Estimación lineal

Procesamiento de señales



Ejercicio 1 Estimador óptimo MMSE

Ejercicio 1: Estimador óptimo MMSE

Considere dos vectores aleatorios, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^N$ e $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^M$, ambos de potencia finita tal que $E[||\mathbf{x}||^2] < \infty$ y $E[||\mathbf{y}||^2] < \infty$. Se propone estimar \mathbf{x} a partir de \mathbf{y} mediante un estimador $\hat{\mathbf{x}} = g(\mathbf{y})$ tal que se minimice el error cuadrático medio (MMSE), de acuerdo a la Ecuación 1. Demuestre que el estimador óptimo es la esperanza condicional $\hat{\mathbf{x}}_{opt} = E[\mathbf{x}|\mathbf{y}]$ Ayuda: considere la propiedad E[z] = E[E[z|y]].

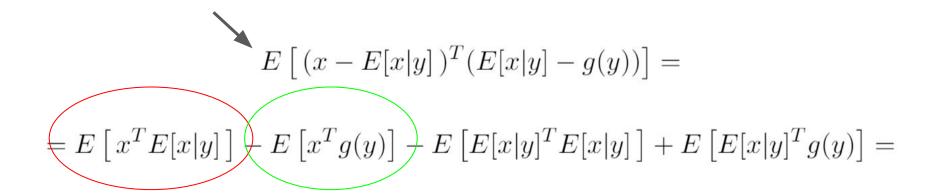
$$\min_{\hat{x}=g(y)} E\left[||x-\hat{x}||^2\right] \tag{1}$$

Ejercicio 1: Estimador óptimo MMSE

$$\min_{\hat{x}=g(y)} E\left[||x-\hat{x}||^2\right] \quad \text{MMSE}$$

$$E\left[||x-\hat{x}||^2\right] = E\left[||x-g(y)||^2\right] = E\left[||x-g(y)+E[x|y]-E[x|y]||^2\right]$$

$$= E\left[\,||x-E[x|y]||^2 + ||E[x|y]-g(y)||^2 + 2\,(x-E[x|y])^T(E[x|y]-g(y))\,\right] =$$
(Ec. 1) Trabajemos con este término



Propiedad:

$$E[z] = E\left[E[z|w]\right] \qquad \Longrightarrow \qquad E\left[x^T E[x|y]\right] = E\left[E\left[x^T E[x|y] \mid y\right]\right]$$

$$= \underbrace{E[E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]\,]} + \underbrace{E[E[\,x^T g(y) \mid y\,]\,]} - E\left[E[x|y]^T E[x|y]\,\right] + E\left[E[x|y]^T g(y)\right] = \underbrace{E[E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]\,]} + \underbrace{E[E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]} + \underbrace{E[E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]\,]} + \underbrace{E[E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]} + \underbrace{E[\,x^T E[x|y] \mid y\,]} + \underbrace{E[\,x^T E[\,x] \mid y\,]} + \underbrace{E[\,x$$

$$\mathbb{E}(X|Y=y) = \int_{\mathcal{X}} x f_{X|Y}(x|Y=y) \; \mathrm{d}x$$

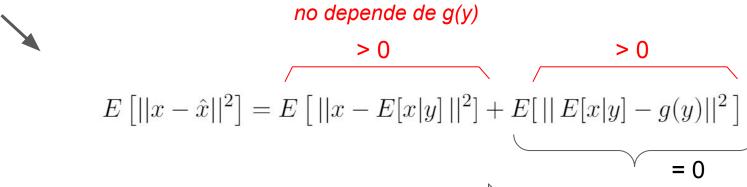
$$= E[E[x^{T}E[x|y] | y]] - E[E[x^{T}g(y) | y]] - E[E[x|y]^{T}E[x|y]] + E[E[x|y]^{T}g(y)] =$$

$$= E[E[x|y]^T E[x|y]] - E[E[x|y]^T g(y)] - E[E[x|y]^T E[x|y]] + E[E[x|y]^T g(y)] = 0$$

Volviendo a la Ec. 1

$$E[||x - \hat{x}||^{2}] = E[||x - E[x|y]||^{2} + ||E[x|y] - g(y)||^{2} + 2(x - E[x|y])^{T}(E[x|y] - g(y))] =$$

$$E[||x - \hat{x}||^{2}] = E[||x - E[x|y]||^{2}] + E[||E[x|y] - g(y)||^{2}] =$$



¿Cómo debo elegir g(y) para que el error sea mínimo?



