



باستحال

شناسایی سیستم ها

Lecture 4

Selecting the Model and Selecting the Input

مقدمه

$$\frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{b(z)}{a(z)} = \frac{b_{n-1}z^{n-1} + b_{n-2}z^{n-2} + \cdots + b_0}{z^n + a_{n-1}z^{n-1} + \cdots + a_1z + a_0}$$

$$\rightarrow \frac{Y(z^{-1})}{U(z^{-1})} = \frac{b_{n-1}z^{-1} + b_{n-2}z^{-2} + \cdots + b_0z^{-n}}{1 + a_{n-1}z^{-1} + \cdots + a_1z^{1-n} + a_0z^{-n}}$$

$$\rightarrow \frac{Y(z^{-1})}{U(z^{-1})} = \frac{b_{n-1}z^{-1} + b_{n-2}z^{-2} + \cdots + b_0z^{-n}}{1 + a_{n-1}z^{-1} + \cdots + a_1z^{1-n} + a_0z^{-n}}$$

$$\xrightarrow{\text{I.Z.T.}} y(k) = -\underbrace{a_{n-1}}_{?} y(k-1) - \cdots - \underbrace{a_1}_{?} y(k-n+1) - \underbrace{a_0}_{?} y(k-n) + \underbrace{b_{n-1}}_{?} u(k-1) + \underbrace{b_{n-2}}_{?} u(k-2) + \cdots + \underbrace{b_0}_{?} u(k-n)$$

مقدمه

$$y(k) = -a_{n-1} \underset{?}{y}(k-1) - \cdots - a_1 \underset{?}{y}(k-n+1) - a_0 \underset{?}{y}(k-n) + b_{n-1} \underset{?}{u}(k-1) + b_{n-2} \underset{?}{u}(k-2) + \cdots + b_0 \underset{?}{u}(k-n)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} -y(k-1) & \cdots & -y(k-n) & u(k-1) & \cdots & u(k-n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{n-1} \\ \vdots \\ a_0 \\ b_{n-1} \\ \vdots \\ b_0 \end{bmatrix} = \gamma(k)\theta$$

$$\theta = ?$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

3

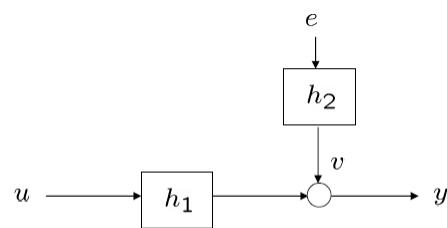
بررسی اهمیت انتخاب مدل در فرایند شناسایی

$$\delta_1: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k)$$

$$\delta_2: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) - 0.8e(k-1)$$

$$u: N(0, \sigma^2)$$

$$e: N(0, \lambda^2)$$



$$y = h_1 * u + h_2 * e$$

e, u are uncorrelated $\Rightarrow u, v$ are uncorrelated

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

4

بررسی اهمیت انتخاب مدل در فرایند شناسایی

$$\delta_1: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) \quad u: N(0, \sigma^2)$$

$$\delta_2: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) - 0.8e(k-1) \quad e: N(0, \lambda^2)$$

$$\Rightarrow \delta_1: y = \frac{z^{-1}}{1 - 0.8z^{-1}} u + \frac{z^{-1}}{1 - 0.8z^{-1}} e$$

تذکر: در سیستم ۱ نویز در فرکانس های پایین تقویت می گردد.

$$\Rightarrow \delta_2: y = \frac{z^{-1}}{1 - 0.8z^{-1}} u + e$$

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل

Parameters	True Values	Model_1	Model_2
a	-0.8	-0.7935	-0.5733
b	1	1.0130	0.9693

- For System I, the model structure is identical to the model of the processes. Thus, the parameters converged to the real parameters.
- For System II, the model structure is different from the actual model. The estimated parameters had a bias.

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$y(k) + \textcolor{blue}{a}y(k-1) = \textcolor{blue}{b}u(k-1) + e(k) + \textcolor{blue}{c}e(k-1)$$

$$y(k) = -\textcolor{blue}{a}y(k-1) + \textcolor{blue}{b}u(k-1) + \underbrace{e(k) + \textcolor{blue}{c}e(k-1)}_{v(t)}$$

$$y(k) = [-y(k-1) \quad u(k-1)] \begin{bmatrix} \textcolor{blue}{a} \\ \textcolor{blue}{b} \end{bmatrix} + \underbrace{e(k) + \textcolor{blue}{c}e(k-1)}_{v(t)}$$

$$\begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(n) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} -y(0) & u(0) \\ -y(1) & u(1) \\ \vdots & \vdots \\ -y(n-1) & u(n-1) \end{bmatrix}}_{Z_n} \begin{bmatrix} \textcolor{blue}{a} \\ \textcolor{blue}{b} \end{bmatrix} + \underbrace{e(k) + \textcolor{blue}{c}e(k-1)}_{v(t)}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

