

Universidade Federal do Rio Grande do Norte Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação [EEC 2101] Controle Avançado

2ª Lista de Exercícios

Anna Giselle Câmara Dantas Ribeiro Cristiano Gurgel de Castro Diogo Leite Rebouças Thiago Medeiros Barros

Questão 1

Considere o sistema:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{0.5}{(s+0.5)(s+1)}$$

Pede-se:

- a) Discretize o sistema com um período de amostragem de 0.2 s
- b) Obtenha o modelo FSR (resposta ao degrau Truncada) do sistema considerando N=10
- c) Calcule a resposta do sistema a uma entrada qualquer utilizando a equação obtida no item (b) e compare com o seu valor exato
- d) Obtenha a expressão do sinal de controle do controlador DMC, considerando NY = NU = 5 e $\lambda = 0.8$
- e) Simule no Matlab[®] (ou Scilab[©]) o sistema com o controlador projetado no item (d)

Resolução:

Item A

Uma maneira simples de realizar a discretização de funções de transferência é utilizar o método da invariância ao degrau, no qual a idéia é a de se utilizar um Segurador de Ordem Zero ($Zero\ Order\ Holder\ -\ ZOH$) para aproximar a função de transferência G(s) de G(z). Matematicamente, a discretização de uma função de transferência analógica G(s) por tal método é dada por:

$$G_{\text{ZOH}}(z) = G(z) = (1 - z^{-1}) \mathcal{Z} \left\{ \mathcal{L}^{-1} \left[\frac{G(s)}{s} \right] \right|_{t=nT} \right\}$$
 (1)

em que Z corresponde à *Transformada Z*, \mathcal{L}^{-1} à *Transformada Inversa de Laplace* e, para t = nT, T corresponde ao período de amostragem e $z = e^{-sT}$.

Então, para a função de transferência G(s) dada no enunciado:

$$\frac{G(s)}{s} = \frac{0.5}{s(s+0.5)(s+1)} \tag{2}$$

Expandindo a Eq. 2 em frações parciais, tem-se que:

$$\frac{G(s)}{s} = \left[\frac{0.5}{s(s+0.5)(s+1)} \right]
= \frac{A}{s} + \frac{B}{s+0.5} + \frac{C}{s+1}$$
(3)

Mas,

$$A = \frac{0.5}{(s+0.5)(s+1)} \Big|_{s=0} = \frac{0.5}{0.5} = 1$$

$$B = \frac{0.5}{s(s+1)} \Big|_{s=-0.5} = \frac{0.5}{-0.25} = -2$$

$$C = \frac{0.5}{s(s+0.5)} \Big|_{s=-1} = \frac{0.5}{0.5} = 1$$

Então, aplicando então a transformada inversa de Laplace, tem-se que:

$$\mathcal{L}^{-1}\left[\frac{G(s)}{s}\right] = \mathcal{L}^{-1}\left[\frac{1}{s} - 2\frac{1}{s+0.5} + \frac{1}{s+1}\right]$$

$$= \mathcal{L}^{-1}\left[\frac{1}{s}\right] - 2\mathcal{L}^{-1}\left[\frac{1}{s+0.5}\right] + \mathcal{L}^{-1}\left[\frac{1}{s+1}\right]$$

$$= 1 - 2e^{-0.5t} + e^{-t}$$
(4)

Substituindo a Eq. 4 na Eq. 1 quando t = nT, tem-se:

$$G(z) = (1-z^{-1})Z\left\{\mathcal{L}^{-1}\left[\frac{G(s)}{s}\right]\Big|_{t=nT}\right\}$$

$$= \left(\frac{z-1}{z}\right)Z\left[1-2e^{-0.5nT}+e^{-nT}\right]$$

$$= \frac{z-1}{z}\left\{Z[1]-2Z\left[e^{-0.5nT}\right]+Z\left[e^{-nT}\right]\right\}$$

$$= \frac{z-1}{z}\left(\frac{z}{z-1}-2\frac{z}{z-e^{-0.5nT}}+\frac{z}{z-e^{-nT}}\right)$$

$$= \frac{z-1}{z-1}-2\frac{z-1}{z-e^{-0.5nT}}+\frac{z-1}{z-e^{-nT}}$$
(5)

Desconsideranto o termo n, referente a n-ésima amostra em nT e substituindo T=0.2, tem-se:

$$G(z) = \frac{z-1}{z-1} - 2\frac{z-1}{z-e^{-0.5 \cdot 0.2}} + \frac{z-1}{z-e^{-0.2}}$$

$$= 1 - 2\frac{z-1}{z-0.9048} + \frac{z-1}{z-0.8187}$$

$$= \frac{1(z-\alpha)(z-\beta) - 2(z-1)(z-\beta) + (z-1)(z-\alpha)}{(z-\alpha)(z-\beta)}$$

$$= \frac{(-2\alpha+\beta+1)z + (\alpha\beta-2\beta+\alpha)}{z^2 - (\alpha+\beta)z + \alpha\beta}$$

$$= \frac{0.0091z + 0.0082}{z^2 - 1.7235z + 0.7408}$$
(6)