Debe ser tal que anule este término!

$$g(y) = E[x|y]$$

Mejor estimador MMSE

Ejercicio 2 Estimador lineal MMSE

Dadas dos variables aleatorias $x, y \in \mathbb{R}$, ambos de media nula, se desea estimar x a partir de y mediante un estimador lineal tal que $\hat{x} = a y$, con $a \in \mathbb{R}$. Demuestre que si se utiliza el criterio de optimización minimizando $E[|x - \hat{x}|^2]$ el estimador óptimo resulta:

$$\hat{x} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2} \, y.$$

Función de costo
$$E[|x - \hat{x}|^2] = E[|x - ay|^2] =$$

$$E[(x - ay)(x - ay)^*] = E[xx^* - ayx^* - xy^*a^* + ayy^*a^*] =$$
$$= \sigma_x^2 - 2a\sigma_{xy} + a^2\sigma_y^2$$

Encontramos el valor de a que minimiza la función de costo

$$\frac{d}{da} \left(\sigma_x^2 - 2a\sigma_{xy} + a^2 \sigma_{yy}^2 \right) = -2\sigma_{xy} + 2a\sigma_y^2 = 0$$
$$\sigma_{xy} = a\sigma_y^2$$

$$a = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}$$

$$\hat{x} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2} y$$

Ejercicio 3 Proceso Gaussiano

Sean dos VA $x, y \in \mathbb{R}$ ambas de media nula. Se quiere utilizar el estimador óptimo MMSE tal que $\hat{x} = E[x|y]$. Demuestre que si ambas variables son conjuntamente gaussianas, el estimador óptimo es el estimador lineal.

 $X,Y \sim N(\mathbf{0},\Sigma)$: conjuntamente gaussianas

$$p_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$$

$$p_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)$$

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{XY}(x,y)}{p_Y(y)}$$

Matriz de covarianza definida positiva

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$$

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

 $A^{-1} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$

$$p_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$$

$$|\Sigma| = \sigma_y^2 \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right) \longrightarrow \Sigma^{-1} = \frac{1}{\sigma_y^2 \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)} \begin{bmatrix} \sigma_y^2 & -\sigma_{xy} \\ -\sigma_{xy} & \sigma_x^2 \end{bmatrix}$$

$$p_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right)$$

$$p_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_y \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\sigma_y^2 \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)} \left(\sigma_y^2 x^2 - 2\sigma_{xy} x y + \sigma_x^2 y^2\right)\right)$$

$$p_{XY}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_y \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)} \left[\left(x - \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}y\right)^2 + \left(\frac{\sigma_x^2}{\sigma_y^2} - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^4}\right)y^2\right]\right)$$

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{XY}(x,y)}{p_{Y}(y)} = \frac{\frac{1}{2\pi\sigma_{y}\left(\sigma_{x}^{2} - \frac{\sigma_{xy}^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\sigma_{x}^{2} - \frac{\sigma_{xy}^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)} \left(x - \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_{y}^{2}}y\right)^{2}\right) \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{y^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{y}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{y^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)}$$

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)} \left(x - \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}\right)^2\right)$$

$$X|Y \sim \mathcal{N}\left(\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}y, \, \sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)$$

$$E[x|y] = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}y$$

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{XY}(x,y)}{p_{Y}(y)} = \frac{\frac{1}{2\pi\sigma_{y}\left(\sigma_{x}^{2} - \frac{\sigma_{xy}^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\sigma_{x}^{2} - \frac{\sigma_{xy}^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)} \left(x - \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_{y}^{2}}y\right)^{2}\right) \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{y^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{y}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{y^{2}}{\sigma_{y}^{2}}\right)}$$

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)} \left(x - \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}y\right)^2\right)$$

$$X|Y \sim \mathcal{N}\left(\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2}y, \, \sigma_x^2 - \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_y^2}\right)$$

$$\hat{x} = E[x|y] = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_y^2} y$$

Ejercicio 5 Suavizado Wiener-Hopf con horizonte infinito

Considere dos procesos aleatorios de media cero x(n) y y(n), con función de autocorrelación $R_y(i) = E[y(n)y^*(n-i)]$, ambos conjuntamente ESA $(R_{xy}(i) = E[x(n)y^*(n-i)])$. Se requiere estimar la señal x(n) a partir de observaciones de y(n) mediante coeficientes k_n para el problema de suavizado con horizonte infinito, partiendo del estimador:

$$\widehat{x}(n) = \sum_{m = -\infty}^{+\infty} k_{n-m} y(m) = \sum_{m = -\infty}^{+\infty} k_m y(n - m)$$
(2)

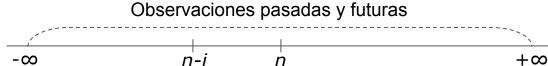
(a) Verifique que los coeficientes óptimos que cumplen la condición MMSE, para la cual se verifica el principio de ortogonalidad $E[e(n)y^*(n-i)] = 0$, donde $e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$, cumplen con la ecuación 3 de Wiener-Hopf.

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_{i-m} R_y(m) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \qquad -\infty \le i \le +\infty$$
 (3)

(b) Dadas $S_y(\omega)$ y $S_{xy}(\omega)$, TDFT de $R_y(i)$ y $R_{xy}(i)$ respectivamente, encuentre una expresión para $K(\omega)$, TDFT de los coeficientes óptimos.

a) Problema de suavizado

$$\{y(m)\}_{m=-\infty}^{+\infty}$$



$$E[e(n)y^*(n-i)] = E[(x(n) - \hat{x}(n))y^*(n-i)] =$$

donde
$$-\infty < i < +\infty$$

$$= E[x(n)y^*(n-i)] - E[\widehat{x}(n)y^*(n-i)] = R_{xy}(i) - E\left[\sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m y(n-m)y^*(n-i)\right] =$$

$$=R_{xy}(i)-\sum_{m=-\infty}^{+\infty}k_mE[y(n-m)y^*(n-i)]=R_{xy}(i)-\sum_{m=-\infty}^{+\infty}k_mR_y(i-m)=0$$

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m)$$
 ; $-\infty \le i \le +\infty$

b)

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \quad -\infty \le i \le +\infty \quad \xrightarrow{\text{TDFT}} \quad S_{xy}(\omega) = K(\omega)S_y(\omega)$$

Donde

$$S_{xy}(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} R_{xy}(n)e^{-j\omega n} \qquad S_{y}(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} R_{y}(n)e^{-j\omega n} \qquad K(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} k_{m}e^{-j\omega n}$$

$$K(\omega) = \frac{S_{xy}(\omega)}{S_y(\omega)}$$

Ejercicio 6 Filtrado Wiener-Hopf con horizonte infinito

Suponiendo los procesos x(n) e y(n) del ejercicio anterior, se puede definir el problema de filtrado con horizonte infinito, según ecuación 4 con coeficientes k_n .

$$\widehat{x}(n) = \sum_{m = -\infty}^{n} k_{n-m} y(m) = \sum_{m = 0}^{+\infty} k_m y(n - m)$$
(4)

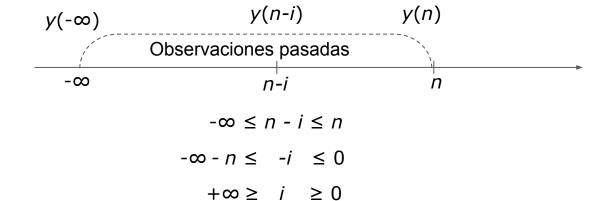
(a) Justifique que para el el problema de filtrado, la ecuación de Wiener-Hopf satisface la ecuación 5 para i > 0.

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=-\infty}^{n} k_{i-m} R_y(m) = \sum_{m=0}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \qquad 0 \le i \le +\infty$$
 (5)

a) Problema de filtrado $\{y(m)\}_{m=-\infty}^n$

ppio. de ortogonalidad

$$E[e(n)y^*(n-i)] = 0$$



$$0 \le i \le +\infty$$

a) Problema de filtrado $\{y(m)\}_{m=-\infty}^n$

$$E[e(n)y^*(n-i)] = E[(x(n) - \hat{x}(n))y^*(n-i)] =$$

donde $0 \le i \le +\infty$

$$= E[x(n)y^*(n-i)] - E[\widehat{x}(n)y^*(n-i)] = R_{xy}(i) - E\left[\sum_{m=0}^{+\infty} k_m y(n-m)y^*(n-i)\right] =$$

$$=R_{xy}(i)-\sum_{m=0}^{+\infty}k_mE[y(n-m)y^*(n-i)]=R_{xy}(i)-\sum_{m=0}^{+\infty}k_mR_y(i-m)=0$$

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=0}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \qquad ; \quad 0 \le i \le +\infty$$

(b) Se puede reescribir la ecuación 5 redefiniendo $k_m \forall m \pmod{k_m} = 0$ para m < 0 de modo tal de expresarla como una convolución. Sin embargo, no es posible resolver los coeficientes del mismo modo que en el caso de suavizado, debido a que no está definida para todo i. Se introduce entonces la siguiente definición:

$$g(i) \triangleq R_{xy}(i) - \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \qquad -\infty \le i \le +\infty$$
 (6)

donde g(i) es una secuencia estrictamente anticausal $(g(i) = 0 \ \forall i \geq 0)$.

A partir de la ecuación 6, válida $\forall i$, demuestre que se cumple la ecuación 7. Para ello asuma que se admite la factorización espectral $S_y(z) = \alpha L(z) L^*(z^{-*})$, con L(z) de fase mínima (todos sus polos/ceros dentro del circulo unitario) y α una constante, donde $S_y(z)$ no debe tener ceros sobre el circulo unitario.

$$\frac{G(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} = \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} - K(z)L(z)$$
 (7)

Justifique porqué $TZ^{-1}\left\{\frac{G(z)}{\alpha L^*(z^{-*})}\right\}$ es estrictamente anticausal y $TZ^{-1}\left\{K(z)L(z)\right\}$ causal.

b)

$$R_{xy}(i) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m)$$
 $0 \le i \le +\infty$ La ecuación de Wiener-Hopf se cumple sólo para $i \ge 0$

Se define una secuencia estrictamente anticausal para definir todo el rango de i

$$g(i) \triangleq R_{xy}(i) - \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m) \qquad -\infty \leq i \leq +\infty$$

$$g(i)=0$$
; $i \geq 0$

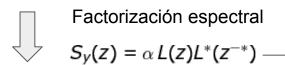
Podemos aplicar la Tz a esta ecuación para todo i

b)

$$g(i) \triangleq R_{xy}(i) - \sum_{m=-\infty}^{+\infty} k_m R_y(i-m)$$

$$\downarrow TZ$$

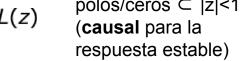
$$G(z) = S_{xy}(z) - K(z)S_y(z)$$



$$G(z) = S_{xy}(z) - K(z) \alpha L(z) L^*(z^{-*})$$



polos/ceros $\subset |z| < 1$ (causal para la respuesta estable)







$$\frac{G(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} = \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} - K(z)L(z)$$

