Capítulo 11

Projeto de Testes e Escolha de Estruturas

11.1 Introdução

O presente capítulo trata de questões referente à coleta dos sinais necessários à identificação e de como proceder a escolha da estrutura do modelo. Pretende-se descrever algumas ferramentas que podem auxiliar em decisões que dizem respeito ao projeto de testes, à escolha da estrutura do modelo e à determinação da taxa de amostragem.

11.2 Escolha e Coleta de Sinais

Três aspectos fundamentais em identificação de sistemas são: onde excitar a planta, que tipo de sinais usar a fim de obter dados que sejam representativos dessa dinâmica e como amostrar tais dados.

11.2.1 Escolha de entradas e de saídas

Ao se buscar um modelo matemático que relacione dinamicamente duas variáveis de um sistema, parte-se do pressuposto de que há correlação significativa entre tais variáveis que justifique o modelo.

11.2.2 Escolha de sinais de entrada

- A persistência de excitação tem interpretações numéricas bem como dinâmicas;
- sinais aleatórios e pseudo-aleatórios são comuns;
- no caso de sistemas com múltiplas entradas, além de tais entradas precisarem ser persistentemente excitantes, não devem estar correlacionadas entre si;
- na identificação de dinâmica linear o importante é a largura do espectro do sinal de entrada;
- na identificação de sistemas não-lineares o perfil de amplitude torna-se importante também.

Exemplo 11.2.1. Escolha de variáveis de entrada

Foram usados dados reais coletados na unidade de tratamento de águas ácidas de uma refinaria de petróleo. São 991 observações de oito variáveis do processo. O objetivo final era a obtenção de um modelo que explicasse a temperatura no topo da torre (saída do modelo). As sete variáveis restantes se qualificam como entradas? Haveria redundância entre tais variáveis?

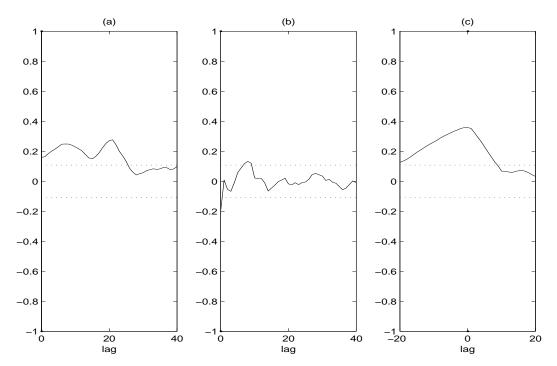


FIGURA 11.1: Funções de correlação cruzada (a,b) entre a variável de saída e duas variáveis candidatas a serem entradas, (c) entre (outras) duas variáveis candidatas a serem entradas.

Exemplo 11.2.2. Sinais de excitação para um oscilador nãolinear

O oscilador de Duffing-Ueda

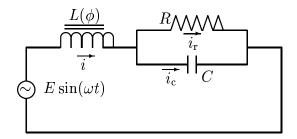


FIGURA 11.2: Circuito do oscilador de Duffing-Ueda, usado no exemplo 11.2.2.

Esse oscilador pode ser descrito pela seguinte equação diferencial:

$$\ddot{y} + k\dot{y} + y^3 = u(t),$$

sendo que no presente exemplo k = 0, 1.

Mesmo sendo excitado por uma única freqüência, o espectro do sinal de saída do sistema é bastante amplo. Em alguns casos basta um sinal simples, mas de amplitude e freqüência bem determinadas, para excitar um sistema não-linear razoavelmente bem.

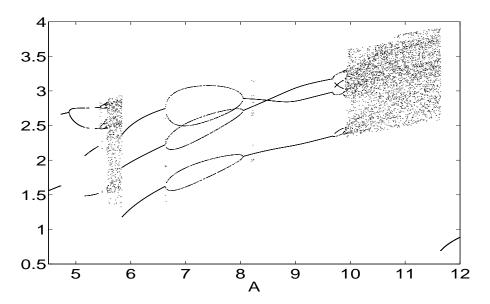


FIGURA 11.3: Diagrama de bifurcação do oscilador da Figura 11.2, com entrada $u(t)=A\cos t$ e 4,5 $\leq A\leq$ 12.