Sabendo que a função de transferência de um sistema é definida como sendo a $Transformada\ de\ Laplace$ da resposta ao impulso com condições iniciais nulas, e que seu equivalente em Z possui as mesmas características, então:

$$G(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{0.0091z + 0.0082}{z^2 - 1.7235z + 0.7408}$$

$$Y(z)(z^2 - 1.7235z + 0.7408) = U(z)(0.0091z + 0.0082)$$

$$z^2 Y(z) - 1.7235zY(z) + 0.7408Y(z) = 0.0091zU(z) + 0.0082U(z)$$
(7)

Aplicando a transformada Z inversa na Eq. 7, tem-se:

$$z^{2}Y(z) - 1.7235zY(z) + 0.7408Y(z) = 0.0091zU(z) + 0.0082U(z) \xrightarrow{Z^{-1}}$$

$$\stackrel{Z^{-1}}{\Longrightarrow} y(k+2) - 1.7235y(k+1) + 0.7408k(k) = 0.0091u(k+1) + 0.0082u(k)$$

$$y(k) - 1.7235y(k-1) + 0.7408k(k-2) = 0.0091u(k-1) + 0.0082u(k-2)$$
 (8)

O resultado obtido na Eq. 7 pode ser confirmado fazendo uso da função c2d do Matlab[®], conforme *script* desenvolvido, mostrado no Apêndice A.1.

Item B

Para Santos (2007), a modelagem de um processo dinâmico consiste em obter um modelo matemático capaz de representar adequadamente suas características de interesse. Tal recurso se torna muitas vezes fundamental quando o processo real apresenta restrições de ordem operacional, econômico-financeira ou de segurança.

O modelo de um sistema pode ser obtido, basicamente, de duas formas: a partir das equações que descrevem sua dinâmica (*modelagem fenomenológica*) ou a partir da medição de dados de entrada e saída. Dentre os modelos que levam em consideração essa relação entrada/saída do sistema, existem os modelos **paramétricos** e os modelos **não paramétricos**.

Os modelos paramétricos correspondem àqueles que apresentam parâmetros característicos. Tais parâmetros são os coeficientes de uma equação a diferenças ou de uma função de transferência discreta do sistema. Já os modelos não paramétricos representam a dinâmica do

processo através dos coeficientes da resposta ao impulso (modelos FIR – Finite Impulse Response) ou da resposta ao degrau (modelos ISR – Infinite Step Response e FSR – Finite Step Response). [Santos 2007]

O modelo matemático baseado na resposta ao degrau representa o processo com um número infinito de termos que correspondem aos coeficientes da resposta ao degrau do sistema (ISR). Para sistemas estáveis, esses coeficientes tendem, assintoticamente, para um valor constante h_s , conforme Fig. 1.

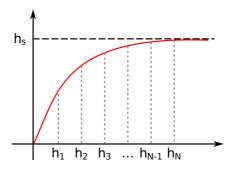


Figura 1: Exemplo de saída do sistema para o modelo ISR.

O modelo FSR corresponde ao modelo de resposta ao degrau limitando o número de coeficientes a um valor N. Tal modelo, também conhecido como modelo de resposta ao degrau truncada, tem fundamentação convolutiva para relacionar a entrada com a saída do sistema. Vale observar que nesse modelo o ruído não é levado em consideração. A saída do processo no modelo FSR é dada pela Eq. 9

$$y(k) = \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i)$$
(9)

Para o valor de N = 10 dado no enunciado da questão, tem-se

$$y(10) = h_1 \Delta u(9) + h_2 \Delta u(8) + h_3 \Delta u(7) + h_4 \Delta u(6) + h_5 \Delta u(5) + h_6 \Delta u(4) + h_7 \Delta u(3) + h_8 \Delta u(2) + h_9 \Delta u(1) + h_{10} \Delta u(0)$$

Considerando $\hat{y}(k)$ como a saída dada pela Eq. 8, então:

$$\begin{array}{lll} y(10) & = & \hat{y}(1)[u(9)-u(8)]+\hat{y}(2)[u(8)-u(7)]+\hat{y}(3)[u(7)-u(6)]+\\ & + & \hat{y}(4)[u(6)-u(5)]+\hat{y}(5)[u(5)-u(4)]+\hat{y}(6)[u(4)-u(3)]+\\ & + & \hat{y}(7)[u(3)-u(2)]+\hat{y}(8)[u(2)-u(1)]+\hat{y}(9)[u(1)-u(0)]+\\ & + & \hat{y}(10)[u(0)-u(-1)] \end{array}$$

Para uma entrada degrau, u(k) - u(k-1) = 0, portanto:

$$y(10) = \hat{y}(10)u(0) = [1.7235y(9) - 0.7408y(8) + 0.0091u(9) + 0.0082u(8)]u(0)$$
 (10)

Item C

Para efeitos comparativos foi utilizada uma entrada degrau, cujos resultados podem ser observados nas Figs. 2 a 5 para valores de N=10, 25, 50 e 100.

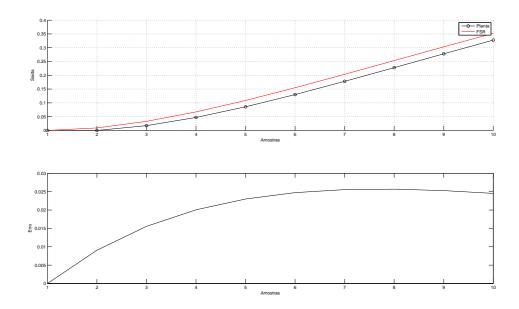


Figura 2: Comparação realizada com N = 10.

