

LISTA 2 - PARTE 2

FRANCISCO CASTRO

AESP 20

EQUAÇÕES RELEVANTES P/ ANÁLISE E IMPLEMENTAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN

$$x_n = A x_{n-1} + B u_{n-1} + w_{n-1}; \text{cov}(w) = R \quad (1)$$

$$z_n = H x_n + v_n; \text{cov}(v) = Q \quad (2)$$

$$e_n^- = x_n - \hat{x}_n^- \quad (3)$$

$$e_n^+ = x_n - \hat{x}_n^+ \quad (4)$$

$$P^- = E[e_n^-(e_n^-)^T] \quad (5)$$

$$P^+ = E[e_n^+(e_n^+)^T] \quad (6)$$

Portanto

$$\hat{x}_n^+ = \hat{x}_n^- + K_n (z_n - H \hat{x}_n^-) \quad (7)$$

$$K_n = P_n^- H^T (H P_n^- H^T + R)^{-1} \quad (8)$$

$$P_n^- = A P_{n-1}^+ A^T + Q \quad (P(u|k-1)) \quad (9)$$

$$P_n^+ = (I - K_n H) P_n^- \quad (P(u|k)) \quad (10)$$

S-L | 1. No STEADY STATE,

$$P_n^+ = P_{n-1}^+ \xrightarrow{(9)} P_n^- = A \left[(I - K_n H) P_n^- \right] A^T + Q$$

$$\rightarrow P_n^- = A P_n^- A^T - A K_n H P_n^- A^T + Q$$

$$\xrightarrow{(8)} P_n^- = A P_n^- A^T - A \left[P_n^- H^T (H P_n^- H^T + R)^{-1} \right] H P_n^- A^T + Q \quad (11)$$

P/ o caso ESCALAR,

$$P_n^- = a^2 P_n^- - a^2 h^2 (P_n^-)^2 (P_n^- h^2 + n)^{-1} + q$$

$$\therefore P_n^- (1 - a^2) = - \frac{(a h P_n^-)^2}{P_n^- h^2 + n} + q$$

$$\therefore P_n^{-2} h^2 + P_n^- [(1 - a^2)n - q h^2] - n q = 0 \rightarrow P_n^- = \frac{-[(1 - a^2)n - q h^2] \pm \sqrt{[(1 - a^2)n - q h^2]^2 - 4 h^2 n q}}{2 h^2}$$

(12)

Da onde tiramos, de (9)

$$p_n^+ = \frac{p_n^- - q}{a^2}$$

Em que p_n^- é dado por (12). Esta é a covariância $p_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} p(n/n)$.

2. A simulação da trajetória consta no anexo A1

3. $\hat{x}(0|0) = \frac{z(0)}{h} \rightarrow \dot{\hat{x}}(0|0) = \frac{z(0) - z(-1)}{h}$

i) $E[\hat{x}(0|0)] = E\left[\frac{z(0)}{h}\right] = \frac{1}{h} E[hx(0) + w(0)] = x(0)$, pois $E[w(0)] = 0$

ii) $E[\dot{\hat{x}}(0|0)] = E\left[\frac{z(0) - z(-1)}{h}\right] = \frac{1}{h} E[h(x(0) - x(-1)) + (w(0) - w(-1))] = (x(0) - x(-1))$

iii) $\text{var}(\hat{x}(0|0)) = E[(\hat{x}(0|0) - E[\hat{x}(0|0)])^2]$

$\stackrel{(i)}{=} E[(\hat{x}(0|0) - x(0))^2]$

$= E\left[\left(\frac{hx(0) + w(0)}{h} - x(0)\right)^2\right]$

$= E\left[\frac{w(0)^2}{h^2}\right]$

$= \frac{1}{h^2} \cdot \text{var}(w(0)) \quad (E[w(0)] = 0)$

$= \frac{\pi}{h^2}$

4. Os resultados constam no anexo A2

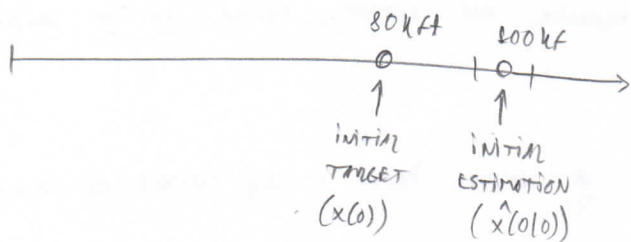
5. Na simulação, $p_n^+(\text{END}) = 0.0951$. Resolvendo a equação descrita em 1., temos $p_\infty^+ = 0.0951$.

Logo, há consistência de resultados.

6. Vide anexo A3

7. Deve-se alterar a variância do ruído w , ou seja, π .

5-6



1. Temos que o RANGE DE ACEITAÇÃO BASEIA-SE EM $\sigma = \sqrt{10^6} = 10^3 \text{ ft} = 1 \text{ kft}$ (DESVIO PADRÃO). Logo, CRÊ-SE QUE O VALOR REAL DA VARIÁVEL ESTIMADA ESTÁ ENTRE 95 kft E 105 kft com 99,9% DE Certeza (5σ). Contudo, sabe-se que NÃO ESTÁ. Portanto, a qualidade da estimativa inicial está ruim.

