

Prova: Inicialmente, assumamos $\mu_0 = 0$ e $\Sigma_0 = 0$ para todo n .

Portanto $E x_n = 0$, $E y_n = 0$ para todo n . Temos que

$$\Rightarrow \hat{y}_{n|n-1} = H(n) \hat{x}_{n|n-1}$$

fá que $w_n \perp L(y^{n-1})$ (y^{n-1} depende de w_{n-1}, v_0, x_0) e portanto

$$\Rightarrow \hat{x}_{n|n} = \hat{x}_{n|n-1} + E(x_n \tilde{y}'_{n|n-1}) (E(\tilde{y}_{n|n-1} \tilde{y}'_{n|n-1}))^{-1} (y_n - H(n) \hat{x}_{n|n-1})$$

(veremos que $cov(\tilde{y}_{n|n-1})$ é não singular). Agora

$$\Rightarrow \tilde{y}_{n|n-1} = y_n - \hat{y}_{n|n-1} = H(n) \tilde{x}_{n|n-1} + G(n) w_n = v_n$$

depende de $x_n \perp w_n$ w_{n-1}, v_0

$$\Rightarrow E(x_n \tilde{y}'_{n|n-1}) = E(x_n (\tilde{x}'_{n|n-1} H'(n) + w'_n G'(n))) =$$

$$\Rightarrow E((\hat{x}_{n|n-1} + \tilde{x}_{n|n-1}) (\tilde{x}'_{n|n-1} H'(n))) = P(n) H'(n) \quad \tilde{x}_{n|n-1} \perp \hat{x}_{n|n-1}$$

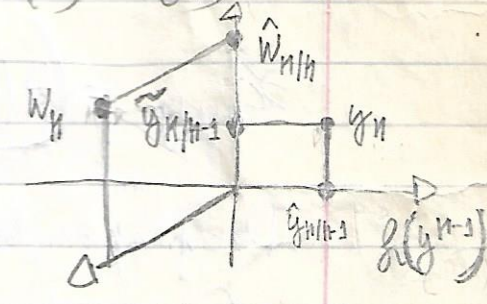
onde $P(n) = E(\tilde{x}_{n|n-1} \tilde{x}'_{n|n-1})$. Da mesma forma,

$$E(\tilde{y}_{n|n-1} \tilde{y}'_{n|n-1}) = H(n) P(n) H'(n) + G(n) G'(n) > 0$$

Como $\mu_n = 0$,

Operador projeção é linear

$$\hat{x}_{n+1|n} = A(n) \hat{x}_{n|n} + e(n) \hat{w}_{n|n}$$



Temos $w_n \perp L(y^{n-1})$ e o melhor estimador $\hat{w}_{n|n}$ de

w_n dado y^n é igual ao melhor estimador dado $\tilde{y}_{n|n-1}$.

$$\hat{w}_{n|n} = E(w_n \tilde{y}'_{n|n-1}) (E(\tilde{y}_{n|n-1} \tilde{y}'_{n|n-1}))^{-1} \tilde{y}_{n|n-1}$$

y_n depende de w_n, w_{n-1}, v_0

2.4.4

depende de w_{n-1}, w_0, x_0

$$E(w_n \tilde{y}'_{n|n-1}) = E\left(w_n \left(\tilde{x}'_{n|n-1} H'(n) + w'_n G'(n)\right)\right) = G'(n)$$

$$\hat{x}_{n|n} = \hat{x}_{n|n-1} + P(n)H'(n) \left(H(n)P(n)H'(n) + G(n)G'(n) \right)^{-1} (y_n - H(n)\hat{x}_{n|n-1})$$

$$\hat{x}_{n+1|n} = A(n)\hat{x}_{n|n} + c(n)\hat{w}_{n|n}$$

$$\hat{w}_{n|n} = G'(n) \left(H(n)P(n)H'(n) + G(n)G'(n) \right)^{-1} (y_n - H(n)\hat{x}_{n|n-1})$$

$$\hat{x}_{n+1|n} = A(n) \left[\hat{x}_{n|n-1} + P(n)H'(n) \left(H(n)P(n)H'(n) + G(n)G'(n) \right)^{-1} \tilde{y}_{n|n-1} \right] + c(n)G'(n) \left(H(n)P(n)H'(n) + G(n)G'(n) \right)^{-1} \tilde{y}_{n|n-1}$$