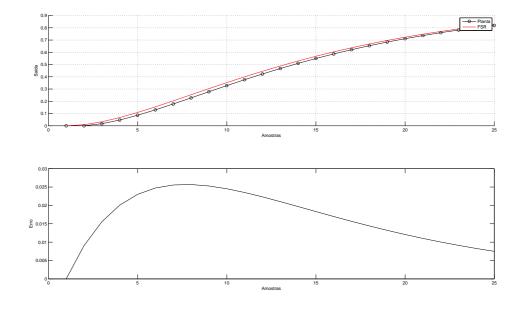


Figura 3: Comparação realizada com N = 25.

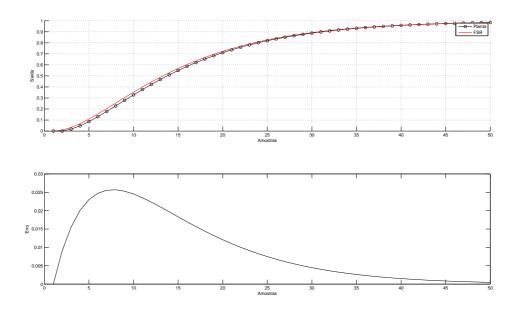


Figura 4: Comparação realizada com N = 50.

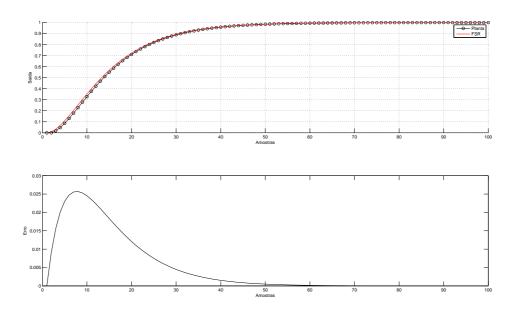


Figura 5: Comparação realizada com N = 100.

Observando-se as curvas de erro absoluto, percebe-se que para valores mais elevados de N, ou seja, para um número maior de coeficientes, o sistema tende a convergir mais rapidamente. O script do Matlab $^{\circledR}$ desenvolvido para a resolução dessa questão pode ser encontrado no Apêndice A.2.

Item D

O controlador DMC (*Dynamic Matrix Controller*) foi desenvolvido no final da década de 70 por dois engenheiros da *Shell Oil Corporation*. O algoritmo, desenvolvido em 1979 de maneira não adaptativa e sem restrições, foi modificado em 1980 de maneira que permitisse a manipulação de restrições.

Anos depois foram propostas diversas modificações para esse algoritmo ao longo dos anos de maneira a melhorar suas características. Dentre elas, pode-se citar as implementações com tratamento de restrições e através de espaço de estados. O sucesso do algoritmo hoje se deve também aos produtos comerciais desenvolvidos que possuem funcionalidades como a identificação de modelos e a otimização global de plantas.

Esse controlador utiliza o modelo de *resposta ao degrau truncada* (FSR), fazendo uso de diversos parâmetros com o intuito de garantir uma boa qualidade de predição. O erro de predição do controlador é considerado como sendo um distúrbio atuante na saída.

Para o caso monovariável sem restrições, considera-se uma planta, estável em malha aberta, cuja resposta ao degrau pode ser descrita através de infinitos coeficientes:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{\infty} h_i \Delta u(k-i)$$
(11)

Na prática, utiliza-se um modelo de resposta truncada, conforme Eq. 9, introduzindo-se a variável erro (usualmente inferior a 5%):

$$y(k) = \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i) + e(k)$$
 (12)

Baseado no modelo descrito pela Eq. 12, calcula-se um valor aproximado para y(k) que será diferente da saída real devido ao erro de modelagem e a um possível ruído a ser inserido no processo de medição:

$$\tilde{y}(k) \approx \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i)$$
 (13)

O erro inerente ao truncamento e ao ruído de medição pode ser calculado da seguinte forma:

$$e(k) = y_m(k) - \tilde{y}(k) = y_m(k) - \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i)$$
(14)

em que $y_m(k)$ corresponde ao valor que deveria ser medido na saída no instante k. Assim sendo, para o instante k + j, tem-se:

$$\begin{split} \tilde{y}(k+j) &= \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k+j-i) + \tilde{e}(k+j) \\ \tilde{y}(k+j) &= \sum_{i=1}^{j} h_i \Delta u(k+j-i) + \sum_{i=j+1}^{N} h_i \Delta u(k+j-i) + \tilde{e}(k+j) \end{split}$$

Uma vez que não é possível estimar o valor futuro do erro de predição a partir do modelo, intrinsecamente determinístico, o algoritmo supõe que os erros das *j*-ésimas predições à frente serão iguais ao erro calculado no instante atual:

$$\tilde{y}(k+j) = \sum_{i=1}^{j} h_i \Delta u(k+j-i) + \sum_{i=j+1}^{N} h_i \Delta u(k+j-i) + e(k)$$
(15)

Substituindo a Eq. 14 na Eq. 15, tem-se:

$$\widetilde{y}(k+j) = \underbrace{\sum_{i=1}^{j} h_i \Delta u(k+j-i)}_{\text{parcela forçada}} + \underbrace{\sum_{i=j+1}^{N} h_i \Delta u(k+j-i) + y_m(k) - \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i)}_{\text{parcela livre}}$$
(16)

O primeiro termo, que corresponde a parcela forçada (\tilde{y}_f) , pode ser obtido considerandose condições iniciais nulas (em k) e a sequência das ações de controle futuras. Os dois outros termos, correspondentes a parcela livre (\tilde{y}_l) , são obtidos a partir da resposta natural do sistema, com as condições atuais, considerando a sequência de ações de controle futuras iguais a zero.

