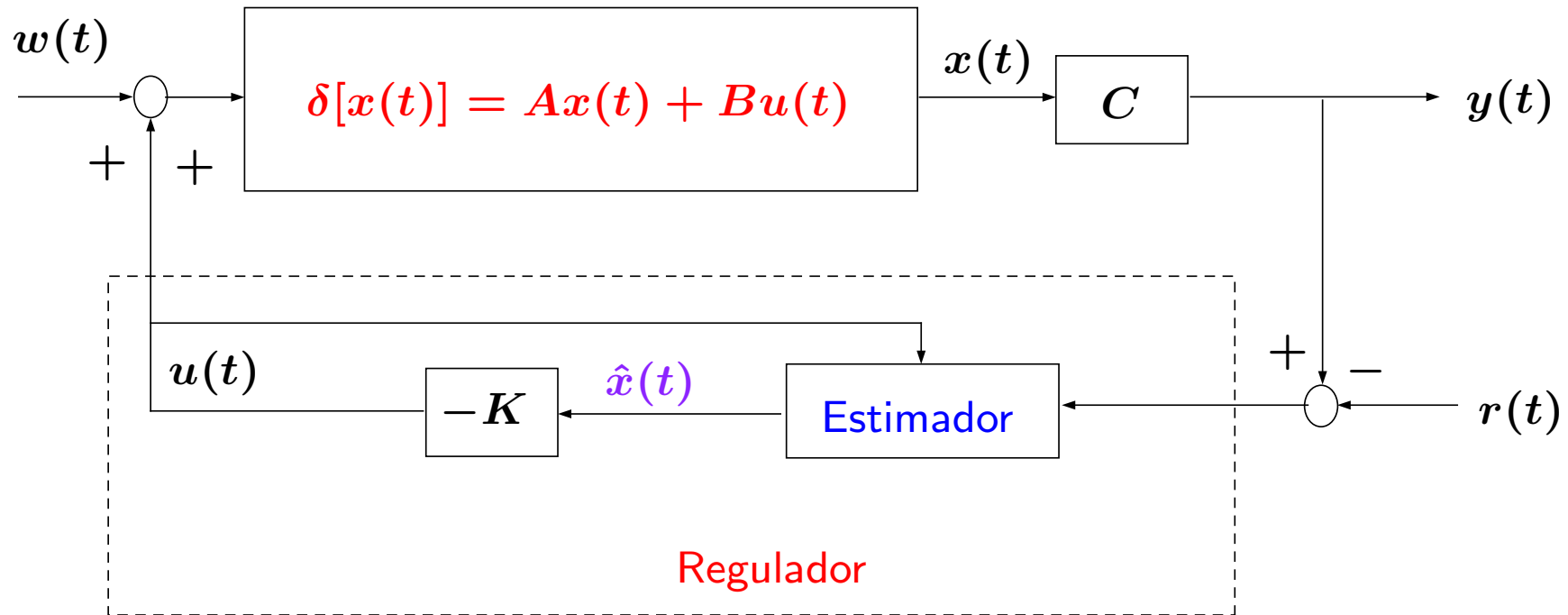


# Realimentação e Observador no Espaço de Estados – Revisão

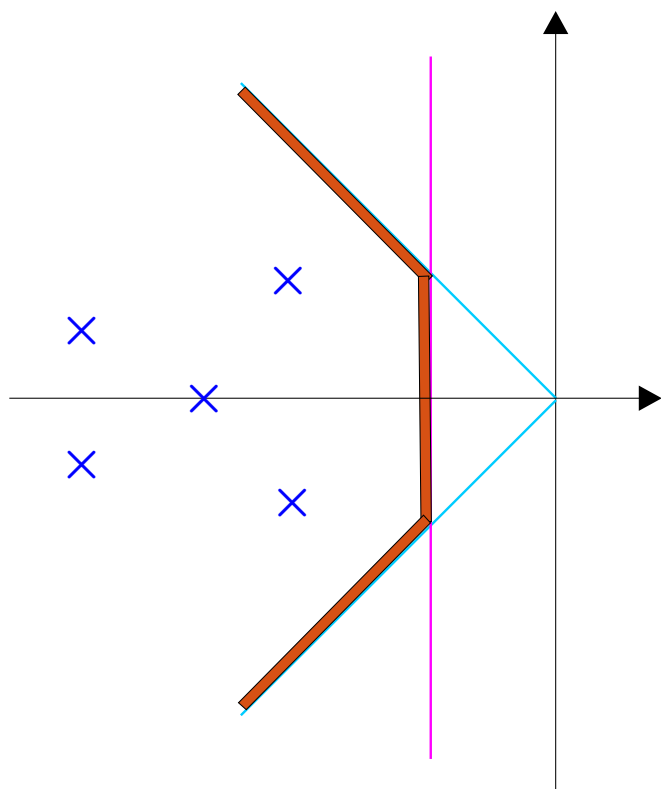
1. Realimentação de estados
  - 1.1. Um tour por alocação de pólos
2. Observador ou Estimador
  - 2.1. Observador? Por quê?
3. Princípio da separação
4. Controle baseado no observador

## Controle por Realimentação de Estados

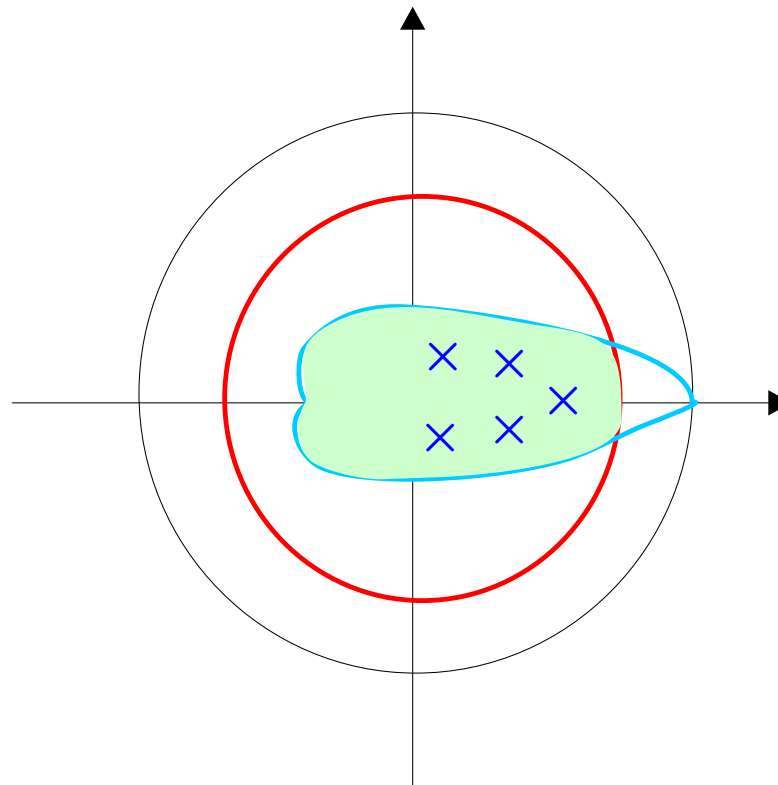


**Princípio da Separação**    Obtenção do ganho  $K$  e Estimador são **independentes**

# Realimentação de Estado – Um Tour por Alocação de Pólos



Plano-s



Plano-z

## Realimentação de Estado – Um Tour por Alocação de Pólos

Fazendo  $C = \mathbf{I}$  (todos os estados mensuráveis) e  $D = 0$

$$\Sigma = \begin{cases} \delta[x(t)] &= Ax(t) + Bu(t), & x(0) = 0 \\ y(t) &= x(t) \end{cases}$$

Lei de controle :  $u(t) = -Ky(t) = -Kx(t) \Rightarrow \delta[x(t)] = (A - BK)x(t)$

Transformada do sistema em malha fechada:  $(\zeta\mathbf{I} - A + BK)X(\zeta) = 0$

Autovalores em malha fechada **desejados** :  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$

**Então  $K$  é solução do sistema:**  $|\zeta\mathbf{I} - A + BK| = (\zeta - \lambda_1)(\zeta - \lambda_2) \dots (\zeta - \lambda_n)$

## Realimentação de Estado – Um Tour por Alocação de Pólos

**Exemplo** Considere o sistema

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 0 & 3 \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} u(t) \end{cases}$$

Autovalores em malha fechada desejados:  $\lambda_1 = -3, \lambda_2 = -4$

▷ Polinômio característico:

$$(s + 3)(s + 4) = s^2 + 7s + 12 = |sI - A + BK| = s^2 + (K_2 - 3)s + 2K_1$$

e resolvendo o sistema

$$\begin{cases} 2K_1 = 12 \\ K_2 - 3 = 7 \end{cases} \Rightarrow K = \begin{bmatrix} 6 & 10 \end{bmatrix}$$

▷ Pode ser complexo de ser resolvido para ordem mais elevada? Basta  $x = A^{-1}y...$

## Realimentação de Estado – Um Tour por Alocação de Pólos

### Fórmula de Ackerman

$$K = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{1 \times n} \underbrace{\begin{bmatrix} B & AB & A^2B & \dots & A^{n-1}B \end{bmatrix}}_{\bar{C}}^{-1} \alpha_c(A)$$

sendo

$$\alpha_c(A) = A^n + \gamma_1 A^{n-1} + \gamma_2 A^{n-2} + \dots + \gamma_n I$$

e  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$  são os coeficientes de  $\alpha_c(z)$  (Teorema de Caley-Hamilton – uma matriz satisfaz a sua própria equação característica)

**Controlabilidade !!** Então  $\text{posto}(\bar{C}) = n \Rightarrow \exists \bar{C}^{-1}$

### Matlab

- acker – Sistemas SISO, pólos repetidos,  $n = 10$
- place – Sistemas MIMO, pólos distintos

## Estimador de Estado – Observador de Estado

Inicialmente considerou-se realimentação de estado com a **hipótese implícita** de que todas as variáveis de estado estão disponíveis para realimentação, isto é

$$u(t) = -Kx(t) \quad \rightsquigarrow \quad y(t) = x(t)$$

Na prática, no entanto, isto pode não acontecer por dois motivos:

- as variáveis de estado não são acessíveis para conexão direta
  - os dispositivos de sensoriamento são caros ou simplesmente não são disponíveis
- ▷ Alternativa? **Reconstruir ou estimar o vetor de estado** utilizando uma estrutura chamada **estimador de estado ou observador de estado**
- ▷ Idéia? A saída do observador **gera uma estimativa** do estado para ser utilizada na **lei de controle**

## Estimador – Observador

Há “várias” estruturas de estimador, particularmente a estrutura a seguir é de fundamental interesse:

**Preditor** : as estimativas,  $\hat{x}(t)$ , são baseadas no conjunto de medidas obtidas até o instante de tempo  $k$ , isto é,  $\{y(t) \mid t \leq k\}$

### Objetivo

Considerar na lei de controle o **estado estimado**, isto é,

$$u(t) = -K\hat{x}(t)$$



## Estimador – Observador

### Como construir um modelo para o estimador?

A idéia de estimar  $x$  a partir do sinal de controle  $u$  e a saída medida  $y$  considerando que as matrizes  $A$ ,  $B$  e  $C$  são conhecidas, consiste em inicialmente “duplicar” o sistema original:

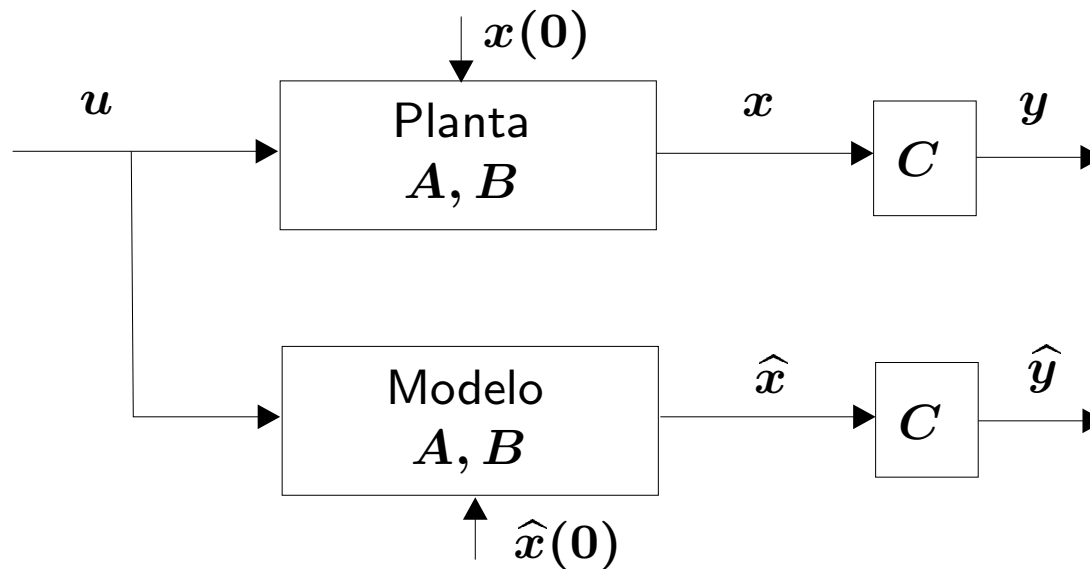
$$\delta[\hat{x}(t)] = A\hat{x}(t) + Bu(t)$$

e **conectá-lo ao sistema** na forma conhecida como estimador em “malha aberta”

- Se o sistema original é **observável** pode-se obter a condição inicial,  $x(0)$ , a partir de  $u$  e  $y$  e, igualá-lo a condição inicial do estimador,  $\hat{x}(0)$

## Estimador – Observador

Estimador em “malha aberta”



Desvantagens do modelo em “malha aberta”

1. Calcular o estado inicial,  $x(0)$
2. **O sistema deve ser estável!!**

## Estimador – Observador

Para o último item, veja que pode-se definir o **erro de estimativa** como sendo

$$\tilde{x}(t) \triangleq x(t) - \hat{x}(t)$$

desta forma para  $\delta[\tilde{x}(t)] = \delta[x(t)] - \delta[\hat{x}(t)]$  obtém-se a dinâmica do **erro de estimativa**:

$$\begin{aligned}\delta[\tilde{x}(t)] &= Ax(t) + Bu(t) - A\hat{x}(t) - Bu(t) \\ &= A(x(t) - \hat{x}(t)) \\ &= A\tilde{x}(t)\end{aligned}$$

- Se  $A$  é estável então  $\tilde{x}(\infty) \rightarrow \mathbf{0}$  e  $\hat{x} = x$ , caso contrário o erro tende para  $\infty$  !!

## Estimador – Observador

▷ O estimador no formato em “malha aberta” não está utilizando **nenhuma medida** do comportamento do sistema original e, portanto, é de se esperar que o mesmo **divirja** quando não se impõe a condição de estabilidade

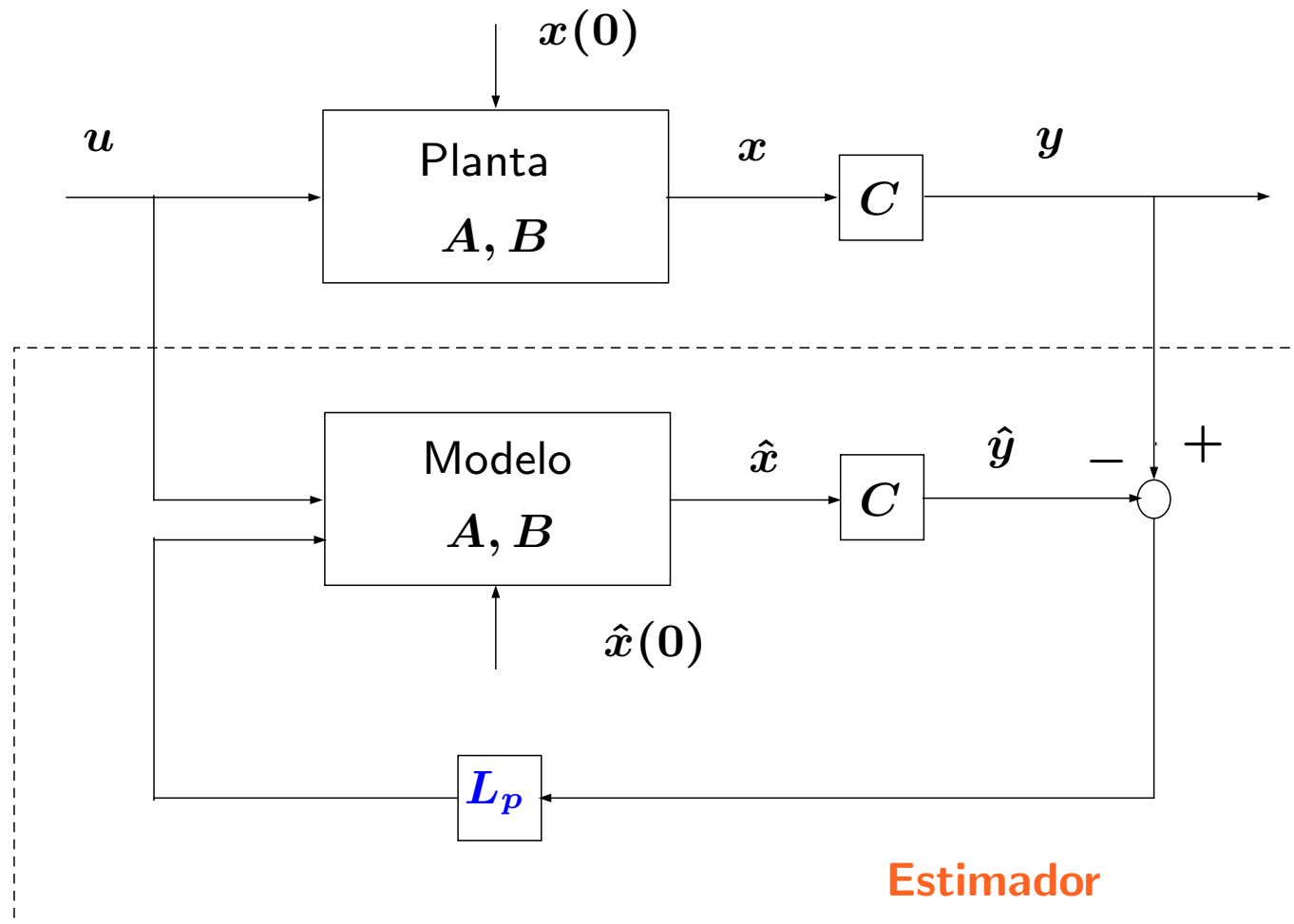
▷ Idéia? **“Informar”** ao estimador o comportamento do sistema original **realimentando-o** com a diferença entre a **saída medida**,  $y(t)$ , e a **saída estimada**,  $\hat{y}(t)$



**corrige-se constantemente o modelo** com o **sinal do erro**  $(y - \hat{y})$  (chamado “**inovação**”). Este formato é chamado estimador em “**malha fechada**”

## Estimador – Observador

A forma do estimador em “malha fechada” é apresentada abaixo:



## Estimador – Observador

A equação do estimador considerando a quantidade de informação que **atualiza o estimador** a cada instante de tempo em função do erro,  $y(t) - \hat{y}(t)$ , é

$$\begin{aligned}\therefore \delta[\hat{x}(t)] &= A \hat{x}(t) + Bu(t) + L_p(y(t) - \hat{y}(t)) \\ &= A \hat{x}(t) + Bu(t) + L_p C(x(t) - \hat{x}(t))\end{aligned}$$

Erro de estimativa,  $\tilde{x} \triangleq x - \hat{x}$ :

$$\begin{aligned}\delta[\tilde{x}(t)] &= A x(t) + Bu(t) - A \hat{x}(t) - Bu(t) - L_p C \tilde{x}(t) \\ &= (A - L_p C) \tilde{x}(t)\end{aligned}$$

- Se  $(A - L_p C)$  **for assintoticamente estável**, então  $\tilde{x}(\infty) \rightarrow 0$ , **independentemente da condição inicial**,  $\tilde{x}(0)$ , escolhida... ou da necessidade de se impor estabilidade...

## Estimador – Observador

**Como calcular  $L_p$  ?** O procedimento é **idêntico** ao adotado para o ganho do controle,  $K$ , ie especifique a localização dos pólos do estimador,  $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ , de modo a obter a equação característica do estimador desejado:

$$(\zeta - \lambda_1)(\zeta - \lambda_2) \cdots (\zeta - \lambda_n) = 0$$

Por outro lado, a equação característica da dinâmica do erro de estimativa,  $\tilde{x}(t)$ , é

$$|\zeta I - A + L_p C| = 0$$

**Então** o ganho de estimativa,  $L_p$ , é solução do sistema

$$|\zeta I - A + L_p C| = (\zeta - \lambda_1)(\zeta - \lambda_2) \cdots (\zeta - \lambda_n)$$

### Seleção dos pólos do erro de estimativa ?

**2 a 6 vezes mais rápidos** do que os pólos da lei de controle,  $u = -K\hat{x}$ . **Por que?** A resposta global do sistema é dominada pelos pólos da lei de controle

## Estimador – Observador

**Fórmula de Ackerman** Dual ao ganho da lei de controle, ie

$$L_p = \alpha_e(A) \underbrace{\begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix}}_{\mathcal{O}}^{-1} \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}}_{n \times 1}$$

sendo

$$\alpha_e(A) = A^n + \gamma_1 A^{n-1} + \gamma_2 A^{n-2} + \dots + \gamma_n I$$

**Observabilidade !!** Então  $\text{posto}(\mathcal{O}) = n \Rightarrow \exists \mathcal{O}^{-1}$



## Estimador – Observador

**Exemplo** Considere o modelo discreto em variáveis de estado para  $1/s^2$

$$\begin{bmatrix} x_1(t+1) \\ x_2(t+1) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ T & 1 \end{bmatrix}}_A \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \underbrace{\begin{bmatrix} T \\ T^2/2 \end{bmatrix}}_B u(t)$$

sendo que  $x_2$  representa a posição e  $x_1$  velocidade ( $x_1 = \dot{x}_2$ ). Considerando

$$y(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix}}_C \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \longrightarrow \text{a posição } x_2 \text{ é mensurável}$$

Construa um estimador preditivo de modo que os pólos da dinâmica do erro de estimativa sejam alocados em  $z = 0.4 \pm j0.4$

## Estimador – Observador

**Solução** Para os pólos da dinâmica do erro de estimativa a equação característica procurada é:

$$\alpha_e(z) = (z - 0.4 + j0.4)(z - 0.4 - j0.4) = z^2 - 0.8z + 0.32 = 0$$

Por outro lado

$$\begin{aligned} |zI - A + L_p C| &= \left| z \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ T & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_{p1} \\ L_{p2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \right| \\ &= \left| \begin{bmatrix} z - 1 & L_{p1} \\ -T & z - 1 + L_{p2} \end{bmatrix} \right| \\ &= z^2 + (L_{p2} - 2)z + (1 - L_{p2} + TL_{p1}) = 0 \end{aligned}$$

## Estimador – Observador

Fazendo  $\alpha_e(z) = |zI - A + L_p C|$  e igualando os coeficientes

$$\begin{cases} L_{p2} - 2 = -0.8 \\ TL_{p1} - L_{p2} + 1 = 0.32 \end{cases}$$

Para  $T = 0.1s$

$$L_p = \begin{bmatrix} L_{p1} \\ L_{p2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5.2 \\ 1.2 \end{bmatrix}$$

## Estimador – Observador

Ou utilizando a fórmula de Ackerman obtém-se

$$\mathcal{O} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \text{e} \quad \mathcal{O}^{-1} = \begin{bmatrix} -10 & 10 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

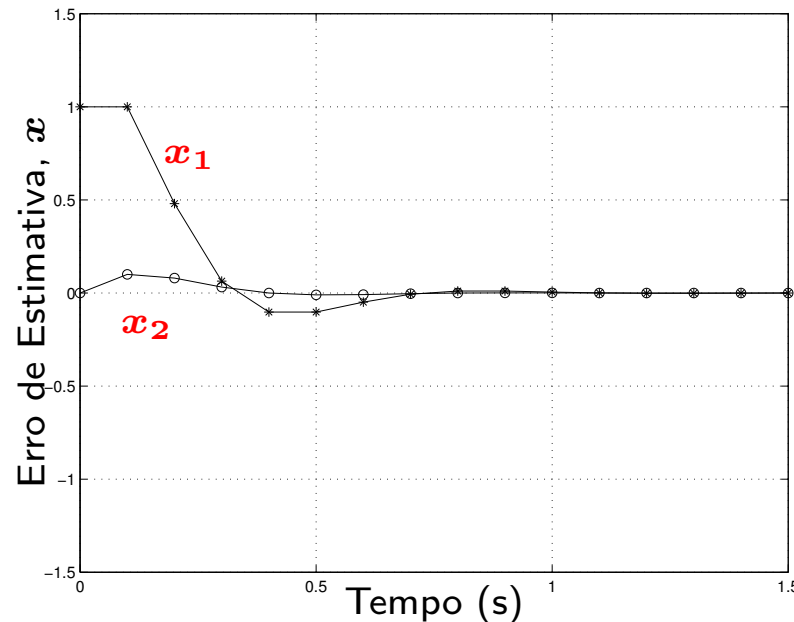
$$\alpha_e(A) = A^2 - 0.8A + 0.32I = \begin{bmatrix} 0.52 & 0 \\ 0.12 & 0.52 \end{bmatrix}$$

$$L_p = \begin{bmatrix} 0.52 & 0 \\ 0.12 & 0.52 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -10 & 10 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5.2 \\ 1.2 \end{bmatrix}$$

## Estimador – Observador

Considerando as condições iniciais:  $x(0) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  e  $\hat{x}(0) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \tilde{x}(0) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

As trajetórias das componentes do erro de estimativa são apresentadas abaixo



▶ Trajetória do erro,  $\tilde{x} \rightarrow 0$ , quando  $t > 1$  s ( $T = 0.1$ s). Portanto,  $\hat{x} \rightarrow x$  !!

## Princípio da Separação

**Questão:** Os projetos do controlador e do estimador podem ser realizados independentemente?

**Questão:** A presença do controlador na realimentação irá deteriorar o desempenho do estimador e vice-versa?

▷ Considerando a realimentação de estados,  $u = -K\hat{x}(k)$ , obtém-se

$$\delta[x(t)] = Ax(t) - BK\hat{x}(t)$$

Usando o fato:  $\tilde{x} = x - \hat{x}$ , então

$$\delta[x(t)] = Ax(t) - BKx(t) + BK\tilde{x}(t)$$

## Princípio da Separação

Como a dinâmica do erro de estimativa é dada por

$$\delta[\tilde{x}(t)] = (A - L_p C)\tilde{x}(t)$$

O sistema em malha fechada aumentado possui  $2n$  variáveis de estado:

$$\begin{bmatrix} \delta[\tilde{x}(t)] \\ \delta[x(t)] \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} A - L_p C & \mathbf{0}_{n \times n} \\ BK & A - BK \end{bmatrix}}_{2n \times 2n} \underbrace{\begin{bmatrix} \tilde{x}(k) \\ x(k) \end{bmatrix}}_{2n \times 1}$$

► Inclui a dinâmica da planta realimentada e a dinâmica do erro de estimativa

## Princípio da Separação

Equação característica do sistema em malha fechada aumentado:

$$\begin{vmatrix} \zeta I - A + L_p C & 0 \\ BK & \zeta I - A + BK \end{vmatrix} = 0$$

▷ Da propriedade de determinante de matrizes triangulares



$$|\zeta I - A + L_p C| |\zeta I - A + BK| = \alpha_c(\zeta) \alpha_e(\zeta) = 0$$

▷ Os pólos do sistema em malha fechada são a união dos pólos do controlador e do estimador

∴ o controle e o estimador podem ser projetados de forma **independente** e depois utilizados de forma conjunta



## Controle Baseado no Observador

Regulador: Lei de Controle + Observador

$$\begin{cases} \delta[\hat{x}(t)] &= \underbrace{(A - BK - L_p C)}_{A_C} \hat{x}(t) + \underbrace{L_p}_{B_C} y(t) \\ u(t) &= - \underbrace{K}_{C_C} \hat{x}(t) \end{cases}$$

Sistema em malha fechada aumentado:

$$\begin{bmatrix} \delta[\tilde{x}(t)] \\ \delta[x(t)] \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} A - L_p C & \mathbf{0}_{n \times n} \\ BK & A - BK \end{bmatrix}}_{2n \times 2n} \underbrace{\begin{bmatrix} \tilde{x}(t) \\ x(t) \end{bmatrix}}_{2n \times 1}$$

## Controle Baseado no Observador

Função de transferência do controlador baseado no observador:

$$D(\zeta) = \frac{U(\zeta)}{Y(\zeta)} = \mathbf{C}_c (\zeta \mathbf{I} - \mathbf{A}_c)^{-1} \mathbf{B}_c$$

### Notas

- A ordem do regulador é a mesma da planta e do estimador,  $n$
- Em regime,  $x(\infty) = \mathbf{0}$  (sistema estável) e portanto  $y(\infty) = \mathbf{0}$ . A técnica empregada assegura **regulação** com as características impostas pelos autovalores de  $(\mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{K})$

**MATLAB** Função de transferência do controlador é obtida fazendo

```
[num,dem] = ss2tf(Ac,Bc,Cc,Dc)
```

sendo,  $\mathbf{A}_c = \mathbf{A} - \mathbf{B}\mathbf{K} - \mathbf{L}_p\mathbf{C}$ ,  $\mathbf{B}_c = \mathbf{L}_p$ ,  $\mathbf{C}_c = -\mathbf{K}$  e  $\mathbf{D}_c = \mathbf{0}$

## Controle Baseado no Observador

**Exemplo** Considere o modelo contínuo em variáveis de estado para  $1/s^2$

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{x}(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_A x(t) + \underbrace{\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}}_B u(t) \\ y(t) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}}_C x(t) \end{array} \right.$$

▷ Se alocar os pólos do controlador em

$$s_{1,2} = -0.707 \pm j0.707 \quad (\xi = 0.707, \quad \omega_n = 1\text{rad/s})$$

obtém-se  $K = \begin{bmatrix} 1 & 1.4142 \end{bmatrix}$

## Controle Baseado no Observador

- ▶ Se os pólos do estimador são alocados em  $\omega_n = 5\text{rad/s}$  e  $\xi = 0.5$ , obtém-se

$$L_p = \begin{bmatrix} 5 \\ 25 \end{bmatrix}$$

Controle baseado no observador:

$$D(s) = \frac{-40.4(s + 0.619)}{(s + 3.21 + j4.77)(s + 3.21 - j4.77)}$$