$$= A(n)\hat{x}_{n|n-1} + Q(n)(y_n - H(n)\hat{x}_{n|n-1})$$

$$\hat{x}_{0|-1} = 0 = \mu_0$$

Temos também que $x(n) = A(n)x(n) + c(n)w(n)$

$$\hat{x}_{n+1|n} = A(n)\hat{x}_{n|n-1} + Q(n)(H(n)\hat{x}_{n|n-1} + G(n)w_n)$$

$$\hat{x}_{n+1|n} = (A(n) - Q(n)H(n))\hat{x}_{n|n-1} + (c(n) - Q(n)G(n))w_n$$

Da proposição 2.4.1,

$$P(n+1) = (A(n) - Q(n)H(n))P(n)(A(n) - Q(n)H(n))' + (c(n) - Q(n)G(n))(c(n) - Q(n)G(n))'$$

Substituindo o $Q(n)$ pela expressão obtida acima

obtemos a expressão para $P(n)$

Suponha que $E x_0 = \mu_0 \neq 0$ e que μ_n são diferentes de zero. Então $E x_n = \mu_n$ satisfaz a

$$\mu_{n+1} = A(n)\mu_n + B(n)\mu_n$$

$$E y_n = H(n)\mu_n$$

Como mostrado anteriormente, o melhor estimador a priori de x_n dado y^{n-1} é

$$\hat{x}_{n|n-1} = \hat{x}_{n|n-1}^c + \mu_n$$

onde $\hat{x}_{n|n-1}^c$ é a projeção de $x_n^c = x_n - \mu_n$ em

$L(y^c)^{n-1}$. Entretanto, x_n^c, y_n^c satisfazem as equações

$$x_{n+1}^c = A(n)x_n^c + C(n)w_n, \quad x_0^c = x_0 - \mu_0$$

$$y_n^c = H(n)x_n^c + G(n)w_n$$

e portanto

$$\hat{x}_{n+1|n}^c = A(n)x_{n|n-1}^c + Q(n)(y_n^c - H(n)x_{n|n-1}^c)$$

$$\hat{x}_{0|-1}^c = 0$$

Note que

$$y_n^c - H(n)\hat{x}_{n|n-1}^c = y_n - H(n)\mu_n - H(n)(\hat{x}_{n|n-1} - \mu_n) =$$

$$y_n - H(n)\hat{x}_{n|n-1} \quad \underbrace{y_n - H(n)\hat{x}_{n|n-1}}_{\text{...}}$$

$$\hat{x}_{n+1|n} = \hat{x}_{n+1|n}^c + \mu_{n+1} = A(n)\hat{x}_{n|n-1}^c + B(n)\mu_n + Q(n)(y_n^c - H(n)x_{n|n-1}^c)$$

Tomando os resultados acima, obtêm-se a conclusão do Teorema.

Se x_0, w_0, w_1, \dots são conjuntamente normal então x_n, y_n é um processo normal (já que todas as equações são lineares) e segue do Teorema 3.1.2 que $\hat{x}_{n|n-1} = E(x_n | y^{n-1})$.

Exemplo: Considere o sistema dinâmico

$$x_{n+1} = a x_n + v_n = a x_n + \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_n \\ v_n \end{pmatrix}$$

$$y_n = x_n + w_n = x_n + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_n \\ v_n \end{pmatrix}$$

Assume-se que v_n, w_n são processos de ruído branco de variância unitária descorrelatados. Assume-se

também que $E(x_0) = \mu_0$, $E(x_0 - \mu_0)^2 = P_0$. Temos

$$P(n+1) = a^2 P(n) + 1 - \frac{(a P(n))^2}{P(n) + 1} =$$

$$= \frac{a^2 P(n)^2 + a^2 P(n) + P(n) + 1 - a^2 P(n)^2}{P(n) + 1} = \frac{(1 + a^2) P(n) + 1}{1 + P(n)}$$