Para a resposta livre, tem-se que:

$$\tilde{y}_l(k+j) = \sum_{i=j+1}^{N} h_i \Delta u(k+j-i) + y_m(k) - \sum_{i=1}^{N} h_i \Delta u(k-i)$$

Rearranjando os termos quando $N \to \infty$, tem-se:

$$\tilde{y}_l(k+j) = y_m(k) + \sum_{i=1}^{\infty} (h_{j+i} - h_i) \Delta u(k-i)$$
 (17)

Se o sistema for assintoticamente estável, após N períodos de amostragem, tem-se:

$$h_{i+i} - h_i \approx 0$$

Expandindo então a Eq. 16, tem-se:

$$\begin{split} \tilde{y}(k+1) &= h_1 \Delta u(k) + h_2 \Delta u(k-1) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+1) + e(k) \\ \tilde{y}(k+2) &= h_1 \Delta u(k+1) + h_2 \Delta u(k) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+2) + e(k) \\ &\vdots \\ \tilde{y}(k+NY) &= h_1 \Delta u(k+NY-1) + h_2 \Delta u(k+NY-2) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+NY) + e(k) \end{split}$$

Na qual a resposta livre corresponde as parcelas:

$$\begin{split} \tilde{y}_l(k+1) &= h_2 \Delta u(k-1) + h_3 \Delta u(k-2) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+1) + e(k) \\ \tilde{y}_l(k+1) &= h_3 \Delta u(k-1) + h_4 \Delta u(k-2) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+2) + e(k) \\ &\vdots \\ \tilde{y}_l(k+NY) &= h_{NY+1} \Delta u(k-1) + h_{NY+2} \Delta u(k-2) + \ldots + h_N \Delta u(k-N+NY) + e(k) \end{split}$$

Assim, matricialmente, tem-se:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{l} = \begin{bmatrix}
h_{N} & h_{N-1} & \dots & h_{2} \\
0 & h_{N} & \dots & h_{3} \\
\vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
0 & 0 & \dots & h_{N}
\end{bmatrix} \begin{bmatrix}
\Delta u(k-N+1) \\
\vdots \\
\Delta u(k-2) \\
\Delta u(k-1)
\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}
e(k) \\
e(k) \\
\vdots \\
e(k)
\end{bmatrix}$$
(18)

Para a resposta forçada, observa-se que, por definição, $\Delta u(k+i) = 0$, para $i \ge NU$ ou i < 0, sendo NU o horizonte de controle, ou seja, ao número de incrementos futuros a serem fornecidos à ação de controle atual. Assim, verifica-se que:

$$\tilde{y}_f(k+1) = h_1 \Delta u(k)
\tilde{y}_f(k+2) = h_1 \Delta u(k+1) + h_2 \Delta u(k)
\vdots
\tilde{y}_f(k+NU) = h_1 \Delta u(k+NU-1) + \dots + h_{NU-1} \Delta u(k)
\vdots
\tilde{y}_f(k+NY) = h_{NY-NU} \Delta u(k+NU) + \dots + h_{NY} \Delta u(k)$$

Matricialmente, tem-se:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{f} = \begin{bmatrix} h_{1} & 0 & \dots & 0 \\ h_{2} & h_{1} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{NY} & h_{NY-1} & \dots & h_{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+NU) \end{bmatrix} \Rightarrow \tilde{\mathbf{Y}}_{f} = \mathbf{H}\Delta \mathbf{U}$$
(19)

A matriz **H** é conhecida como matriz dinâmica, a qual dá origem ao nome do algoritmo. O valor pretido é então dado por:

$$\tilde{\mathbf{Y}} = \tilde{\mathbf{Y}}_l + \tilde{\mathbf{Y}}_f \tilde{\mathbf{Y}} = \tilde{\mathbf{Y}}_l + \mathbf{H}\Delta \mathbf{U}$$
 (20)

Vale observar que a matriz \mathbf{H} é constituída de NU colunas obtidas a partir da resposta ao degrau do sistema, apropriadamente escolhidas em ordem decrescente.

Os próximos incrementos da ação de controle são obtidos através do seguinte critério de minimização:

$$J = \sum_{i=1}^{NY} \left[\hat{y}(k+j) - r(k-j) \right]^2 + \sum_{i=1}^{NU} \left[\lambda \Delta u(k+j) \right]^2$$

Uma das vantagens da utilização desse critério é que a variação de controle é considerada, evitando J cresça indefinidamente. Fazendo uso da notação matricial, tem-se:

$$J = (\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{R})^{T} (\tilde{\mathbf{Y}} - \mathbf{R}) + \lambda \Delta \mathbf{U}^{T} \Delta \mathbf{U}$$
$$= (\tilde{\mathbf{Y}}_{l} + \mathbf{H} \Delta \mathbf{U} - \mathbf{R})^{T} (\tilde{\mathbf{Y}}_{l} + \mathbf{H} \Delta \mathbf{U} - \mathbf{R}) + \lambda \Delta \mathbf{U}^{T} \Delta \mathbf{U}$$