7

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$Z_n = \Gamma_n \theta + v \Rightarrow \Gamma_n^T \Gamma_n \hat{\theta} = \Gamma_n^T Z_n$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^n y^2(k-1) & -\sum_{k=1}^n y(k-1)u(k-1) \\ -\sum_{k=1}^n u(k-1)y(k-1) & \sum_{k=1}^n u^2(k-1) \end{bmatrix} \hat{\theta} = \begin{bmatrix} -\sum_{k=1}^n y(k-1)y(k) \\ \sum_{k=1}^n u(k-1)y(k) \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y^2(k-1) & -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k-1)u(k-1) \\ -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k-1)y(k-1) & \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u^2(k-1) \end{bmatrix} \hat{\theta} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k-1)y(k) \\ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k-1)y(k) \end{bmatrix}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

8

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y^2(k-1) & -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k-1)u(k-1) \\ -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k-1)y(k-1) & \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u^2(k-1) \end{bmatrix} \hat{\theta} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k-1)y(k) \\ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k-1)y(k) \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{bmatrix} E[y^2(k-1)] & -E[u(k)y(k)] \\ -E[u(k)y(k)] & E[u^2(k-1)] \end{bmatrix} \hat{\theta} = \begin{bmatrix} -E[y(k-1)y(k)] \\ E[u(k-1)y(k)] \end{bmatrix}$$

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$y(k) + ay(k-1) = bu(k-1) + e(k) + ce(k-1)$$

$$\begin{aligned} E[y^2(k)] &= E[(-ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) + ce(k-1))^2] = \\ &= a^2 E[y^2] + b^2 E[u^2] + E[e^2] + c^2 E[e^2] - 2abE[y(k-1)u(k-1)] \\ &\quad - 2aE[y(k-1)e(k)] - 2acE[y(k-1)e(k-1)] + 2bE[u(k-1)e(k)] \\ &\quad + 2bcE[u(k-1)e(k-1)] + 2cE[e(k)e(k-1)] \end{aligned}$$

0 0 0

$$E[y(k-1)e(k-1)] = E[e(k-1)e(k-1)] = \lambda^2$$

$$\Rightarrow E[y^2(k)] = \frac{b^2\sigma^2 + (1+c^2-2ac)\lambda^2}{1-a^2}$$

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$y(k) + ay(k-1) = bu(k-1) + e(k) + ce(k-1)$$

$$E[y(k)u(k)] = 0$$

$$E[u(k)u(k)] = \sigma^2$$

$$\begin{aligned} E[y(k-1)y(k)] &= E[y(k-1)(-ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) + ce(k-1))] = \\ &= -aE[y(k-1)y(k-1)] + cE[y(k-1)e(k-1)] = c\lambda^2 - a \frac{b^2\sigma^2 + (1+c^2-2ac)\lambda^2}{1-a^2} = \\ &= \frac{-ab^2\sigma^2 + (c-a)(1-ac)\lambda^2}{1-a^2} \end{aligned}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

11

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$y(k) + ay(k-1) = bu(k-1) + e(k) + ce(k-1)$$

$$\begin{aligned} E[y(k)u(k-1)] &= E[u(k-1)(-ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) + ce(k-1))] = \\ &= -aE[u(k-1)y(k-1)] + bE[u(k-1)u(k-1)] = b\sigma^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \begin{bmatrix} \frac{b^2\sigma^2 + (1+c^2-2ac)\lambda^2}{1-a^2} & 0 \\ 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \hat{\theta} &= \begin{bmatrix} -\frac{-ab^2\sigma^2 + (c-a)(1-ac)\lambda^2}{1-a^2} \\ b\sigma^2 \end{bmatrix} \\ \Rightarrow \begin{cases} \hat{a} = a + \frac{-c(1-a^2)\lambda^2}{b^2\sigma^2 + (1+c^2-2ac)\lambda^2} \\ \hat{b} = b \end{cases} \end{aligned}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

12

استفاده از LS در شناسایی پارامترهای مدل و تحلیل تئوری

$$y(k) + \textcolor{blue}{a}y(k-1) = \textcolor{blue}{b}u(k-1) + e(k) + \textcolor{blue}{c}e(k-1)$$

$$\begin{cases} \hat{a} = a + \frac{-c(1-a^2)\lambda^2}{b^2\sigma^2 + (1+c^2-2ac)\lambda^2} \\ \hat{b} = b \end{cases}$$

• For system 1, $c = 0$ and

$$\left. \begin{array}{l} \hat{a} = a = -0.8 \\ \hat{b} = b = 1 \end{array} \right\} \text{in the limit}$$

• For system 2, $c = -0.8$ and

$$\left. \begin{array}{l} \hat{a} \cong -0.588 \\ \hat{b} = 1 \end{array} \right.$$

Importance of selecting the "model structure" !!

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

13

نمایش های مختلف چند جمله ای در مدل سازی سیستم ها

A general description of a *SISO LTI* system:

$$\begin{aligned} y(k) &= \sum_{\tau=0}^{\infty} h_{\tau} u_{t-\tau} + \sum_{\tau=0}^{\infty} g_{\tau} e_{t-\tau} \\ &= (1 + h_1 z^{-1} + \dots + h_{\tau} z^{-\tau} + \dots) u_t + (1 + g_1 z^{-1} + \dots + g_{\tau} z^{-\tau} + \dots) e_t \end{aligned}$$

ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم LTI

FIR(m_b):

$$y_k = (b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_{m_b} z^{-m_b}) u_k + e_k = B(z^{-1}) u_k + e_k$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

14

LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

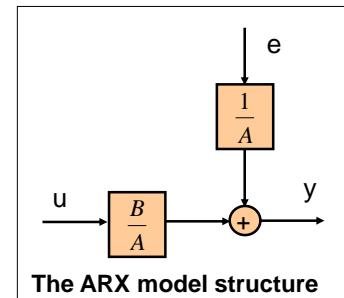
ARX(m_a, m_b): “Auto-Regressive model with eXogenous inputs”

$$A(z^{-1})y_k = B(z^{-1})u_k + e_k$$

$$\text{where, } A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_{m_a} z^{-m_a}$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_{m_b} z^{-m_b}$$

$$\Rightarrow y_k = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u_k + \frac{1}{A(z^{-1})} e_k$$



* The noise influences the outcome in a nontrivial way. This is typical for situations where the disturbances come into the dynamical systems at earlier stages, i.e. the noise shares some important aspects of the dynamics with the influence of an input.

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

15

LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

ARMAX(m_a, m_b, m_c): “Auto-Regressive model with eXogenous inputs and Moving Average model for the disturbances”

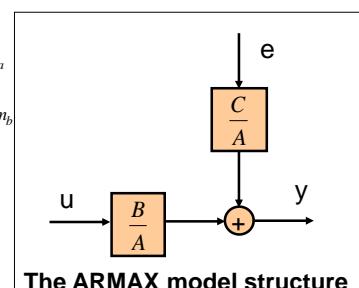
$$A(z^{-1})y_k = B(z^{-1})u_k + C(z^{-1})e_k$$

$$\text{where, } A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_{m_a} z^{-m_a}$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \cdots + b_{m_b} z^{-m_b}$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1 z^{-1} + \cdots + c_{m_c} z^{-m_c}$$

$$\Rightarrow y_k = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u_k + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} e_k$$



* The dynamics of the noise are parametrized more flexible than in the ARX model

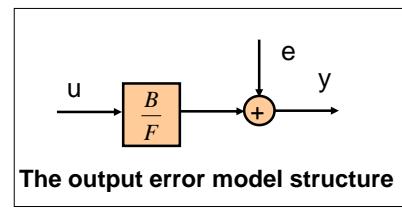
Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

16

LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

OE(m_a, m_b): “Output Error model”

$$y_k = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u_k + e_k$$



where, $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{m_a} z^{-m_a}$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_{m_b} z^{-m_b}$$

* This model is often used in case the noise comes only in at the end-stages of the process to be modeled: it does not share many dynamics with the input.

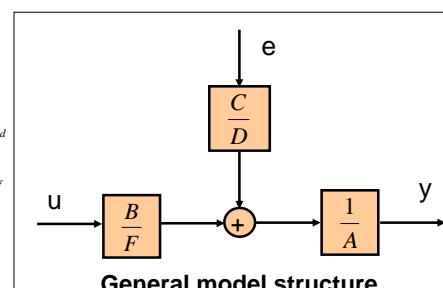
LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

BJ(m_a, m_b, m_c, m_d, m_f): The general fractional representation of a polynomial model is referred to as a Box-Jenkins (BJ) model.

