

# Filtrado

## De señales aleatorias

PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES



**FACULTAD  
DE INGENIERIA**  
Universidad de Buenos Aires





# Filtrado

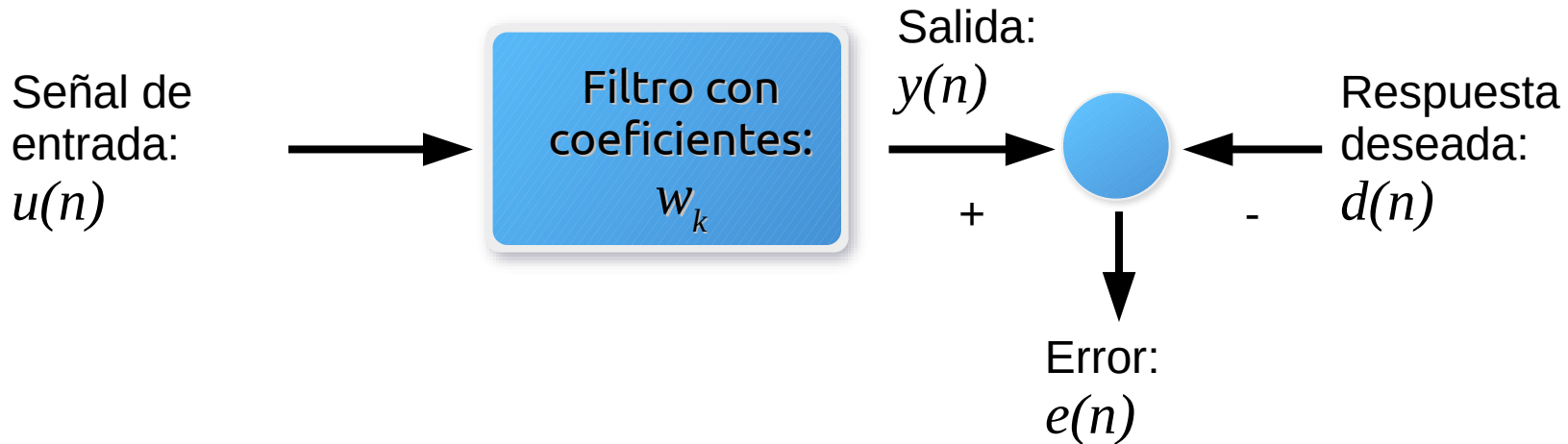
## Filtros Lineales Óptimos

- Planteo del problema
- Principio de ortogonalidad
- Error cuadrático medio

# Filtrado

## Planteo del problema

- ¿Como obtener un filtro que sea ideal para la señal que queremos?



# Filtrado



## Restricciones:

El filtro es lineal

Lo cual simplifica el tratamiento matemático del problema

El filtro es en tiempo discreto

Lo cual hace posible que el filtro sea  
Implementado usando hardware digital o software

El filtro es IIR

Como veremos, sólo en la teoría. En la práctica se suele usar FIR por razones de estabilidad (cuando el filtro se vuelve adaptativo, mayores los problemas de inestabilidad en IIR)

Criterio de optimización

Obviamente, va a ser óptimo de acuerdo al criterio elegido



## Planteo del problema

- ¿Como obtener un filtro que sea ideal para la señal que queremos?
  - Obteniendo los coeficientes que minimicen cierta función de costo, por ejemplo:
    - Error cuadrático medio del error
    - Esperanza del valor absoluto del error
    - Esperanza cúbica, o mayor, del valor absoluto del error.
- ¿Qué función de costo usar?
  - El error cuadrático medio, por ser cuadrático, tiene un único mínimo por lo que es fácil de obtener. Además lleva a una matemática manejable.

# Filtrado

## Planteo del problema

Diseñar un filtro lineal de tiempo discreto, cuya salida  $y(n)$  produce una estimación de una respuesta deseada  $d(n)$  a partir de muestras de una señal de entrada  $u(0), u(1), \dots, u(n), \dots$  de forma que el valor cuadrático medio del error, definido como la diferencia entre  $y(n)$  y  $d(n)$ , es minimizado.