Fazendo $\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{U}} = 0$, tem-se:

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{U}} = 2\mathbf{H}^T \mathbf{H} \Delta \mathbf{U} + 2\mathbf{H}^T \left(\tilde{\mathbf{Y}}_l - \mathbf{R} \right) + 2\lambda \Delta \mathbf{U} = 0$$

O que leva a:

$$\Delta \mathbf{U} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{R} - \tilde{\mathbf{Y}}_l)$$
 (21)

Item E

Questão 2

Implemente o método dos mínimos quadrados offline e teste o programa com o processo da questão 1, simulando variações lentas em seus parâmetros $(\pm 10\%)$ e avaliando o comportamento das estimativas.

Apresente gráficos mostrando as estimativas, os valores reais dos parâmetros, o sinal de controle, a saída real e a estimada com cada modelo utilizado.

Resolução:

O sistema da questão 1 consiste na função de transferência dada pela Eq. 22:

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{0.5}{(s+0.5)(s+1)}$$
 (22)

A discretização obtida nessa mesma questão é repetida pela Eq. 23,

$$y(k) - 1.7235y(k-1) + 0.7408y(k-2) = 0.0091u(k-1) + 0.0082u(k-2)$$
 (23)

Generalizando o modelo obtido na Eq. 23 e isolando o termo y(k), tem-se que:

$$y(k) + a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) = b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2)$$

$$y(k) = -a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) + b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2)$$
(24)

O estimador de mínimos quadrados não-recursivo considera um sistema representado por uma equação a diferenças semelhante a Eq. 24. Segundo Coelho e Coelho (2004), haverão $n_a + n_b + 1$ parâmetros a serem estimados pelo algoritmo e para determinar os valores de a_i , deve-se utilizar as medidas de entrada e saída do processo.

Assim sendo, de posse da equação generalizada dos parâmetros do sistema, utilizar o método dos mínimos quadrados *offline* consiste em excitar a planta com um determinado sinal de entrada e armazenar os valores de saída obtidos para executar o algoritmo não-recursivo. Assim sendo, pode-se dizer que o processo de identificação é realizado de uma só vez, ou em batelada.

Supondo que exista um sistema discreto que possa ser descrito conforme *modelo de re- gressão linear*:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{\theta} + \mathbf{e} \tag{25}$$

tal que **Y** corresponde à saída do sistema, **X** é um vetor determinístico conhecido, θ é o vetor de parâmetros a serem estimados e **e** corresponde ao erro do modelo. Deseja-se então, estimar o vetor θ a partir de N experimentos, de tal forma que:

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{X}_1 \mathbf{\theta}_1 + \mathbf{e}_1$$
 $\mathbf{Y}_2 = \mathbf{X}_2 \mathbf{\theta}_2 + \mathbf{e}_2$
 \vdots
 $\mathbf{Y}_N = \mathbf{X}_N \mathbf{\theta}_N + \mathbf{e}_N$

considerando:

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} \qquad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} -Y(1) & -Y(0) & u(1) & u(0) \\ -Y(2) & -Y(1) & u(2) & u(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -Y(N-1) & -Y(N-n) & u(N-1) & u(N-m) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} \qquad \mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_N \end{bmatrix}$$

O método dos mínimos quadrados tem por objetivo realizar a estimativa de θ de modo a minimizar a função de erro J, tal que:

$$J = \sum_{K=1}^{N} e^{2}(K) = \mathbf{e}^{T}\mathbf{e}$$
 (26)

Pela Eq. 25:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{\theta} + \mathbf{e} \implies \mathbf{e} = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{\theta} \tag{27}$$

Assim, a função de erro J, pode ser reescrita como:

$$J = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{\theta})^T (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\mathbf{\theta}) \tag{28}$$

que possui mínimo quando:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta}\Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0$$

Considerando que:

$$\frac{\partial (\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b})^T \mathbf{C} (\mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{e})}{\partial \mathbf{x}} = (\mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{e})^T \mathbf{C}^T \mathbf{A} + (\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b})^T \mathbf{C} \mathbf{D}$$

e fazendo:

$$\mathbf{A} = -\mathbf{X}$$
 $\mathbf{x} = \mathbf{\theta}$ $\mathbf{b} = \mathbf{Y}$ $\mathbf{C} = \mathbf{I}$ $\mathbf{D} = -\mathbf{X}$ $\mathbf{e} = \mathbf{Y}$

na Eq. 28, tem-se que:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = (-\mathbf{X}\theta + \mathbf{Y})^T (-\mathbf{X}) + (-\mathbf{X}\theta + \mathbf{Y})^T (-\mathbf{X})
= -2[(-\mathbf{X}\theta + \mathbf{Y})]^T \mathbf{X}
= -2[(-\mathbf{X}\theta)^T + \mathbf{Y}^T] \mathbf{X}
= -2[-\theta^T \mathbf{X}^T + \mathbf{Y}^T] \mathbf{X}
= 2\theta^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} - 2\mathbf{Y}^T \mathbf{X}$$
(29)

