

OUTRAS ESTRUTURAS DE FILTROS

Profa GABRIELA W GABRIEL

IEE-S / ITA – Sala 195 – Ramal 5991

São José dos Campos, 28 de Junho de 2021

FILTRO HOO

FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

BIBLIOGRAFIA

OBJETIVO:

Apresentar outros algoritmos de estimação de grandezas variantes no tempo.

Para isso, obteremos:

- O **estado estimado** $\hat{x}(k|k)$
- A **covariância** associada $P(k|k)$

FILTRO \mathcal{H}_∞

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- **Sistemas reais** estão sujeitos a ruídos.
- O Filtro de Kalman é ótimo **se e somente se** os ruídos forem gaussianos. Outras hipóteses são ainda necessárias, como ruídos descorrelacionados e brancos.
- Introduzido na década de 80, o **Filtro \mathcal{H}_∞** possui requisitos **menos rígidos**.
 - ▶ Otimização do erro de estimação segundo incertezas provocadas pela ação de **ruídos** (entradas exógenas) ou **modelagem na planta**
 - ▶ Estimação robusta, sem a necessidade de hipóteses iniciais

A NORMA \mathcal{H}_∞ – ESPAÇO DE BANACH

- Um **espaço normado** sobre \mathbb{C}^1 , é um espaço vetorial definido em \mathbb{C} , para o qual também definimos uma norma $\|\cdot\|$.
- Uma sequência $\{x_n\}$ definida em um espaço normado V , tal que $\|x_n - x_m\| \rightarrow 0$ quando $n, m \rightarrow \infty$, é dita **sequência de cauchy**.
- Além disso, uma sequência $\{x_n\}$ **converge** para x , se $\|x_n - x\| \rightarrow 0$.
- Um espaço normado é dito **completo** se toda sequência de Cauchy definida em V converge para algum valor em $x \in V$. A este espaço normado completo chamamos **espaço de Banach**.

¹ \mathbb{C} é o conjunto dos números complexos

A NORMA \mathcal{H}_∞ – ESPAÇO DE HARDY \mathcal{H}_∞

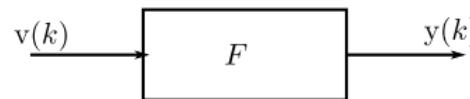
- O **espaço** $\mathcal{L}_\infty(j\omega)$, ou \mathcal{L}_∞ , é um espaço de Banach, definido para funções vetoriais ou escalares em \mathbb{C} e que são limitadas em $j\mathbb{R}$.
- O **espaço** \mathcal{RH}_∞ é um subespaço (fechado) de \mathcal{L}_∞ com funções analíticas e limitadas do semi-plano direito aberto de \mathbb{C} .
- A **norma** \mathcal{H}_∞ (que define o espaço \mathcal{RH}_∞) é obtida conforme²

$$\|\mathcal{S}\|_\infty := \sup_{\operatorname{Re}(s)>0} \bar{\sigma}(\mathcal{S}(s)) = \sup_{\omega \in \mathbb{R}} \bar{\sigma}(\mathcal{S}(j\omega)) \quad (1)$$

² σ corresponde ao espectro de \mathcal{S} . Portanto, $\bar{\sigma}$ é o máximo valor singular de \mathcal{S} .

A NORMA \mathcal{H}_∞ – DEFINIÇÃO TEMPORAL

- Dado o sistema



em que v e y são os sinais (a tempo discreto) de entrada e saída do sistema.

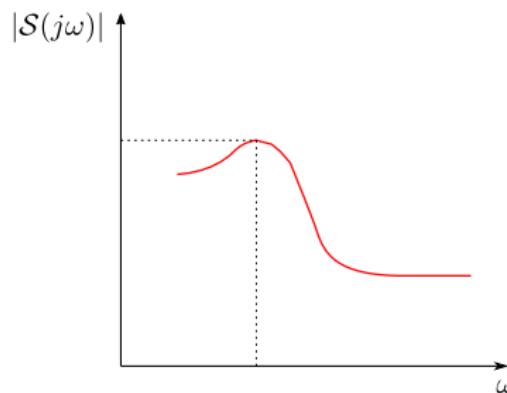
- A **norma euclidiana** do sinal $\{u\}$ é dada por $\|u\|_2^2 := \sum_{k=0}^{\infty} u(k)'u(k)$.
- A interpretação, no domínio do tempo, da norma \mathcal{H}_∞ definida anteriormente é³

$$\|\mathcal{S}\|_\infty = \sup_{v \in \mathbb{L}_2^*} \frac{\|y\|_2}{\|v\|_2} \quad (2)$$

³Um sinal $u \in \mathbb{L}_2^*$ se u é limitado em norma, ou seja, $\|u\|_2 < \infty$, e $u \neq 0$.