$$Q(n) = \frac{a P(n)}{1 + P(n)}$$

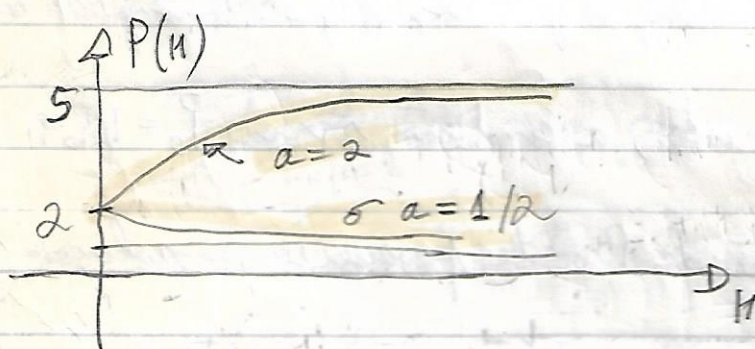
$$x_{n+1|n} = a x_{n|n-1} + \frac{a P(n)}{\Delta + P(n)} (y_n - x_{n|n-1})$$

$$P(n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(a)$$

$$P(a) = \frac{(1+a^2)P(a)+1}{\Delta+P(a)} \Rightarrow P^2(a) - a^2 P(a) - 1 = 0 \Rightarrow$$

$$P(a) = \frac{1}{2} \left(a^2 + \sqrt{a^4 + 4} \right)$$

Considere dois valores de a : $a=1/2$ e $a=2$ (sistema instável)



$$P_0 = 2$$

$$P(1/2) = 1,61878$$

Note que $P(n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(a)$ mesmo quando o sistema é instável ($a=2$). É claro que neste caso, $\text{var}(x_n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \infty$

mas a variância condicional do erro $P(n)$ permanece

limitado. Para $a=2$, $P(2) = 4,2361$ e $Q(2) = 1,618$. Daí,

$$\tilde{x}_{n+1|n} = (a - Q(n)) \tilde{x}_{n|n-1} + V_n - Q(n) W_n$$

Para n suficientemente grande,

$$\tilde{x}_{n+1|n} = 0,382 \tilde{x}_{n|n-1} + V_n - 1,618 W_n \quad (\text{sistema estável})$$

$$\text{var}(x_n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \text{var}(\tilde{x}_{n|n-1}) + \text{var}(\tilde{x}_{n|n-1}) \xrightarrow{\text{limitado}}$$

Para sistemas invariantes (A, B, e, H, G independentes de k)

os resultados acima sugerem estudar a equação algébrica de Riccati

$$P = A P A' + e e' - [A P H' + e G'] [H P H' + G G']^{-1} [A P H' + e G']'$$

Se P_0 satisfaz a equação acima, então $P(k) = P_0$ para todo $k \in \mathbb{Z}$

o filtro de Kalman é invariante no tempo (note que

isto não implica em dizer que \hat{x}_k ^(com $\mu_k = 0$) seja estacionário no sentido amplo; para isto, a condição seria $P_0 = A P_0 A' + e e'$).

Quando a equação de Riccati possui uma solução?

Quando a equação de Riccati possui uma solução?

Defina-se $\tilde{A} = A - e G' (G G')^{-1} H$, $\tilde{e} = e (I - G' (G G')^{-1} G)$.

Theorem 3.3.2: (a) Se o par (H, A) é detectável então existe

pelo menos uma solução positiva semi-definida para a equação

algébrica de Riccati.

(b) Se além disto o par (\tilde{A}, \tilde{e}) for estabilizável então esta

solução P é única ^(2.0) e $P(k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} P$ para P_0 positiva semi-definida

qualquer. A matriz ganho do filtro de Kalman $A - Q H$ é estável, onde

$$Q = [A P H' + e G'] [H P H' + G G']^{-1}$$

O filtro de Kalman pode ser escrito como

$$\hat{x}_{n+1|n} = (A - Q(n)H) \hat{x}_{n|n-1} + B u_n + Q(n) y_n$$

Se (a) e (b) do Teorema acima forem satisfeitos

o sistema vai ser invariante no tempo (i.e., $Q(n) = Q$)

se $P(0) = P$, a solução da equação algébrica de Riccati.