Como $\frac{\partial J}{\partial \theta} = 0$ (escalar), então, pode-se transpor a Eq. 29, de tal forma que:

$$\frac{\partial J}{\partial \theta} = 2\mathbf{X}^{T} (\theta^{T} \mathbf{X}^{T})^{T} - 2\mathbf{X}^{T} \mathbf{Y}$$

$$0 = 2\mathbf{X}^{T} (\mathbf{X} \theta) - 2\mathbf{X}^{T} \mathbf{Y}$$

$$0 = 2\mathbf{X}^{T} \mathbf{X} \theta - 2\mathbf{X}^{T} \mathbf{Y}$$
(30)

Substituindo θ por $\hat{\theta}$ e isolando $\hat{\theta}$, tem-se que:

$$\hat{\mathbf{\theta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \tag{31}$$

Algumas observações podem ser feitas acerca da Eq. 31:

- A solução existirá quando $(\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}$ for não singular
- A sequência escolhida das entradas u(k) deverá garantir essa não singularidade
- Quando não há a presença de ruídos $\hat{\theta}$ pode ser encontrado em n+m passos
- A matriz X cresce na medida em que N cresce

O algoritmo desenvolvido leva em consideração uma variação dos parâmetros aleatória para $\pm 10\%$ do valor do parâmetro a ser modificado. O número de variações também é aleatório, correspondendo a, no máximo, 5% do número de amostras. Ou seja, se forem consideradas 100 amostras, haverão, no máximo, 5-1=4 variações de parâmetros equiespaçadas, uma vez que da primeira amostra até a primeira variação não deve ser contabilizada. A variação dos parâmetros é mantida até que um novo valor seja sorteado.

O sinal de entrada do sistema varia de maneira análoga à variação dos parâmetros da função, ou seja, a cada K iterações o sinal muda e se mantém naquele valor até o próximo instante de variação. Para compor esse sinal, o número máximo de variações correspondia a 50% do número de amostras. O valor da entrada u(k) variava entre $\pm 50\%$ u(k-1) nos instantes de variação e era repetido para as demais amostras.

No primeiro teste, foram consideradas 100 amostras. O número de variações sorteado foi de 2 variações. Portanto, cada variação era mantida por 33 amostras. A saída do sistema com os parâmetros reais, bem como com os parâmetros variáveis e o sinal de controle pode ser observada na Fig. 6. A estimativa realizada é vista na Tab. 1.¹

¹Por questões de precisão, os valores utilizados em todos os testes foram aqueles obtidos através do *script* do MATLAB[®] mostrado no Apêndice A.1.

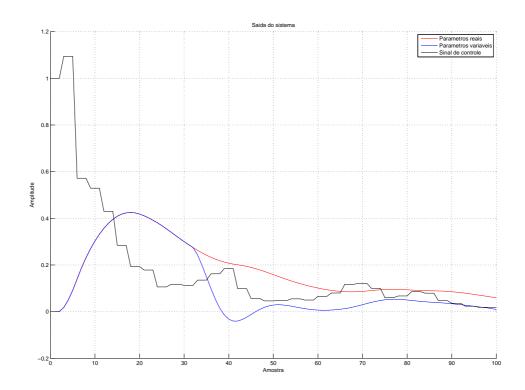


Figura 6: Saída do sistema para N = 100.

Tabela 1: Estimativa realizada para N = 100.

Parâmetros	θ_{ideal}	$\theta_{sem\ variação}$	$\theta_{com\ variação}$
a_1	-1.724	-1.7240	-1.8617
a_2	0.7408	0.7408	0.8807
b_1	0.009056	0.0096	0.0103
b_2	0.008194	0.0082	0.0032

Devido a aleatoriedade envolvida no algoritmo, percebeu-se que quando há um grande número de variações dos parâmetros ou quando a variação corresponde a um valor elevado, o sistema se torna instável e sua saída passa a divergir, o que leva a estimativas erradas dos parâmetros, como pode ser verificado na Fig. 7 e na Tab. 2. Esses resultados foram obtidos para 100 amostras e, coincidentemente, para 2 variações.

O algoritmo também foi executado para 1000 amostras. Entranto, devido a dificuldade de se encontrar valores de saída que não divergissem para o valor máximo de 5% do número de amostras de variações, ou seja, 50-1=49 variações, essa porcentagem foi reduzida à 1%. Os resultados obtidos para a primeira execução podem ser observados na Fig. 8 e na Tab. 3. Para esse resultado, houve apenas 1 variação dos parâmetros.

Outra execução resultou em resultados semelhantes, como pode ser observado na Fig. 9 e na Tab. 4

Todos os valores aleatórios obtidos nas simulações seguiam uma distribuição uniforme. O *script* do Matlab[®] desenvolvido para a resolução dessa questão pode ser encontrado no Apêndice B.

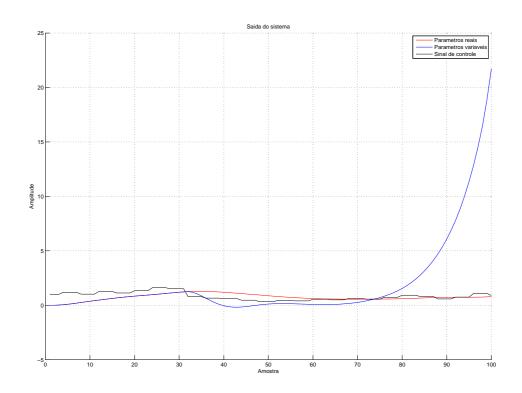


Figura 7: Saída do sistema para N = 100 – Divergente.