INTERPRETAÇÕES DA NORMA \mathcal{H}_∞

- Decorrente de (1) pode-se dizer que a norma \mathcal{H}_∞ corresponde ao máximo ganho de energia entre a entrada v e a saída y , traduzido através de (2).



O pico de $|\mathcal{S}(j\omega)| \times \omega$ corresponde ao maior valor singular de \mathcal{S} , facilmente verificável para o caso de sistemas SISO.

- Outra possível interpretação, relacionado à robustez do sistema, decorre do **Teorema dos Pequenos Ganhos**, apresentado no próximo slide.

O TEOREMA DOS PEQUENOS GANHOS

- Antes de iniciar, vamos considerar que o valor da norma \mathcal{H}_∞ é dado por

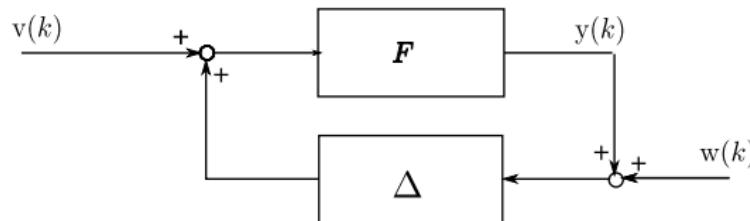
$$\|\mathcal{S}\|_\infty^2 = \sup_{v \in \mathbb{L}_2^*} \frac{\|y\|_2^2}{\|v\|_2^2} = \gamma^2 \quad (3)$$

- Neste caso, podemos reescrever o limite superior acima como um limite inferior da forma

$$\|\mathcal{S}\|_\infty = \min \gamma, \quad \text{tal que } \|y\|_2^2 - \gamma^2 \|v\|_2^2 < 0 \quad (4)$$

O TEOREMA DOS PEQUENOS GANHOS

- Vamos considerar que o sistema anterior de forma que todo ruído que incide sobre \mathcal{S} pode ser condensado em uma função de transferência Δ conforme



THEOREM 1

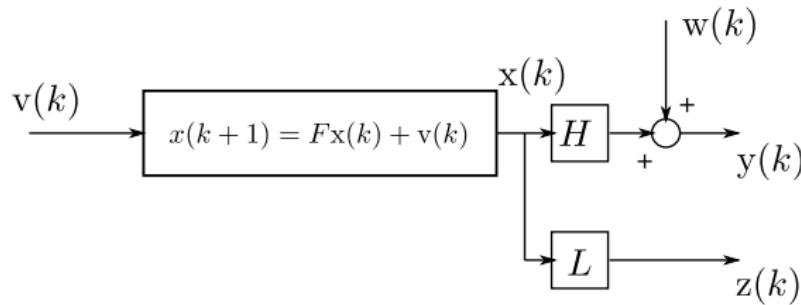
Suponha $\mathcal{S} \in \mathcal{RH}_\infty$ e seja $\gamma > 0$, então o sistema anterior é (bem comportado e) internamente estável para todo $\Delta(s) \in \mathcal{RH}_\infty$ com

A) $\|\Delta\|_\infty \leq 1/\gamma \longleftrightarrow \|\mathcal{S}(s)\|_\infty < \gamma$

B) $\|\Delta\|_\infty < 1/\gamma \longleftrightarrow \|\mathcal{S}(s)\|_\infty \leq \gamma$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- Seja o sistema geral definido por



onde $y(k)$ é a saída medida do sistema e $z(k)$, a saída a ser estimada (representativa do estado $x(k)$).