$$A(z^{-1}) y_k = \frac{B(z^{-1})}{F(z^{-1})} u_k + \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} e_k$$

where, $D(z^{-1}) = 1 + d_1 z^{-1} + \dots + d_{m_d} z^{-m_d}$

$$F(z^{-1}) = 1 + f_1 z^{-1} + \dots + f_{m_f} z^{-m_f}$$



* The dynamics of the noise are parametrized more flexible than in the ARX model

LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

State Space Model :

$$\begin{aligned} x(k+1) &= A(\theta)x(k) + B(\theta)u(k) + w(k) \\ y(k) &= C(\theta)x(k) + v(k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(w(t)w^T(t)) &= R_1(\theta) \\ E(v(t)v^T(t)) &= R_2(\theta) \\ E(w(t)v^T(t)) &= R_{12}(\theta) \end{aligned}$$

با استفاده از فیلتر کالمن (در حالت ماندگار):

$$\hat{x}(k+1, \theta) = A\hat{x}(k, \theta) + Bu(k) + K(k)[y(k) - CA\hat{x}(k, \theta)]$$

Algebraic Riccati Equation(ARE) :

$$\begin{aligned} P_\infty^- &= \Phi \left[P_\infty^- - P_\infty^- C^T \left(CP_\infty^- C^T + R \right)^{-1} CP_\infty^- \right] \Phi^T + \Gamma Q \Gamma^T \\ K_\infty &= P_\infty^- C^T (CP_\infty^- C^T + R) \end{aligned}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

19

LTI ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیستم

State Space Model :

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1, \theta) &= A\hat{x}(k, \theta) + Bu(k) + K(k)[y(k) - CA\hat{x}(k, \theta)] \\ \Rightarrow \hat{y}(k, \theta) &= C(\theta)\hat{x}(k, \theta) = C(\theta)(zI - A(\theta) + K(k)C(\theta)A(\theta))^{-1}(Bu(k) + K(k)y(k)) \end{aligned}$$

Innovation :

$$y(k) - \hat{y}(k, \theta) = C(\theta)(x(k) - A(\theta)\hat{x}(k, \theta)) + v(k) = e(k)$$

$$\Rightarrow \hat{x}(k+1, \theta) = A(\theta)\hat{x}(k, \theta) + Bu(k) + K(k)e(k)$$

$$\Rightarrow y(k) = C(\theta)A(\theta)\hat{x}(k, \theta) + e(k)$$

$$\Rightarrow y(k) = \underbrace{(C(\theta)A(\theta)(zI - A(\theta))^{-1}B)}_{G(z, \theta)} u(k) + \underbrace{(I + C(\theta)A(\theta)(zI - A(\theta))^{-1}K(k))}_{H(z, \theta)} e(k)$$

G(z, θ)

It is ARMAX model

H(z, θ)

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

20

ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیگنال

A general description of *time-series*

$$y(k) = \sum_{\tau=0}^{\infty} g_{\tau} e_{t-\tau} = (1 + g_1 z^{-1} + \dots + g_{\tau} z^{-\tau} + \dots) e_t$$

MA(m_c) : Moving Average model

$$y_k = C(z^{-1}) e_k$$

* Such an all-zero model is useful to model signals with power spectra which have sharp valleys toward zero.

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

21

ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیگنال

AR(m) :

$$A(z^{-1}) y_k = e_k \rightarrow y_k = \frac{1}{A(z^{-1})} e_k$$

* Such an all-pole model is useful to model signals with power spectra which have sharp upward peaks.

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

22

ساختارهای شناخته شده برای مدل یک سیگنال

ARMA(m_a, m_c): “Auto-Regressive Moving Average model”

$$y_k = \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} e_k$$

ARIMA(d, m_a, m_c): “Auto-Regressive Integrated Moving Average model”

$$(1 - z^{-1})^d A(z^{-1}) y_k = C(z^{-1}) e_k$$

$$d=1 \rightarrow A(z^{-1})(y_k - y_{k-1}) = C(z^{-1})e_k$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

23

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

استفاده از ورودی پله به عنوان ورودی

$$\begin{array}{ll} u: \text{step} & \leftrightarrow \delta_1: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) \\ e: N(0, \lambda^2) & \delta_2: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) - 0.8e(k-1) \end{array}$$

نتیجه شبیه سازی:

Parameters	True Values	Model_1	Model_2
a	-0.8	-0.7908	-0.0107
b	1	1.0419	5.0470

- * چرا نتیجه شبیه سازی برای مدل دوم به پارامترهای واقعی همگرا نشده است؟
- * آیا ایراد از شبیه سازی است؟

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

24

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

u : step, amplitude = σ

e : $N(0, \lambda^2)$

تحلیل تئوری

$$y(k) + ay(k-1) = bu(k-1) + e(k) + ce(k-1)$$

$$\begin{bmatrix} E[y^2(k-1)] & -E[u(k)y(k)] \\ -E[u(k)y(k)] & E[u^2(k-1)] \end{bmatrix} \hat{\theta} = \begin{bmatrix} -E[y(k-1)y(k)] \\ E[u(k-1)y(k)] \end{bmatrix}$$

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

$$\begin{aligned} E[y^2(k)] &= E[(-ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) + ce(k-1))^2] = \\ &= a^2 E[y^2] + b^2 E[u^2] + E[e^2] + c^2 E[e^2] - 2ab E[y(k-1)u(k-1)] \\ &\quad - 2aE[y(k-1)e(k)] - 2ac E[y(k-1)e(k-1)] + 2bE[u(k-1)e(k)] \\ &\quad + 2bcE[u(k-1)e(k-1)] + 2cE[e(k)e(k-1)] \xrightarrow{\text{0}} 0 \\ E[y(k-1)e(k-1)] &= E[e(k-1)e(k-1)] = \lambda^2 \end{aligned}$$

$$E[y(k-1)u(k-1)] \stackrel{\text{in Steady State}}{=} \frac{b}{1+a} \sigma^2 = \sigma^2 S$$

$$\Rightarrow E[y^2(k)] = \sigma^2 S^2 + \frac{(1+c^2-2ac)\lambda^2}{1-a^2}$$

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

$$E[y(k)u(k)] = \sigma^2 S$$

$$E[u(k)u(k)] = \sigma^2$$

$$E[y(k)u(k-1)] = \sigma^2 S$$

$$\begin{aligned} E[y(k-1)y(k)] &= E[y(k-1)(-ay(k-1) + bu(k-1) + e(k) + ce(k-1))] = \\ &= -aE[y(k-1)y(k-1)] + bE[y(k-1)u(k-1)] + cE[y(k-1)e(k-1)] = \\ &= -a\left(\sigma^2 S^2 + \frac{(1+c^2-2ac)\lambda^2}{1-a^2}\right) + b\sigma^2 S^2 + c\lambda^2 = \\ &= (b-a)\sigma^2 S^2 + \frac{(c-a)(1-ac)\lambda^2}{1-a^2} \end{aligned}$$

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

27

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

- The estimates

$$\hat{a} = a - \frac{c(1-a^2)}{1+c^2-2ac} \quad \hat{b} = b - bc \frac{1-a}{1+c^2-2ac}$$

- For δ_1 , $c = 0$ and

$$\left. \begin{array}{l} \hat{a} = -0.8 \\ \hat{b} = 1 \end{array} \right\} \text{consistent with numerical results}$$

- For δ_2 , $c = -0.8$ and

$$\left. \begin{array}{l} \hat{a} = 0 \\ \hat{b} = \frac{b}{1+a} = 5 \end{array} \right\} \text{consistent with numerical results}$$

- Note that the s.s gain $\frac{b}{1+a}$ is correctly estimated.

- Complete agreement. Results are independent of the calculations!

Systems Identification
by: Dr B. Moaveni

28

بررسی اهمیت انتخاب ورودی در فرایند شناسایی

استفاده از ورودی ضربه به عنوان ورودی

$$\begin{array}{ll} u: \text{impulse} & \longleftrightarrow \delta_1: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) \\ e: N(0, \lambda^2) & \qquad \qquad \qquad \delta_2: y(k) - 0.8y(k-1) = u(k-1) + e(k) - 0.8e(k-1) \end{array}$$

نتیجه شبیه سازی:

Parameters	True Values	Model_1	Model_2
a	-0.8	-0.8083	-0.0022
b	1	2.6802	1.9588

نتیجه: ورودی ضربه، یک **ورودی غنی** برای شناسایی سیستم نیست!

جمع بندی

مباحثی که در این بخش طرح گردید:

- اهمیت انتخاب مدل برای سیستم و نقش آن در موفقیت فرایند شناسایی
- اهمیت ویژه انتخاب نوع ورودی برای شناسایی یک سیستم

مباحثی که لازم است در بخش های بعدی مورد توجه قرار گیرد:

- نحوه انتخاب و طراحی ورودی
- مساله شناسایی پذیری

References

- 1- Prof. Munther A. Dahleh, System Identification, MIT, (Lecture Notes).
- 2- T. Soderstrom and P. Stoica, System Identification, Prentice Hall, 1989.
- 3- Kristiaan Pelckmans, Lecture Notes for a course on System Identification, v2012, Uppsala University, Sweden.