Tabela 2: Estimativa realizada para N = 100 – Divergente.

Parâmetros	θ_{ideal}	$\theta_{sem\ variação}$	$\theta_{com\ variação}$
a_1	-1.724	-1.7240	-2,1177
a_2	0.7408	0.7408	1.1105
b_1	0.009056	0.0096	0.0400
b_2	0.008194	0.0082	-0.0463

Tabela 3: Estimativa realizada para N = 1000.

Parâmetros	θ_{ideal}	θ _{sem variação}	θ _{com variação}
a_1	-1.724	-1.7240	-1.9613
a_2	0.7408	0.7408	0.9641
b_1	0.009056	0.0096	0.0100
b_2	0.008194	0.0082	-0.0073

Tabela 4: Estimativa realizada para N = 1000.

Parâmetros	θ_{ideal}	$\theta_{sem\ variação}$	$\theta_{com\ variação}$
a_1	-1.724	-1.7240	-1.9661
a_2	0.7408	0.7408	0.9680
b_1	0.009056	0.0096	0.0093
b_2	0.008194	0.0082	-0.0076

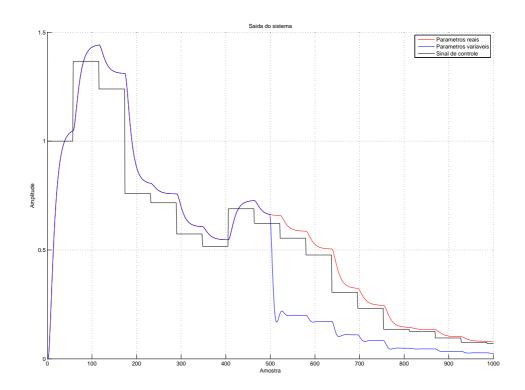


Figura 8: Saída do sistema para N=1000

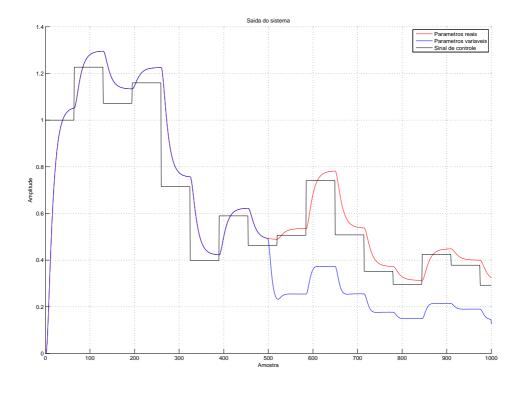


Figura 9: Saída do sistema para N=1000

Apêndice A

Código da Questão 1

A.1 Item A

```
% Universidade Federal do Rio Grande do Norte
   % Programa de Pos-Graduacao em Engenharia Eletrica e de Computacao
   % Lista 2 - Questao 1 - A
   % Autores: Anna Giselle Camara Dantas Ribeiro
              Cristiano Gurgel de Castro
              Diogo Leite Reboucas
   %
7
   %
              Thiago Medeiros Barros
   clear;
   % Funcao de transferencia do sistema em Laplace
  Gs = tf([0.5], [1 1.5 0.5]);
  % Periodo de amostragem
   T = 0.2;
   % Metodo de aproximação
   metodo = 'zoh';
21 % Funcao de transferencia do sistema em Zadeh
   Gz = c2d(Gs, T, metodo)
```

A.2 Item C

```
% Universidade Federal do Rio Grande do Norte
  % Programa de Pos-Graduacao em Engenharia Eletrica e de Computacao
   % Lista 2 - Questao 1 - C
   % Autores: Anna Giselle Camara Dantas Ribeiro
               Cristiano Gurgel de Castro
6
               Diogo Leite Reboucas
               Thiago Medeiros Barros
    clear all;
10
   close all;
   % Funcao de transferencia do sistema em Laplace
   Gs = tf([0.5], [1 1.5 0.5]);
   % Periodo de amostragem
   T = 0.2:
18
   % Metodo de aproximação
20
   metodo = 'zoh';
   % Funcao de transferencia do sistema em Zadeh
    Gz = c2d(Gs, T, metodo);
```

```
% Numero de coeficientes
   N = 25;
28
   % Saida do sistema para a resposta ao degrau
    saida = step( Gz, N );
30
    % Coeficientes (Valores dos H's)
32
   h = saida(2:N);
   % Os valores de delta_u existirao somente para a primeiro coeficiente 'h',
    % pois a diferenca u(k) - u(k-1) = 0 para os demais coeficientes, conforme
   % explicado no texto
    delta_u = [1; zeros(N-1, 1)];
38
    y = zeros(N, 1);
40
    for k = 1 : N
42
        soma = 0;
44
        \textbf{for} \quad i \ = \ 1 \ : \ N
             if (k-i)>0
                soma = soma + h(i) * delta_u(k - i);
46
48
                break:
            end
50
        y(k) = soma;
52
    end
54
    % Entrada degrau unitario
   u = ones(N, 1);
56
    % Determinando a saida de acordo com:
    y_{chapeu(k)} = 1.7235*y_{chapeu(k-1)} - 0.7408*y_{chapeu(k-2)} +
   %
                      0.0091*u(k-1) + 0.0082*u(k-2)
60
    y_{chapeu} = zeros(N, 1);
    y_{chapeu}(1) = 0;
62
    y_{chapeu}(2) = 0;
64
    for k = 3 : N
66
        y_{chapeu}(k) = 1.7235*y_{chapeu}(k-1) - 0.7408*y_{chapeu}(k-2) + ...
                       0.0091*u(k-1) + 0.0082*u(k-2);
68
    end
70
    figure;
72
    subplot(2, 1, 1);
    grid on;
74
    hold on;
    plot( y_chapeu, 'ko-');
    plot( y, 'r' );
legend( 'Planta', 'FSR' );
76
    ylabel( 'Saida');
xlabel( 'Amostras');
78
80
    subplot(2, 1, 2);
    plot( abs( y_chapeu - y ), 'k' );
    ylabel ( 'Erro' );
   xlabel ( 'Amostras' );
```