- Assim, definimos o sistema \mathcal{S} , como

$$\mathcal{S} := \begin{cases} x(k+1) &= F(k)x(k) + v(k) \\ y(k) &= H(k)x(k) + w(k) \\ z(k) &= L(k)x(k) \end{cases} \quad (5)$$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- A norma \mathcal{H}_∞ de \mathcal{S} é definida como

$$\|\mathcal{S}\|_\infty = \sup_{x(0), w(k), v(k)} \frac{\|z - \hat{z}\|_{2,S(k)^{-1}}^2}{\left(\|x(0) - \hat{x}(0)\|_{2,P_0^{-1}}^2 + \|w\|_{2,Q(k)^{-1}}^2 + \|v\|_{2,R(k)^{-1}}^2 \right)} \quad (6)$$

onde z , v e w são sinais.

- Para um sinal $\{u(k)\}_{k \in \mathbb{N}}$, com N medidas (limitadas), definimos

$$\|u\|_{2,T(k)^{-1}}^2 = \sum_{k=0}^{N-1} u(k)' T(k)^{-1} u(k)$$

- Da mesma forma, para o vetor $x(0)$ definimos

$$\|x(0) - \hat{x}(0)\|_{2,P(0)}^2 = (x(0) - \hat{x}(0))' P(0) (x(0) - \hat{x}(0))$$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

Relembrando da minimização dos erro quadrático médio, para sinais estocásticos, as matrizes de ponderação ($Q(k)$, $R(k)$ e $S(k)$) corresponderiam às covariâncias destes processos.

Analogamente a matriz $P(0)$ corresponderia a covariância associada à estimativa do estado, no instante inicial.

- Como visto anteriormente, resolver (6) corresponde a resolver o problema de minimização

$$\min \gamma, \quad s.t.$$

$$\|z - \hat{z}\|_{2,S(k)^{-1}}^2 - \gamma^2 \left(\|x(0) - \hat{x}(0)\|_{2,P_0^{-1}}^2 + \|w\|_{2,Q(k)^{-1}}^2 + \|v\|_{2,R(k)^{-1}}^2 \right) < 0 \quad (7)$$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- A partir da definição de \mathcal{S} ,

$$\begin{aligned}
 \|z - \hat{z}\|_{2,S(k)^{-1}}^2 &= \sum_{k=0}^{N-1} (L(k)x(k) - L(k)\hat{x}(k))' S(k)^{-1} (L(k)x(k) - L(k)\hat{x}(k)) \\
 &= \sum_{k=0}^{N-1} (x(k) - \hat{x}(k))' L(k)' S(k)^{-1} L(k) (x(k) - \hat{x}(k)) \\
 &= \|x - \hat{x}\|_{2,\overline{S(k)}^{-1}}^2
 \end{aligned}$$

onde $\overline{S(k)}^{-1} = L(k)' S(k)^{-1} L(k)$.

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- Assim, o problema a ser resolvido (que gera o **Filtro \mathcal{H}_∞**) é dado por

$$\min \gamma, \quad s.t.$$

$$\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_{2, \overline{S(k)}^{-1}}^2 - \gamma^2 \left(\|\mathbf{x}(0) - \hat{\mathbf{x}}(0)\|_{2, P_0^{-1}}^2 + \|\mathbf{w}\|_{2, Q(k)^{-1}}^2 + \|\mathbf{v}\|_{2, R(k)^{-1}}^2 \right) < 0 \quad (8)$$

- Definimos $\overline{S(k)}^{-1} = L(k)' S(k)^{-1} L(k)$ e $\gamma^2 = 1/\theta$, e

$$M(k) = \begin{bmatrix} R & 0 \\ 0 & -\gamma^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} H \\ L \end{bmatrix} P(k|k-1) \begin{bmatrix} H' & L' \end{bmatrix}$$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- Cálculo a Posteriori

$$\hat{x}(k+1|k) = F(k)\hat{x}(k|k) \quad (9)$$

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)M(k)F(k)' + Q(k) \quad (10)$$

- O ganho do filtro é

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)'(H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)' + R)^{-1} \quad (11)$$

- A atualização

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)(y(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1|k)) \quad (12)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - P(k+1|k) [H' \quad L'] M(k+1)^{-1} \begin{bmatrix} H \\ L \end{bmatrix} P(k+1|k) \quad (13)$$

O FILTRO \mathcal{H}_∞

- Note que é requerido que

$$M(k) > 0$$

a cada iteração $k \in \mathbb{N}$ com $k < N$. Neste caso, garantimos que

$$\|\mathcal{S}\|_\infty < \frac{1}{\sqrt{\theta}}$$

- Note ainda que $L(k) = S(k)^{-1} = I$, e supondo hipótese linear gaussiana, o Filtro \mathcal{H}_∞ torna-se o **Filtro de KALMAN**.

FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

O FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

- Adaptação do Filtro de Kalman para **sistemas não lineares**.
- **Idéia:** linearização o modelo original \Rightarrow Perda da Optimalidade!
- Considere o sistema do tipo

$$x(k+1) = f(k, x(k)) + g(k, x(k))v(k) \quad (14)$$

$$y(k) = h(k, x(k)) + e(k) \quad (15)$$

onde $v = \{v(k)\}_{k \in \mathbb{N}}$ e $e = \{e(k)\}_{k \in \mathbb{N}}$ são duas sequências de ruído branco gaussianos mutuamente independentes:

$$\mathcal{E}(v(k)) = 0, \quad \mathcal{E}(v(k)v(k)') = Q(k)$$

$$\mathcal{E}(e(k)) = 0, \quad \mathcal{E}(e(k)e(k)') = R(k)$$

O SISTEMA

- As funções $f(k, x)$ e $g(k, x)$ devem ser contínuas em torno de x .
- Consideramos os termos de primeira ordem da expansão em série de Taylor do sistema:
 - ▶ $f(k, x(k))$ em torno do estado estimado $\hat{x}(k|k)$
 - ▶ $h(k, x(k))$ em torno do estado predito $\hat{x}(k|k - 1)$

(Assim é possível obter uma correção para a estimativa do filtro.)
- Assim,

$$\bar{f}(k, x(k)) \approx f(k, \hat{x}(k|k)) + F(k)(x(k) - \hat{x}(k|k)) \quad (16)$$

$$\bar{g}(k, x(k)) \approx G(k) \quad (17)$$

$$\bar{h}(k, x(k)) \approx h(k, \hat{x}(k|k - 1)) + H(k)(x(k) - \hat{x}(k|k - 1)) \quad (18)$$

O SISTEMA

- As funções $F(k)$, $G(k)$ e $H(k)$ são as derivadas das funções não lineares do sistema, sendo

$$F(k) = \left. \frac{\partial f(k, x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k|k)}, \quad G(k) = \left. g(k, x) \right|_{x=\hat{x}(k|k)},$$

$$H(k) = \left. \frac{\partial h(k, x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}(k|k-1)}$$

- A partir de (16)–(18), podemos escrever o sistema linearizado

$$x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)v(k) + \tilde{u}(k)$$

$$y(k) = H(k)x(k) + e(k) + \tilde{w}(k)$$

com \tilde{u} e \tilde{w} funções conhecidas dadas por

$$\tilde{u}(k) = f(k, \hat{x}(k|k)) - F(k)\hat{x}(k|k)$$

$$\tilde{w}(k) = h(k, \hat{x}(k|k-1)) - H(k)\hat{x}(k|k-1)$$

O FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

- No sistema linearizado, aplicamos as equações do filtro de Kalman.

1. Inicializações

$$x(0) \sim \mathcal{N}(\hat{x}(0|0), P(0|0))$$

$$v(k) \sim \mathcal{N}(0, Q(k))$$

$$e(k) \sim \mathcal{N}(0, R(k))$$

onde v , e e $x(0)$ são descorrelacionados entre si e v e e são brancos.

2. Predição 1 passo à frente

$$\begin{aligned}\hat{x}(k+1|k) &= F(k)\hat{x}(k|k) + \tilde{u}(k) = f(k, \hat{x}(k|k)) \\ \hat{y}(k+1|k) &= H(k+1)\hat{x}(k+1|k) + \tilde{w}(k+1)\end{aligned}$$

O FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

3. Com o valor da nova medida $y(k)$, calculamos a inovação

$$\begin{aligned}\nu(k+1) &= y(k+1) - \hat{y}(k+1|k) \\ &= y(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1|k) - h(k+1, \hat{x}(k+1|k)) \\ &\quad + H(k+1)\hat{x}(k+1|k) \\ &= y(k+1) - h(k+1, \hat{x}(k+1|k))\end{aligned}$$

4. Cálculo da covariância 1 passo à frente

$$\begin{aligned}P(k+1|k) &= \mathcal{E}([x(k+1) - \hat{x}(k+1|k)][x(k+1) - \hat{x}(k+1|k)]') \\ &= \mathcal{E}([F(k)x(k) + G(k)v(k) + \tilde{u}(k) - F(k)\hat{x}(k|k) - \tilde{u}(k)] \dots \\ &\quad \dots [F(k)x(k) + G(k)v(k) + \tilde{u}(k) - F(k)\hat{x}(k|k) - \tilde{u}(k)]') \\ &= \mathcal{E}([F(k)\tilde{x}(k|k) + G(k)v(k)][F(k)\tilde{x}(k|k) + G(k)v(k)]') \\ &= F(k)P(k|k)F(k)' + G(k)Q(k)G(k)'\end{aligned}$$

O FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

5. Calculamos a covariância da inovação

$$\begin{aligned}
 S(k+1) &= \mathcal{E}([y(k+1) - \hat{y}(k+1|k)][y(k+1) - \hat{y}(k+1|k)]') \\
 &= \mathcal{E}([H(k+1)x(k+1) + e(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1|k)] \dots \\
 &\quad \dots [H(k+1)x(k+1) + e(k+1) - H(k+1)\hat{x}(k+1|k)]') \\
 &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)' + R(k+1)
 \end{aligned}$$

6. Cálculo do ganho do filtro

$$W(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)'S(k+1)^{-1}$$

7. Cálculo das atualizações

$$\begin{aligned}
 \hat{x}(k+1|k+1) &= \hat{x}(k+1|k) + W(k+1)\nu(k+1) \\
 P(k+1|k+1) &= P(k+1|k) - W(k+1)S(k+1)W(k+1)'
 \end{aligned}$$

CONSIDERAÇÕES SOBRE O FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

- É importante observar que as estimativas $\hat{x}(k+1|k)$ e $\hat{x}(k|k)$ não correspondem às médias condicionais de x , uma vez que

$$\begin{aligned}\mathcal{E}(x(k+1)|Y^k) &= \mathcal{E}(f(k, x(k))|Y^k) \neq f(k, \mathcal{E}(x(k)|Y^k)) \\ \mathcal{E}(x(k)|Y^k) &\neq \mathcal{E}(x(k+1)|Y^k) + W(k+1)\nu(k+1)\end{aligned}$$

- Além disso, note que para o caso do EKF, a covariância não pode ser calculada a priori, ou mesmo o ganho do filtro, uma vez que as linearizações dependem dos valores calculados a cada passo, em $F(k)$, $H(k)$ e $G(k)$.
- Por fim, devido às considerações anteriores, não há garantias de que \hat{x} seja próxima do seu valor ótimo, ou mesmo de que o filtro convirja para um valor estacionário.

EXEMPLO LINEARIZAÇÃO

- Seja um sistema não linear dado por

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \frac{1}{1+x(k)} + v(k) \\y(k) &= x(k) + e(k)\end{aligned}$$

com todas as hipóteses iniciais para o filtro de Kalman, para valores numéricos dados por $Q = 1/3$, $R = 1$ e $x(0) = 1$.

- Os pontos de operação/equilíbrio são $(-1 + \sqrt{5})/2$ e $(-1 - \sqrt{5})/2$.

EXEMPLO LINEARIZAÇÃO

- Escolhendo $(-1 + \sqrt{5})/2$, o sistema linearizado, corresponde a

$$\begin{aligned}x(k+1) &= \frac{2}{1+\sqrt{5}} + \frac{-2}{(3+\sqrt{5})} \left(x(k) - \frac{-1+\sqrt{5}}{2} \right) + v(k) \\&= \frac{-2}{(3+\sqrt{5})} x(k) + v(k) + \frac{5+\sqrt{5}}{4+2\sqrt{5}} \\y(k) &= x(k) + e(k)\end{aligned}$$

- Para aplicar o Filtro de Kalman a este sistema, podemos fazer

$$\frac{5+\sqrt{5}}{4+2\sqrt{5}} u(k)$$

onde $u(k) = 1$ é constante. Neste caso, $G = \frac{5+\sqrt{5}}{4+2\sqrt{5}}$.

BIBLIOGRAFIA

1. T. Soderstrom, *Discrete-Time Stochastic System*. Springer-Verlag: London, 2002.
2. K. Zhou, *Robust and Optimal Control*. Prentice-Hall: US, 1996.
3. M. Najim, *Modeling, Estimation and Optimal Filtering in Signal Processing*. ISTE e John Wiley & Sons, 2008.