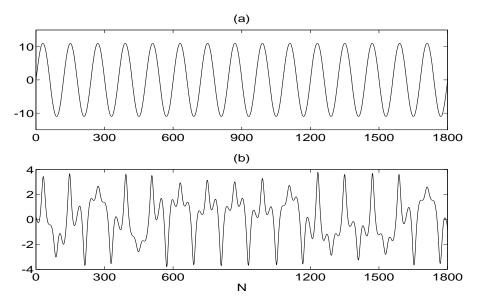


FIGURA 11.4: Resposta do oscilador Duffing-Ueda, mostrado na Figura 11.2, excitado por (a) $u(t)=11\cos(t)$, (b) saída, y(t).

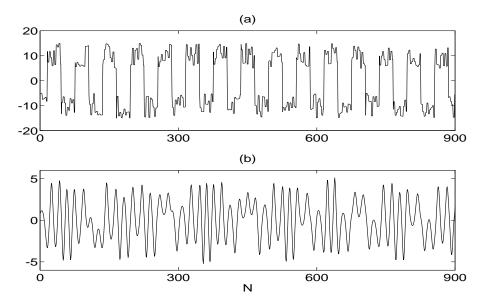


FIGURA 11.5: Resposta do oscilador Duffing-Ueda. (a) u(t) onda quadrada de $\omega=1$ rad/s e amplitude ± 10 , com sinal gaussiano de $\sigma_e^2=9$, (b) saída, y(t).

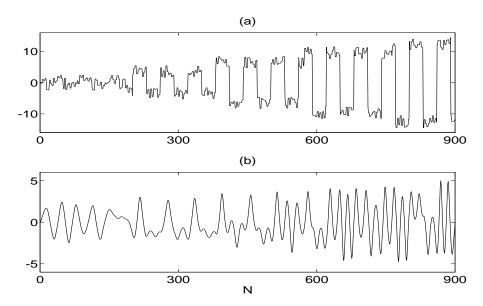


FIGURA 11.6: Resposta do oscilador Duffing-Ueda. (a) u(t) onda quadrada de $\omega=1$ rad/s e amplitude crescente, com sinal gaussiano de $\sigma_e^2=9$, (b) y(t).

11.2.3 Escolha do tempo de amostragem

Assume-se que o sinal original $y^*(k)$ foi registrado utilizando-se um tempo de amostragem muito pequeno, ou seja, muito menor do que o necessário. A questão passsa a ser a definição de uma taxa pela qual o sinal observado $y^*(k)$ será decimado de forma a gerar o sinal de trabalho y(k), devidamente amostrado. Deseja-se determinar $\Delta \in \mathbb{N}$ de forma que $y(k) = y^*(\Delta k)$.

Determinam-se as seguintes funções:

$$\begin{array}{rcl} r_{y^*}(\tau) &=& \mathrm{E}\left[(y^*(k) - \overline{y^*(k)})(y^*(k-\tau) - \overline{y^*(k)})\right] \\ \\ r_{y^{*2'}}(\tau) &=& \mathrm{E}\left[(y^{*2}(k) - \overline{y^{*2}(k)})(y^{*2}(k-\tau) - \overline{y^{*2}(k)})\right] \end{array}$$

e seus primeiros mínimos, τ_{y^*} $\tau_{y^{*2'}}$, respectivamente. O menor desses mínimos passará a ser o valor de trabalho, ou seja, $\tau_{\rm m}^* = \min[\tau_{y^*}, \ \tau_{y^{*2'}}]$. D eseja-se escolher Δ de forma que as funções de autocovariância do sinal decimado $y(k) = y^*(\Delta k)$ satisfaçam

$$10 \le \tau_{\rm m} \le 20$$
,

sendo que os limites inferior e superior podem ser relaxados para 5 e 25, respectivamente.

Exemplo 11.2.3. Escolha do tempo de amostragem

Seja o sistema de Chua,

(a)

$$\begin{cases} \dot{x} = \alpha(y - h(x)) \\ \dot{y} = x - y + z, & h(x) = \begin{cases} m_1 x + (m_0 - m_1), & x \ge 1 \\ m_0 x, & |x| \le 1 \\ m_1 x - (m_0 - m_1), & x \le -1, \end{cases}$$

com $m_0 = -1/7$, $m_1 = 2/7$, $\alpha = 9$ e $\beta = 100/7$ e $T_s = 0,01$.

(b)

Chua's Diode

Chua's Diode

Columbia Co

(a) o circuito de Chua e (b) característica corrente-tensão medida para o diodo de Chua implementado.

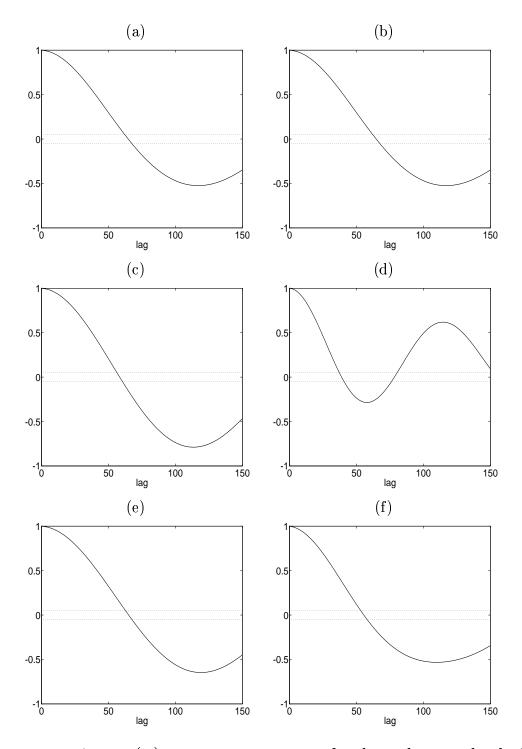


FIGURA 11.7: $r_{y^*}(\tau)$ para o atrator dupla-volta, calculada a partir das componentes (a) x, (c) y e (e) z; $r_{y^{*2'}}(\tau)$ determinada a partir das componentes (b) x, (d) y e (f) z.

11.3 Seleção da Estrutura de Modelos

11.3.1 Seleção da ordem de modelos lineares

- Cancelamento de pólos e zeros;
- critério de informação de Akaike (AIC) definido como

$$AIC(n_{\theta}) = N \ln[\sigma_{\text{erro}}^2(n_{\theta})] + 2n_{\theta},$$

sendo que N é o número de dados, $\sigma_{\rm erro}^2(n_{\theta})$ é a variância do erro de modelagem (erro de predição de um passo à frente ou resíduos) e $n_{\theta} = \dim[\hat{\boldsymbol{\theta}}]$ é o número de parâmetros no modelo.

• Há outros *critérios de informação* semelhantes. Erro final de predição (FPE) e o critério de informação de Bayes (BIC),

$$FPE(n_{ heta}) = N \ln[\sigma_{
m erro}^2(n_{ heta})] + N \ln\left[rac{N+n_{ heta}}{N-n_{ heta}}
ight] \ BIC(n_{ heta}) = N \ln[\sigma_{
m erro}^2(n_{ heta})] + n_{ heta} \ln N.$$

• O uso de critérios de informação pressupõe que existe uma ordem predefinida para incluir os termos candidatos seqüencialmente no modelo.

• Uso de coeficiente de agrupamento. A ordem do modelo é a primeira para a qual

$$\mid \Sigma_y(T_{\rm s}) - \Sigma_{yo}(T_{\rm s}) \mid < \gamma$$

é satisfeita, sendo que $\gamma \ll 1$. Se um modelo discreto tiver integração então $\Sigma_y = 1$.

1. De posse dos dados u(k) e y(k), k=1,2,3,...,N, obter uma saída modificada calculando-se

$$\tilde{y}(k) = \tilde{y}(k-1) + y(k-1),$$

sendo $\tilde{y}(0) = 0;$

- 2. para $n_y = 1 \dots n_{\text{max}}$, estimar parâmetros a partir dos dados u(k) e $\tilde{y}(k)$, $k = 1, 2, \dots, N$;
- 3. determinar os coeficientes de agrupamento $\Sigma_{\tilde{y}}$ para os modelos estimados no passo 2. Ou seja, calcular $\Sigma_{\tilde{y}}^{1,1}, \Sigma_{\tilde{y}}^{2,2}, \ldots, \Sigma_{\tilde{y}}^{n_{\max},n_{\max}};$
- 4. se o primeiro coeficiente de agrupamento que satisfaz

$$|\Sigma_{\tilde{y}}^{i,i} - 1| < \gamma, i = 1, 2, \dots, n_{\text{max}}$$

para $\Sigma_{\tilde{y}}^{r,r}$ ($1 \le r \le n_{\max}$), sendo $\gamma \ll 1$, então uma ordem adequada para o modelo é $n_y = r - 1$.