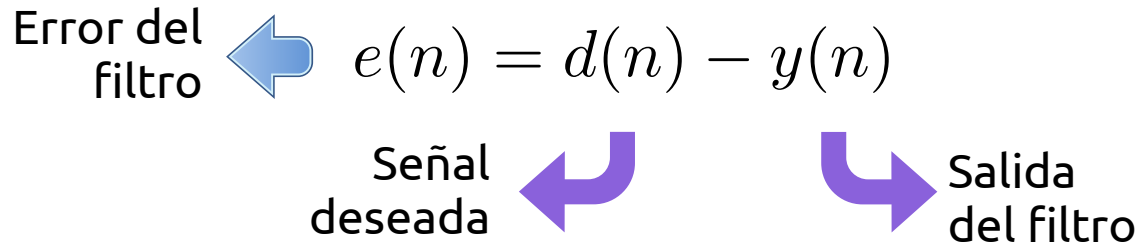
# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

- Para un filtro cualquiera:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{\infty} w_k^* u(n - k)$$

- Y para el esquema planteado:





## Principio de ortogonalidad

- Entonces planteamos la función de costo:

$$J = E[|e(n)|^2] = E[e(n)e^*(n)]$$

- Para minimizarla hay que buscar:  $\nabla_k J = 0$

- En función de los coeficientes del filtro  $w_k = a_k + jb_k$

- Entonces queda:

$$\nabla_k = \frac{\partial}{\partial a_k} + j \frac{\partial}{\partial b_k} \implies \nabla_k J = \frac{\partial J}{\partial a_k} + j \frac{\partial J}{\partial b_k}$$



# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

- Operando un poco...

$$\nabla_k J = E\left[\frac{\partial e(n)}{\partial a_k} e^*(n) + j \frac{\partial e(n)}{\partial b_k} e^*(n) + \frac{\partial e^*(n)}{\partial a_k} e(n) + j \frac{\partial e^*(n)}{\partial b_k} e(n)\right]$$

- Y analizando la fórmula del error y la salida del filtro:

$$\frac{\partial e(n)}{\partial a_k} = -u(n - k)$$

$$\frac{\partial e^*(n)}{\partial a_k} = -u^*(n - k)$$

$$\frac{\partial e(n)}{\partial b_k} = ju(n - k)$$

$$\frac{\partial e^*(n)}{\partial b_k} = -ju^*(n - k)$$

# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

- Entonces:

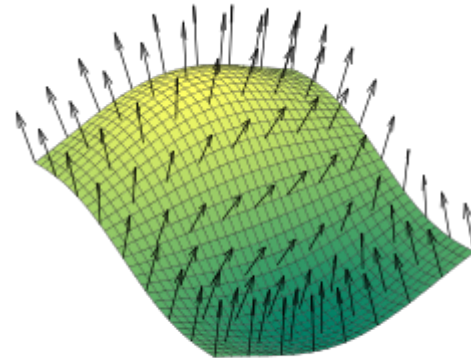
$$\nabla_k J = -2E[u(n-k)e^*(n)]$$

- Y el mínimo error se da cuando:  $\nabla_k J = 0$

- Entonces:

$$E[u(n-k)e_0^*(n)] = 0$$

$$k = 0, 1, 2 \dots$$



# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

$$E[u(n - k) e_0^*(n)] = 0$$
$$k = 0, 1, 2 \dots$$

La condición necesaria y suficiente para que la función costo  $J$  alcance su mínimo valor es que el valor correspondiente al error de estimación  $e_0(n)$  sea ortogonal a cada muestra de entrada que entre en la estimación de la respuesta deseada en el instante  $n$

# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

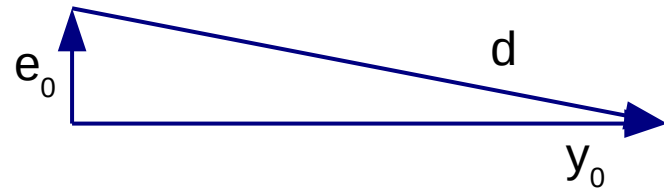
- Relación entre el error y la salida:

$$E[y(n) e^*(n)] = \dots = \sum_{[k=0]}^{\infty} w_k^* E[u(n-k) e^*(n)]$$

- Entonces para el filtro óptimo:

$$E[y_0(n) e_0^*(n)] = 0$$

$$\hat{d}(n/U_n) = y_0(n)$$



¡Es la proyección de la señal deseada sobre el subespacio generado por los datos de entrada!

# Filtrado

## Principio de ortogonalidad: corolario

$$E[y_o(n)e_o^*(n)] = 0$$

Cuando el filtro opera en su condición óptima, la estimación de la respuesta deseada definida por la salida del filtro  $y_o(n)$  y el error correspondiente de estimación  $e_o(n)$  son ortogonales entre sí.

# Filtrado



## Principio de ortogonalidad

- Cotas para el error en el filtro óptimo:

Tenemos:

$$e_0(n) = d(n) - y_0(n) = d(n) - \hat{d}(n/U_n)$$

En particular:

$$d(n) = \hat{d}(n/U_n) + e_0(n)$$

definiendo:

$$J_{min} = E[|e_o(n)|^2]$$

Y por ser ortogonales\*:

$$\sigma_d^2 = \sigma_{\hat{d}}^2 + J_{min}$$

# Filtrado

## Principio de ortogonalidad

- Cotas para el error en el filtro óptimo (cont.):

- Reescribiendo todo:

Error cuadrático medio normalizado  $\epsilon = \frac{J_{min}}{\sigma_d^2} \Rightarrow \epsilon = 1 - \frac{\sigma_{\hat{d}}^2}{\sigma_d^2}$

- En particular:

$$\Rightarrow 0 \leq \epsilon \leq 1$$

¡Perfecta concordancia entre la señal deseada y la salida del filtro!



¡Ninguna concordancia entre la señal deseada y la salida del filtro!



# Filtrado

## Ecuaciones de Wiener-Hopf

- Reescribiendo las ecuaciones en base a lo ya visto:

$$E \left[ u(n-k) \left( d^*(n) - \underbrace{\sum_{i=0}^{\infty} w_{o,i} u^*(n-i)}_{y_o^*(n)} \right) \right] = 0 \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

Coeficientes del filtro óptimo

$e_o^*(n)$



# Filtrado

## Ecuaciones de Wiener-Hopf

• Entonces, operando con la esperanza:

$$k = 0, 1, 2 \dots$$

$$\sum_{i=0}^{\infty} w_{oi} \underbrace{E[u(n-k)u^*(n-i)]}_{\text{Autocorrelación de la entrada}} = \underbrace{E[u(n-k)d^*(n)]}_{\text{Correlación cruzada entre entrada y salida deseada.}}$$

Autocorrelación de la  
entrada



$$r(i-k)$$

Correlación cruzada entre  
entrada y salida deseada.



$$p(-k)$$

# Filtrado

## Ecuaciones de Wiener-Hopf

$$\sum_{i=0}^{\infty} w_{oi} r(i - k) = p(-k) \quad k = 0, 1, 2 \dots$$

# Filtrado

## Filtro de Wiener

- Llevemos todo ahora a un **filtro FIR transversal**:

$$\sum_{i=0}^{M-1} w_{oi} r(i - k) = p(-k)$$

- Pero si llamamos:

$$\mathbf{p} = [p(0), p(-1), \dots, p(1 - M)]^T$$

$$\mathbf{w}_o = [w_{o0}, w_{o1}, \dots, w_{oM-1}]^T$$

- Nos queda:

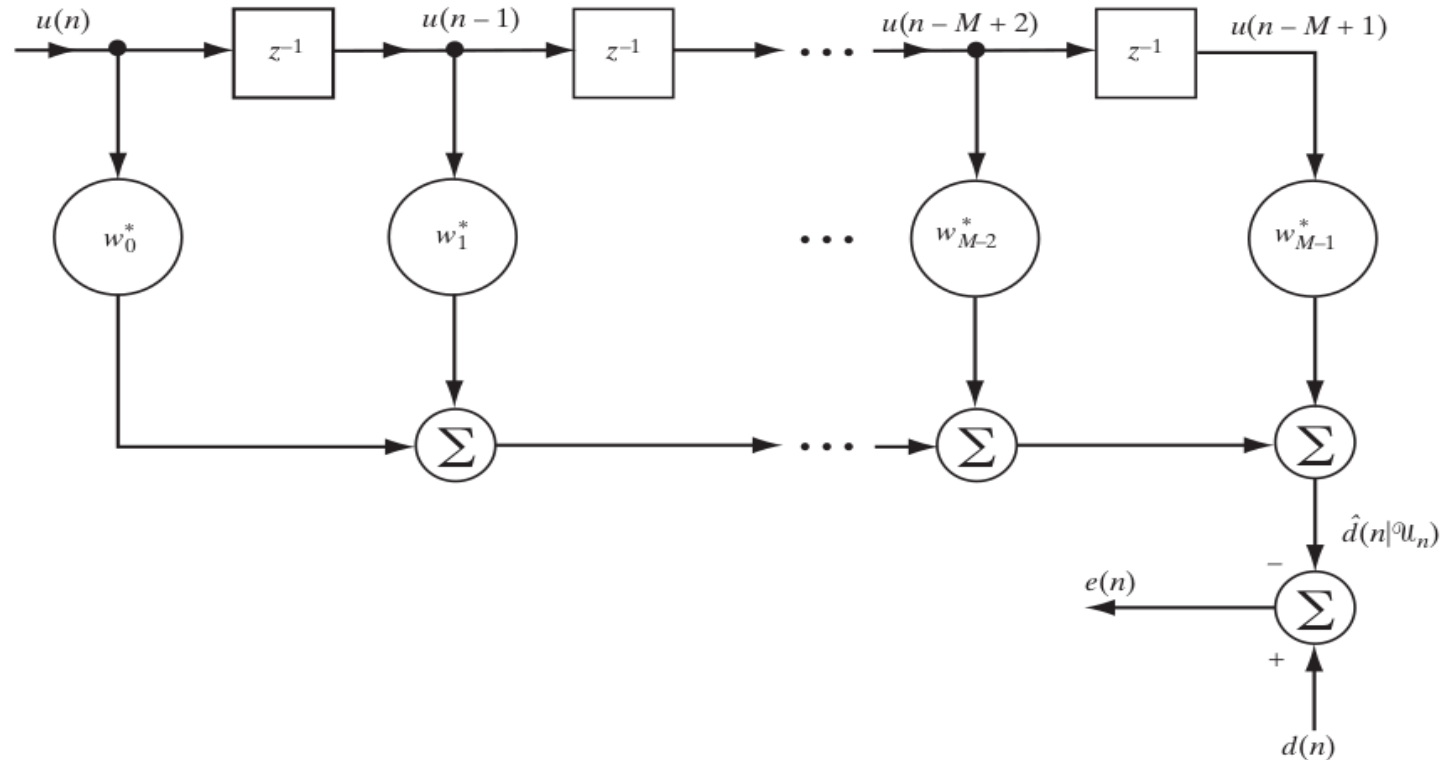
$$\mathbf{R} \mathbf{w}_o = \mathbf{p}$$



$$\mathbf{w}_o = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}$$

# Filtrado

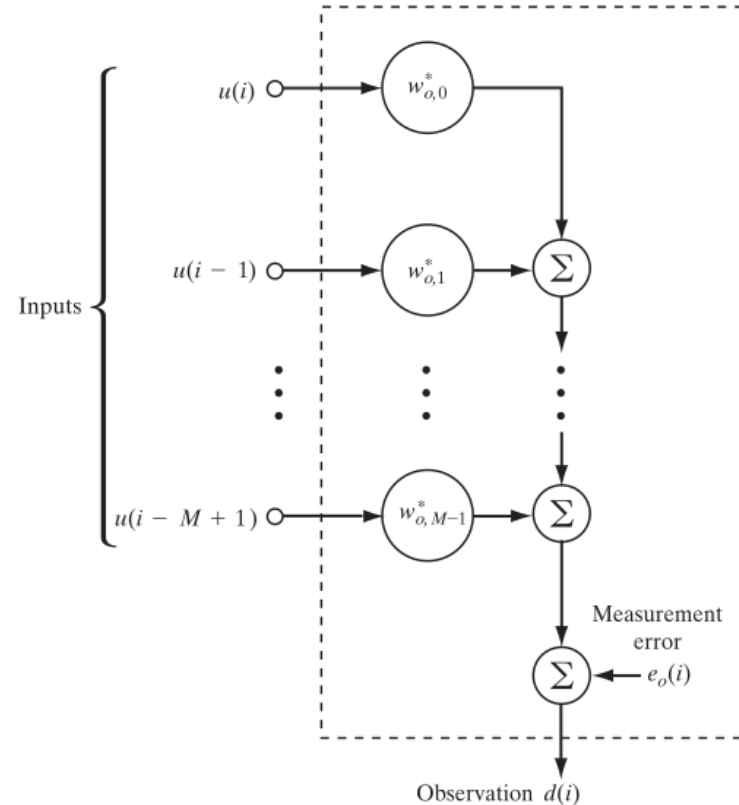
## Filtro de Wiener



# Método de cuadrados mínimos

## Planteo

$$d(i) = \sum_{k=0}^{M-1} w_{ok}^* u(i-k) + e_o(i)$$



# Método de cuadrados mínimos



## Planteo

$$E[e_o(i)] = 0 \quad \forall i$$

Suposición: Ruido AWN

$$E[e_o(i)e_o^*(k)] = \begin{cases} \sigma^2 & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases}$$

$$E[d(i)] = \sum_{k=0}^{M-1} w_{ok}^* u(i-k)$$

# Método de cuadrados mínimos

## Planteo

$$e(i) = d(i) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^* u(i-k)$$

## Función de costo

$$\varepsilon(w_0, \dots, w_{M-1}) = \sum_{i=M}^N |e(i)|^2$$

Operando ....

$$\sum_{i=M}^N u(i-k) e_{min}^*(i) = 0 \quad k = 0, 1, \dots, M-1$$

# Método de cuadrados mínimos

## Ecuaciones normales

$$e_{min}(i) = d(i) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^* u(i-k) \quad k = 0, 1, \dots, M-1$$

$$\sum_{t=0}^{M-1} \hat{w}_t \underbrace{\sum_{i=M}^N u(i-k) u^*(i-t)}_{\phi(t,k)} = \underbrace{\sum_{i=M}^N u(i-k) d^*(i)}_{z(-k)}$$

$$k = 0, 1, \dots, M-1$$



# Método de cuadrados mínimos

## Ecuaciones normales

$$\sum_{t=0}^{M-1} \hat{w}_t \phi(t, k) = z(-k) \quad k = 0, 1, \dots, M-1$$

↑  
Autocorrelación  
temporal de las  
entradas a los taps

↖  
Correlación cruzada  
temporal de las entradas a  
los taps con la función  
deseada

# Método de cuadrados mínimos

## Formulación matricial

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi(0, 0) & \cdots & \phi(M-1, 0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(0, M-1) & \cdots & \phi(M-1, M-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{z} = [z(0), z(-1), \dots, z(-M+1)]^T$$

$$\hat{\mathbf{w}} = [\hat{w}_0, \hat{w}_1, \dots, \hat{w}_{M-1}]^T$$

$$\Phi \hat{\mathbf{w}} = \mathbf{z}$$



$$\hat{\mathbf{w}} = \Phi^{-1} \mathbf{z}$$

# Método de cuadrados mínimos

Por conveniencia, se define

$$\mathbf{A}^H = [\mathbf{u}(M), \quad \mathbf{u}(M + 1), \cdots \mathbf{u}(N)]$$

$$\mathbf{A}^H = \begin{bmatrix} u(M) & \cdots & u(N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u(1) & \cdots & u(N - M + 1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{d}^H = [d(M), \quad d(M + 1), \cdots d(N)]$$

$$\Phi = \mathbf{A}^H \mathbf{A}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}^H \mathbf{d}$$

# Método de cuadrados mínimos

Por conveniencia, se define

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} \hat{\mathbf{w}} = \mathbf{A}^H \mathbf{d}$$

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{d}$$

(\*)

$$\varepsilon_{min} = \mathbf{d}^H \mathbf{d} - \mathbf{d}^H \mathbf{A} (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{d}$$

# Método de cuadrados mínimos

Ejercicio

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} u(2) & u(1) \\ u(3) & u(2) \\ u(4) & u(3) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} d(2) \\ d(3) \\ d(4) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 2 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1/34 \end{bmatrix}$$

Calcular el filtro por mínimos cuadrados y el error cometido

# Muchas Gracias

¿Preguntas?

