

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 Σ si y sólo si (\mathbf{F}, \mathbf{H}) es observable y $(\mathbf{F}, \mathbf{G}\mathbf{Q}^{1/2})$ es controlable. Más aún, $\Sigma \geq 0$.

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

OBSERV: $\text{rang}([H \ FH \ F^2H \ \dots \ F^{n-1}H]^T) = n$

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

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

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

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

$$\Sigma_{k+1|k} = (\mathbf{F}_k - \Gamma_k \mathbf{H}_k) \text{Cov}[\tilde{\mathbf{x}}(k), \tilde{\mathbf{x}}(k)] (\mathbf{F}_k - \Gamma_k \mathbf{H}_k)^* + [\mathbf{G}_k \quad -\Gamma_k] \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_k & \mathbf{S}_k \\ \mathbf{S}_k^* & \mathbf{R}_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{G}_k^* \\ -\Gamma_k^* \end{bmatrix}$$

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*

$$\text{Ganancia: } \mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \text{conj}(\mathbf{y}[n])}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{y}[n]^t \mathbf{P}(n-1) \text{conj}(\mathbf{y}[n])}$$

$$\text{Error: } \epsilon(n) = x(n) - \mathbf{w}(n-1)^t \mathbf{y}[n]$$

- ▶ Actualización *a posteriori*

$$\text{Pesos: } \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)\epsilon(n).$$

$$\text{Correlación: } \mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{y}[n]^t \mathbf{P}(n-1)$$

$$\text{Estimación: } \hat{x}(n) = \mathbf{w}(n)^t \mathbf{y}[n]$$