ \hat{d}_i = [\hat{t}_{i,n+1}, \hat{t}_{i,n+2}, \dots, \hat{t}_{i,n+p}], \end{cases} \quad (5.8)$$

$$i = 1, 2, \dots, m.$$

比较 (5.7) 和 (4.6) 式, 可见两式中的 $(\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T$ 完全相同, 所以在递推计算 A, B 的同时, 即可求得 $\hat{t}_i$, 从而得到 C, D , 这大大减少了估计 C, D 所需的计算量。

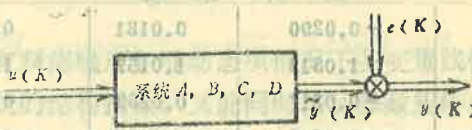
$\hat{t}_i$ 的递推算法是:

$$\begin{aligned} \hat{t}_i(N+1) &= \hat{t}_i(N) + \gamma(N+1) P(N) \sigma(N+1) [y_i(N+1) - \sigma^T(N+1) \hat{t}_i(N)] \\ i &= 1, 2, \dots, m. \end{aligned} \quad (5.9)$$

这样, 将 (5.9) 和 (4.7) ~ (4.11) 合在一起, 就完整地构成了同时估计参数矩阵 A, B, C, D 的递推算法。

六、模拟计算实例

为了检验本文提出的系统辨识方法及其相应算法的正确性, 我们在 DJS-130 计算机上进行了模拟计算。试验采用的输入信号是方差为 1 的零平均伪随机码, 观测噪声是正态平稳各态历经的随机序列。所有组合向量 α 都是任取的。噪声比由下式定义 (参阅下图):

$$\sigma_{e_i}^2(i) \triangleq \frac{\sum_{k=1}^N e_i^2(k)}{\sum_{k=1}^N \tilde{y}_i^2(k)}$$


还采用变动渐消因子 $\lambda_{N+1} = (1 - \delta\lambda)\lambda_N + \delta\lambda$, 其中 $\lambda_0 = 0.99$, $\delta\lambda = 0.001$. 系统方程为

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.3816 & 0.235 & 0.15 & -0.5 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} u(k),$$

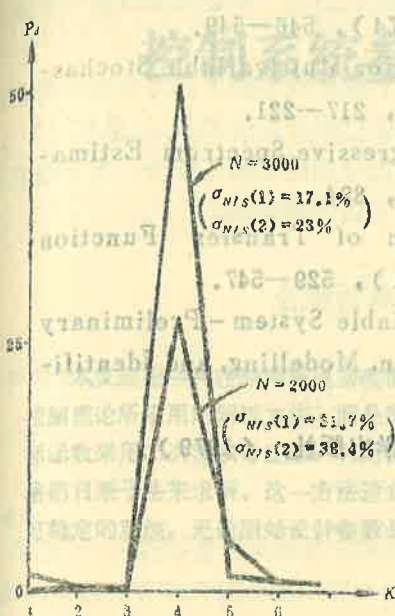
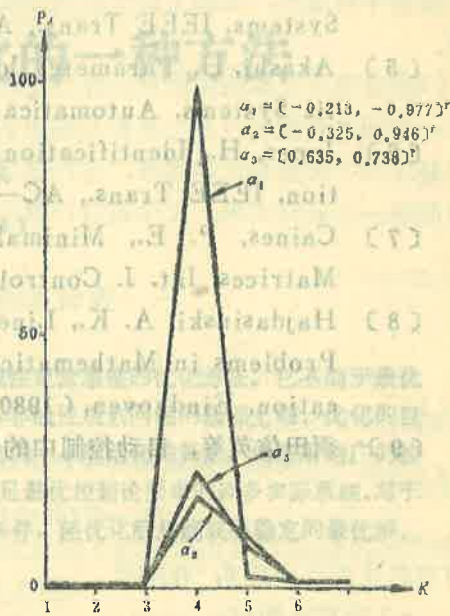
$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(k) + e(k).$$

这是一个二输入二输出的系统.

阶的确定和参数估计结果分别见于图 6.1、图 6.2 和 6.1 表. 图 6.1 指出, 当噪声比高达 30% 以上时, 阶的判别依然很准确, 而且数据越长, 结果越精确. 图 6.2 表明, 不同的 α 对确定系统阶数没有很大影响. 由表 6.1 可见, 本文提出的参数估计递推算算法在精度和收敛性上效果良好.