Se $P(0) \neq P$, $Q(n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} Q$ e o filtro é quase invariante

no tempo para n grande e é estável, já que

$A - QH$ é estável. Como a convergência para o estado

estacionário é geralmente rápida, usa-se o filtro

estacionário mesmo quando $P(0) \neq P$.

Note o seguinte resultado:

Proposição 3.3.3: Suponha que no modelo

$$\left. \begin{aligned} x_{n+1} &= A x_n + B u_n + C w_n \\ y_n &= H x_n + G w_n \end{aligned} \right\} (A)$$

y_n e w_n tenham a mesma dimensão e G é não

singular. Então $P = 0$ é uma solução para a

equação algébrica de Riccati; ela é única se $A - CG^{-1}H$ é estável

Tempo Contínuo:

$\{\xi(t)\}, \{w(t)\}$ - \rightarrow movimentos Brownianos
parâmetros independentes

$$\begin{cases} dx(t) = A(t)x(t)dt + C(t)dw(t) \\ dy(t) = H(t)x(t)dt + G(t)d\xi(t) \end{cases} \quad \begin{matrix} w(t) \sim N(0, tI) \\ G(t)G(t)' > 0 \end{matrix}$$

$$E(\Delta w_{t_1} \Delta w_{t_2}') = \Delta t I \delta(t_2 - t_1), \quad E(\Delta \xi_{t_1} \Delta \xi_{t_2}') = \Delta t I \delta(t_2 - t_1)$$

Aproximando, temos que: $t_{n+1} = t_n + \Delta t$, $A_n = A(t_n)$, etc

$$x_n = x(t_n), \quad y_n = \frac{y(t_{n+1}) - y(t_n)}{\Delta t}, \quad w_n = w(t_n), \quad \xi_n = \xi(t_n), \quad dx(t) \approx x(t+\Delta t) - x(t)$$

$$\begin{cases} x_{n+1} = (I + A_n \Delta t) x_n + C_n \Delta w_n \\ y_n = H_n x_n + \frac{G_n}{\Delta t} \Delta \xi_n \end{cases} \quad \begin{matrix} \Delta w_n = w(t_{n+1}) - w(t_n) \\ \begin{cases} E(\Delta w_n \Delta w_n') = \Delta t I \\ E(\Delta \xi_n \Delta \xi_n') = \Delta t I \end{cases} \end{matrix}$$

$$P_{n+1} = (I + A_n \Delta t) P_n (I + A_n \Delta t)' + \Delta t C_n C_n' - \left((I + A_n \Delta t) P_n H_n' \right) \left(H_n P_n H_n' + \frac{G_n G_n'}{\Delta t} \right)^{-1} \left(- \right)$$

$$\frac{P_{n+1} - P_n}{\Delta t} = A_n P_n + P_n A_n' + C_n C_n' - (I + A_n \Delta t) P_n H_n' \left(H_n P_n H_n' \Delta t + G_n G_n' \right)^{-1} + (A_n P_n A_n' \Delta t)$$

Quando $\Delta t \rightarrow 0$, segue que (Eq. Diferencial de Riccati) (2)

$$\dot{P}(t) = A(t)P(t) + P(t)A'(t) + C(t)C'(t) - P(t)H(t)'(G(t)G(t)')^{-1}H(t)P(t)$$

Como:

$$Q_n = \left((I + A_n \Delta t) P_n H_n' \right) \left(H_n P_n H_n' + \frac{G_n G_n'}{\Delta t} \right)^{-1}$$

$$\hat{x}_{n+1/n} = (I + A_n \Delta t) \hat{x}_{n/n} + Q_n (y_n - H_n \hat{x}_{n/n})$$

$$\frac{\hat{x}_{n+1/n} - \hat{x}_{n/n}}{\Delta t} = A_n \hat{x}_{n/n} + \frac{Q_n}{\Delta t} (y_n - H_n \hat{x}_{n/n})$$

$$\frac{Q_n}{\Delta t} \xrightarrow{\Delta t \rightarrow 0} P(t)H(t)'(G(t)G(t)')^{-1}$$

Logo,

$$\dot{\hat{x}}(t) = A(t)\hat{x}(t) + Q(t)(\dot{y}(t) - H\hat{x}(t))$$

$$Q(t) = P(t)H(t)'(G(t)G(t)')^{-1}$$