Apêndice B

Código da Questão 2

```
% Universidade Federal do Rio Grande do Norte
   % Programa de Pos-Graduacao em Engenharia Eletrica e de Computacao
   % Lista 2 - Questao 2
   % Autores: Anna Giselle Camara Dantas Ribeiro
               Cristiano Gurgel de Castro
              Diogo Leite Reboucas
              Thiago Medeiros Barros
   %
8
    clear;
10
   clc:
12 % Numero de amostras
   N = 1000:
   % Definindo os vetores de entrada/saida
   y = zeros(N, 1);
    y_{est} = zeros(N, 1);
   u = zeros(N, 1);
20
  % Condicoes iniciais
   y(1) = 0;
   y(2) = 0;
   y_est(1) = 0;
    y_{est}(2) = 0;
26
28
   u(2) = 1;
   % Parametros
   a1 = -1.724:
   a2 = 0.7408;
   n = 2;
    b1 = 0.00956;
   b2 = 0.008194;
36
   % Parametros com variação
40
   a1\_tmp = a1;
    a2\_tmp = a2;
   b1\_tmp = b1;
42.
    b2\_tmp = b2;
   % Numero de vezes em que o sinal de controle ira variar (Ate 50% do numero
   % de amostras)
    num_var_sinal_cont = fix(random(1, 0.5*N));
   amostras_por_var_sinal_cont = fix( random( 1, 0.1*N ) );
  % Valores de entrada
50
    for k = 3 : N
       % Novos valores de entrada
        if \mod(k, amostras_por_var_sinal_cont) == 0
            u(k) = u(k-1) * random( 0.5, 1.5 );
```

```
u(k) = u(k-1);
56
         end
58
     end
60
    % Numero de vezes em que os parametros irao variar (Ate 5% do numero de
62
    % amostras)
     num_variacoes = fix(random(1, N * 0.01));
     amostras_por_variacao = fix( N / num_variacoes );
    % Valores de saida
66
     for k = 3 : N
         % Saida real
68
         y(k) = -a1*y(k-1) - a2*y(k-2) + b1*u(k-1) + b2*u(k-2);
70
         % Saida com variação dos parametros
72
         if mod( k, amostras_por_variacao ) == 0
              a1_{tmp} = a1 * random(0.9, 1.1);
74
              a2_{tmp} = a2 * random(0.9, 1.1);
              b1_{tmp} = b1 * random( 0.9, 1.1 );
76
              b2_{tmp} = b2 * random(0.9, 1.1);
78
         y_{est}(k) = -a1_{tmp} * y_{est}(k-1) - a2_{tmp} * y_{est}(k-2) + ...
80
                     b1_{tmp} u(k-1) + b2_{tmp} u(k-2);
     end
82
     % Matriz X
    X = [-y((2:N-1), 1) - y((1:N-n), 1) u((2:N-1), 1) u((1:N-m), 1)];
84
     X_{est} = [-y_{est}((2:N-1), 1) - y_{est}((1:N-n), 1) ...
               u((2:N-1), 1) u((1:N-m), 1)];
86
88
    % Estimação de theta
     theta_est_real = inv(X'*X) * X' * y((3:N), 1);
    theta_est_variacao = inv(X_{est}'*X_{est}) * X_{est}' * y_{est}((3:N), 1);
90
    % Exibindo as saidas
92
     figure;
94
    grid on;
     hold on;
    hold on;
plot( y, 'r' );
plot( y_est, 'b' );
plot( u, 'k' );
ylabel( 'Amplitude' );
xlabel( 'Amostra' );
title( 'Saida do sistema' )
102 legend ('Parametros reais', 'Parametros variaveis', 'Sinal de controle');
104
     disp ('Numero de variacoes:')
     disp(num_variacoes - 1); % Da primeira amostra ate a primeira variacao
106
                                  % nao deve ser contabilizado
     disp ('Numero de amostras por variação:')
108
     disp( amostras_por_variação );
     disp( 'Theta estimado com parametros reais' );
     disp( theta_est_real );
110
     disp( 'Theta estimado com parametros reais' );
     disp( theta_est_variacao );
```

Referências Bibliográficas

Coelho, Antônio Augusto Rodrigues e Leandro Dos Santos Coelho (2004), *Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares*, UFSC – 1ª Edição.

Santos, José Eli Santos Dos (2007), Controle preditivo não-linear para sistemas de hammerstein, Tese de doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC.