

Suavizado (ventana fija, en general  $l = \{n-N, \dots, n+N\} \rightarrow l = \{0, \dots, M\}$ ):

$$R_{xy}(n-l) = \sum_{m=0}^M k_{nm} R_y(m-l) \quad l = 0, \dots, M.$$

$$\mathbf{k}_n = [k_{n0}, \dots, k_{nM}].$$

$\hat{x}[n] = \mathbf{k}_n \mathbf{y}$  y las ecuaciones normales resultan

$$\mathbf{R}_{xy}[n] = \mathbf{k}_n \mathbf{R}_y.$$

Filtrado (ventana fija):

$$R_{xy}(n-l) = \sum_{m=n-M}^n k_{nm} R_y(m-l) \quad l = n-M, \dots, n.$$

$$\mathbf{R}_{xy} = \begin{bmatrix} R_{xy}(M) & \dots & R_{xy}(0) \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{xy}[M]$$

$$\mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} R_y(0) & \dots & R_y(-M) \\ & \ddots & \\ R_y(M) & \dots & R_y(0) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{k}_n = \begin{bmatrix} k_{n,n-M} & \dots & k_{n,n} \end{bmatrix}$$

Kalman

Recuerde que las ecuaciones del filtro de Kalman son:

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_k &= \Sigma_{k|k-1} \mathbf{H}_k^* [\mathbf{H}_k \Sigma_{k|k-1} \mathbf{H}_k^* + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}[k|k] &= \hat{\mathbf{x}}[k|k-1] + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}(k) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}[k|k-1]) \quad \hat{\mathbf{x}}[0|-1] = \bar{\mathbf{x}}_0 \\ \Sigma_{k|k} &= \Sigma_{k|k-1} - \Sigma_{k|k-1} \mathbf{H}_k^* [\mathbf{H}_k \Sigma_{k|k-1} \mathbf{H}_k^* + \mathbf{R}_k]^{-1} \mathbf{H}_k \Sigma_{k|k-1} \quad \Sigma_{0|-1} = \mathbf{P}_0 \\ \hat{\mathbf{x}}[k+1|k] &= \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}[k|k] \\ \Sigma_{k+1|k} &= \mathbf{F}_k \Sigma_{k|k} \mathbf{F}_k^* + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^* \end{aligned}$$

Teorema: Solución estabilizante

Supongamos que  $\mathbf{F}$  es estable. Luego, existe una única solución estabilizante  $\Sigma$  si y sólo si  $(\mathbf{F}, \mathbf{H})$  es observable y  $(\mathbf{F}, \mathbf{G}\mathbf{Q}^{1/2})$  es controlable. Más aún,  $\Sigma \geq 0$ .

$$\text{CONT: } \text{rang}([G \ FG \ F^2G \ \dots \ F^{n-1}G]) = n \quad \text{OBSERV: } \text{rang}([H \ HF \ HF^2 \ \dots \ HF^{n-1}])^T = n$$

DARE: Discrete-time Algebraic Ricatti Equation

$$\Sigma = \mathbf{F}\Sigma\mathbf{F}^* - \mathbf{F}\Sigma\mathbf{H}^* (\mathbf{H}\Sigma\mathbf{H}^* + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H}\Sigma\mathbf{F}^* + \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^* \quad (\text{DARE})$$

Ecuación algebraica de Ricatti

- Si  $(\mathbf{F}, \mathbf{H})$  es observable y  $(\mathbf{F}, \mathbf{G}\mathbf{Q}^{1/2})$  es controlable, el filtro de Kalman asintótico resulta

$$\hat{\mathbf{x}}[k+1|k] = [\mathbf{F} - \Gamma\mathbf{H}] \hat{\mathbf{x}}[k|k-1] + \Gamma\mathbf{y}(k) \quad \leftarrow \text{es la ex. de un filtro}$$

donde

$$\Gamma = \mathbf{F}\Sigma\mathbf{H}^* [\mathbf{H}\Sigma\mathbf{H}^* + \mathbf{R}]^{-1} \quad \text{obs. LQG}$$

y  $\Sigma \geq 0$  es la única solución de

$$\Sigma = \mathbf{F}\Sigma\mathbf{F}^* - \mathbf{F}\Sigma\mathbf{H}^* (\mathbf{H}\Sigma\mathbf{H}^* + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H}\Sigma\mathbf{F}^* + \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^*$$

A menos que este en el infinito esta ganancia no es constante

$$\Sigma_{k+1|k} = (\mathbf{F}_k - \Gamma_k\mathbf{H}_k) \text{Cov}[\tilde{\mathbf{x}}(k), \tilde{\mathbf{x}}(k)] (\mathbf{F}_k - \Gamma_k\mathbf{H}_k)^*$$

$$+ [\mathbf{G}_k - \Gamma_k] \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_k & \mathbf{S}_k \\ \mathbf{S}_k^* & \mathbf{R}_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^* \\ -\Gamma_k^* \end{bmatrix}$$

**Filtrado adaptativo**  $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$  entonces  $\mathbf{w}_n \rightarrow \mathbf{w}_{\text{optimo}}$

**Filtrado de Wiener utilizando Steepest-descent**

Luego de obtener  $\mathbf{w}_n$ , la siguiente actualización es

$$\mathbf{w}_{n+1} = \mathbf{w}_n - \mu (\mathbf{R}_y \mathbf{w}_n - \mathbf{R}_{xy}^*) \quad n = 0, 2, \dots$$

**Algoritmo LMS**

$$\begin{aligned} \mathbf{k}_{n+1} &= \mathbf{k}_n - \mu (\mathbf{y}[n]e(n)^*) \\ &= \mathbf{k}_n - \mu [\mathbf{y}[n] (\mathbf{k}_n^* \mathbf{y}[n] - x(n))^*] \end{aligned}$$

**NLMS**

$$\mathbf{k}_{n+1} = \mathbf{k}_n - \frac{\mu_{\text{norm}}}{\|\mathbf{y}[n]\|^2} \mathbf{y}[n]e(n)^*$$

- Inicializar el algoritmo

- ▶  $\mathbf{P}(0) = \delta^{-1} \mathbf{I}$
- ▶  $\mathbf{w}(0) = 0$ .

- Para cada instante  $n$ , computar

- ▶ Actualización a priori

$$\begin{aligned} \text{Ganancia: } \mathbf{k}(n) &= \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \text{conj}(\mathbf{y}[n])}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}[n]^t \mathbf{P}(n-1) \text{conj}(\mathbf{y}[n])} \\ \text{Error: } \epsilon(n) &= x(n) - \mathbf{w}(n-1)^t \mathbf{y}[n] \end{aligned}$$

- ▶ Actualización a posteriori

$$\begin{aligned} \text{Pesos: } \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)\epsilon(n). \\ \text{Correlación: } \mathbf{P}(n) &= \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{y}[n]^t \mathbf{P}(n-1) \\ \text{Estimación: } \hat{x}(n) &= \mathbf{w}(n)^t \mathbf{y}[n] \end{aligned}$$

- $S_{xy}(z) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} R_{xy}(l)z^{-l}$  existe.
- $S_y(z) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} R_y(l)z^{-l}$  existe y no tiene ceros en el círculo unitario.
- $S_y(z)$  admite la *factorización espectral*

$$S_y(z) = \alpha L(z) L^*(z^{-*})$$

El filtro óptimo resulta:

donde

- 1  $L(z)$  tiene fase mínima, es decir, sus polos y ceros están dentro del círculo unitario
- 2  $L(\infty) = 1$ , es decir,  $L(z) = 1 + \sum_{i=1}^{\infty} l_i z^{-i}$   $R_{xy}(n) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} k_l R_y(n-l)$   $n \geq 0$
- 3  $\alpha > 0$ .

$$K(z) = \frac{1}{L(z)} \left\{ \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} \right\}_+$$