2. Temos uma INCERTEZA MUITO GRANDE NA ESTIMAÇÃO, ou uma VARIÂNCIA MUITO PEQUENA INICIALMENTE QUANTO AO RANGE DE ESTIMAÇÃO QUE DEVERIA TER P/ ENVELOPAR A MEDIDA "REAL". Logo, o ERRO DE ESTIMAÇÃO MÉDIO DEVE DIVERGIR DO ERRO REAL.

3. Considere uma VARIÂNCIA inicial DE

$$5\sigma \geq 100 - 80 \rightarrow \sigma \geq 4 \rightarrow \boxed{\text{var} \geq 16 \text{ kft}^2}$$

5-12 * Original:

$$\begin{aligned} x &= \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{z} \end{bmatrix} \\ x(k+1) &= \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_F x(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}}_T v(k), \quad k \in [0, 99], \quad v(k) \text{ ta } E[v(k)] \approx 0 \text{ e } E[v(k)^2] = 9 \\ x(0) &= \begin{bmatrix} 0 \\ 10 \end{bmatrix} \\ z(k) &= \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}}_H x(k) + w(k), \quad w(k) \text{ ta } E[w(k)] \approx 0 \text{ e } E[w(k)^2] = \eta = 1, \quad k \in [1, 100]. \\ E[v(k) w(k)] &= E[v(k)] \cdot E[w(k)]. \end{aligned}$$

1. * Modificado:

$$x = \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{z} \end{bmatrix}$$

$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x(k) + \underbrace{\bar{w} + w(k)}_{\text{BIASED NOISE}} = \tilde{z}(k) + \bar{w} + w(k) \rightarrow z(k) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{H'} \underbrace{\begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{z} \\ \bar{w} \end{bmatrix}}_{x'} + w(k)$$

com isso,

$$x(k+1) = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{F'} x(k) + \underbrace{\begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{T'} \begin{bmatrix} v(k) \\ v_z(k) \end{bmatrix}, \quad v(k), v_z(k) \text{ com média ZERO}$$

2. Provavelmente vamos conseguir uma estimação decente dos estados, mesmo com um sensor com bias, dada a adaptação do modelo a ser estimado.

Contudo, não será possível ^{a priori} estimar o bias do sensor. Vendo a sua matriz de observabilidade

$[C; CA; CA^2]$, temos que o posto é 2, indicando a observabilidade de apenas 2 estados,

são eles $\hat{x} + \bar{w}$ e $\dot{\hat{x}}$ (já que $\dot{\bar{w}} = 0$).

Lista 2 - Parte 3

01 $\hat{x}(0|0) = z(0) = \hat{x}(0) + w(0)$

$$\dot{\hat{x}}(0|0) = \frac{z(0) - z(-1)}{T} = \frac{\hat{x}(0) - \hat{x}(-1) + w(0) - w(-1)}{T}$$

i) $E[\hat{x}(0|0)] = E[\hat{x}(0) + w(0)] = \hat{x}(0)$

ii) $E[\dot{\hat{x}}(0|0)] = E\left[\frac{\hat{x}(0) - \hat{x}(-1) + w(0) - w(-1)}{T}\right] = \frac{\hat{x}(0) - \hat{x}(-1)}{T}$

iii) $\text{var}[\hat{x}(0|0)] = E[(\hat{x}(0|0) - E[\hat{x}(0|0)])^2]$

$$\stackrel{(i)}{=} E\left[(\hat{x}(0) + w(0) - \hat{x}(0))^2\right]$$

$$= E[w(0)^2]$$

$$= \text{var}(w(0)) = R$$

iv) $\text{var}[\dot{\hat{x}}(0|0)] = E\left[\left(\frac{\hat{x}(0|0) - E[\hat{x}(0|0)]}{T}\right)^2\right]$

$$= E\left[\left(\frac{\hat{x}(0) - \hat{x}(-1) + w(0) - w(-1)}{T} - \frac{\hat{x}(0) - \hat{x}(-1)}{T}\right)^2\right]$$

$$= E\left[\left(\frac{w(0) - w(-1)}{T}\right)^2\right]$$

$$= \frac{1}{T^2} E[w(0)^2 - 2w(0)w(-1) + w(-1)^2]$$

$$= \frac{1}{T^2} \left(\underbrace{E[w(0)^2]}_R - \underbrace{2E[w(0)]E[w(-1)]}_0 + \underbrace{E[w(-1)^2]}_R \right)$$

$$= \frac{2R}{T^2}$$

(CONTINUAÇÃO LISTA 02 - PARTE 2, QUESTÃO 01)

$$ii) \text{cov}(\hat{\xi}(0|0), \hat{\xi}(0|0)) = E\left[\left(\hat{\xi}(0|0) - E[\hat{\xi}(0|0)]\right)\left(\hat{\xi}(0|0) - E[\hat{\xi}(0|0)]\right)\right]$$

$$\stackrel{(iv) + (iii)}{=} E\left[w(0) \left(\frac{w(0) - w(-1)}{T}\right)\right]$$

$$= \frac{1}{T} E[w(0)^2 - w(0)w(-1)]$$

$$= \frac{1}{T} \left(\underbrace{E[w(0)^2]}_R - \underbrace{E[w(0)]E[w(-1)]}_0 \right)$$

$$= \frac{R}{T}$$

Logo,

$$P(0|0) = \begin{bmatrix} R & R/T \\ R/T & 2R/T^2 \end{bmatrix} \quad \blacksquare$$

02 Vide Anexo B1.

03 Vide Anexo B2.