Exemplo 11.3.1. Determinação de ordem

Seja o modelo contínuo

$$m\ddot{y}(t) + c\dot{y}(t) + ky(t) = u(t),$$

sendo m=20, c=k=5. O modelo (11.1) foi simulado usando-se uma rotina de integração de Runge-Kutta de quarta ordem (ver seção 1.6), dando origem a dados "contínuos" $\{y(t), u(t)\}$ que foram subseqüentemente "amostrados" com período $T_{\rm s}$, resultando em duas séries com N=200.

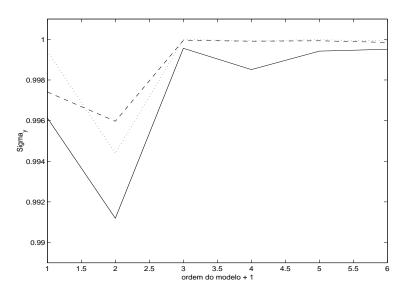


FIGURA 11.8: Coeficiente de agrupamento $\Sigma_{\tilde{y}}$ para:

(—)
$$1/T_{\rm s}=0.75\,{\rm Hz},~(\text{--})~1/T_{\rm s}=1\,{\rm Hz}$$
 e $(\cdots)~1/T_{\rm s}=2\,{\rm Hz}.$

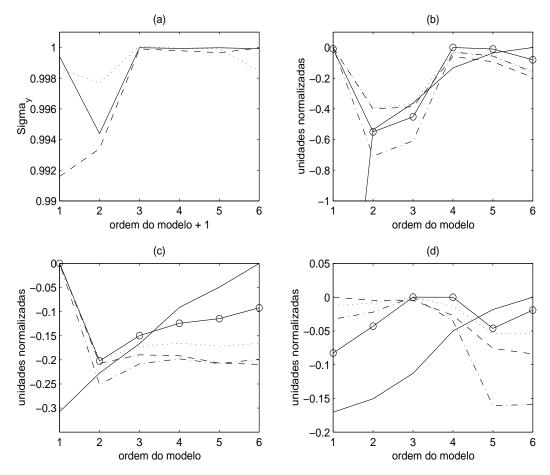


FIGURA 11.9: (a) coeficiente de agrupamento $\Sigma_{\tilde{y}}$ para:

(—) sem ruído, (--) SNR=2,9 e
(···) SNR=0,74. Para os demais gráficos:
(—) teste do determinante, (--) função de erro,
(···) FPE, (-·-) AIC e (-o-) BIC, (b) sem ruído,
(c) SNR=2,9 e (d) SNR=0,74.

11.3.2 Seleção da estrutura de modelos não-lineares

- ERR;
- análise de agrupamento de termos;
- pruning.

Exemplo 11.3.2. Determinação de estrutura de Duffing-Ueda

A equação do oscilador de Duffing-Ueda foi integrada para obter 900 "observações" com $T_{\rm s}\!=\!\pi/30.$

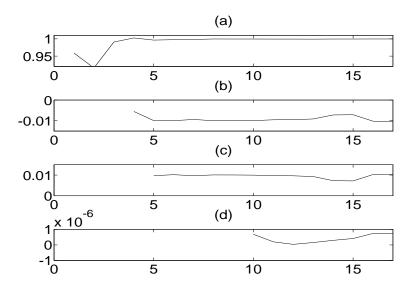


FIGURA 11.10: O eixo das abcissas é o número de termos (regressores) no modelo. (a) Σ_y , (b) Σ_{y^3} , (c) Σ_u and (d) Σ_{u^3} .

Gerou-se um conjunto de termos candidatos tomados apenas dentre os agrupamentos efetivos. Procedeu-se à identificação de modelos exatamente como antes.

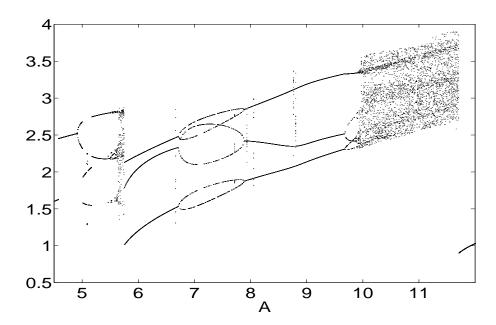


FIGURA 11.11: Diagrama de bifurcação de modelo identificado com 14 termos, escolhidos a partir de agrupamentos efetivos.