表 6.1 当 $\alpha = [0.155, 0.988]^T$ 时的参数估计
计 $(\sigma_{N/s}^{(1)} = 31.7\%, \sigma_{N/s}^{(2)} = 38.4\%)$

参 数	N = 500	N = 1000	N = 1500	N = 2000	真 值
a_1	-0.4462	-0.5609	-0.5352	-0.5323	-0.5
a_2	0.1430	0.1028	0.1006	0.1523	0.15
a_3	0.2540	0.2165	0.2507	0.2202	0.235
a_4	0.3823	0.3587	0.3750	0.3721	0.3816
b_{11}	1.1008	1.0280	1.0385	1.0921	1.0
b_{21}	-0.0850	-0.0507	-0.0255	-0.0593	0.0
b_{31}	-0.0167	0.0297	0.0023	0.0250	0.0
b_{41}	-0.0043	-0.0014	-0.0015	0.0057	0.0
b_{12}	0.0120	-0.0290	0.0181	0.0073	0.0
b_{22}	1.0301	1.0513	1.0157	1.0079	1.0
b_{32}	-0.0592	-0.0217	0.0263	0.0437	0.0
b_{42}	0.0244	0.0742	-0.0183	-0.0479	0.0
c_{11}	1.0987	1.0684	0.9770	1.0169	1.0
c_{21}	-0.0202	-0.0388	0.0452	0.0227	0.0
c_{12}	0.1212	0.0867	0.0396	0.0178	0.1
c_{22}	0.8753	0.8819	0.8884	1.0307	1.0
c_{13}	-0.0846	0.0752	0.1422	0.0039	0.0
c_{23}	-0.1146	-0.1175	-0.2323	-0.0637	0.0
c_{14}	-0.1096	0.0183	-0.1152	0.0360	0.0
c_{24}	0.2933	0.1474	0.2265	-0.0937	0.0

图 6.1 $\alpha = (-0.213, -0.977)^T$ 时阶数的确定图 6.2 不同 α 时阶数确定结果的比较

$\sigma_{N/S}(1) = 17.1\%$
 $\sigma_{N/S}(2) = 23\%$
 $N = 3000$

七、结 束 语

本文提出的同时具有观测噪声和非动态项情况下多变量线性循环系统的递推辨识方法, 由于不需要辨识系统的结构指数, 又能同时估计参数矩阵 A, B, C, D , 因而具有计算量较小, 应用方便的特点. 模拟计算结果表明, 该算法速度快, 所得结果的统计特性也较好.

参 考 文 献

- [1] Gopinath, B., On the Control of Linear Multiple Input-Output Systems, Bell System Tech. Jour., 50, 3 (1971), 1063-1081.
- [2] Caines, P. E., The Parameter Estimation of State Variable Models of Multivariable Linear Systems, Proc. 4th, UKAC, Control Convention, IEEE Cont. Pub., 78, (1971), 98.
- [3] Mayne, D. Q., A Canonical Model for Identification of Multivariable Linear Systems, IEEE Trans., AC-17, (1972), 728-729.

- [4] Gupta, R. D., Fairman, Parameter Estimation for Multivariable Systems, IEEE Trans., AC—19, (1974), 546—549.
- [5] Akashi, H., Parameter Identification for Multivariable Stochastic Systems, Automatica, 15, (1979), 217—221.
- [6] Jones, H., Identification and Autoregressive Spectrum Estimation, IEEE Trans., AC—19, (1974), 894.
- [7] Caines, P. E., Minimal Realization of Transfer Function Matrices, Int. J. Control, 13, 3 (1971), 529—547.
- [8] Hajdasinski, A. K., Linear Multivariable System—Preliminary Problems in Mathematical Description, Modelling, and Identification, Eindhoven, (1980), 7—8.
- [9] 须田信英等, 自动控制中的矩阵理论, 科学出版社, (1979).

RECURSIVE IDENTIFICATION METHOD FOR MULTIVARIABLE LINEAR CYCLIC SYSTEM

Ge Ziliang, Yin Guohui, Zhang Zhongjun, Wu Xinjing

(Shanghai Jiaotong University)

Abstract

In this paper the problem of the identification of linear discrete multivariable cyclic system from noisy measurements is investigated. Based upon the characteristics of cyclic system, a method for identifying the order and parameter matrices of the system is obtained. The order of the system is directly obtained with a recursive algorithm using the correlation functions of a linear combination of the outputs. The parameter matrices are estimated by using a recursive algorithm involving extended matrices.

Computer simulation shows the applicability of the proposed method.