- b)
- G(z) Anticausal por definición
- L(z) Causal para la solución estable (ya que es de fase mínima)
- $L^*(z^{-*})$ Anticausal para la solución estable (recíproco de L(z))
- $K(z) = \sum_{m=0}^{+\infty} k_m z^{-m}$ Causal ya que para el problema de filtrado se define $k_m = 0$ con m<0.

$$\frac{G(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} = \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} - \underbrace{K(z)L(z)}_{\text{causal}}$$

(c) Demuestre que si se define el operador $\{F(z)\}_+$ como la parte causal de $TZ^{-1}\{F(z)\}$, la transformada-z de los coeficientes del filtro óptimo K(z) se puede expresar como:

$$K(z) = \frac{1}{L(z)} \left\{ \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} \right\}_{+}$$
 (8)

$$\frac{G(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} = \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} - K(z)L(z)$$
causal

$$\{F(z)\}_{+} = \sum_{n=0}^{+\infty} f(n)z^{-n}$$
 Definimos el operador $\{.\}_{+}$ para quedarnos con la parte causal de la secuencia $f(n)$

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

Transformada-z de los coeficientes del filtro

Factorización Espectral

Factorización espectral canónica

- En general, obtener la factorización espectral de un proceso es una tarea compleja. Sin embargo, cuando el proceso es tal que S(z) es una funcion racional de z, la factorización queda determinada por sus polos y ceros.
- S(z) por ser la transformada de una secuencia real y par, cumple con

$$S(z) = S^*(z^{-*})$$

Luego, si p es un polo/cero, p^{-*} también lo es.

• Si S(z) es una función racional de z, entonces tiene la forma:

$$S(z) = \alpha \frac{\prod_{i=1}^{m} (z - z_i)(z^{-1} - z_i^*)}{\prod_{i=1}^{n} (z - p_i)(z^{-1} - p_i^*)} \qquad |z_i|, |p_i| < 1, \quad \alpha > 0.$$

• Para armar L(z), retenemos los ceros y polos estables de S(z)

$$L(z) = z^{n-m} \frac{\prod_{i=1}^{m} (z - z_i)}{\prod_{i=1}^{n} (z - p_i)}$$

$$L(z) = 1 + \sum_{i=1}^{\infty} l_i z^{-i}$$

Sea la transformada-z S(z) de una función de autocorrelación dada, expresada en la ecuación 9. Encuentre la factorización espectral de S(z).

$$S(z) = 2z^{-1} + 5 + 2z (9)$$

$$S(z) = 2z^{-1} + 5 + 2z$$
 Partimos de la hipótesis que $S(z)$ admite factorización espectral

$$S(z) = (2 + 5z + 2z^{2})z^{-1} = 2(1 + \frac{5}{2}z + z^{2})z^{-1} = 2(z + 2)\underbrace{(z + \frac{1}{2})z^{-1}}_{L(z)} = 2(z + 2)(1 + \frac{1}{2}z^{-1})$$

$$L^*(z^{-*}) = (1 + \frac{1}{2}z^*)^* = 1 + \frac{1}{2}z$$

Elegimos L(z) tal que sea de fase mínima (n=0, m=1)

$$S(z) = 2(z+2)(1+\frac{1}{2}z^{-1}) = 4(1+\frac{1}{2}z^{-1})(1+\frac{1}{2}z) = \alpha L(z)L^*(z^{-*})$$

$$L(z) = 1 + \frac{1}{2}z^{-1}$$

$$\alpha$$
 = 4

Suponga un proceso con autocorrelación R(i), cuya transformada-z S(z) responde a la ecuación 10, con |a| < 1. Encuentre la factorización espectral L(z) de S(z).

$$S(z) = \frac{(1-a^2)}{(1-az^{-1})(1-az)} \tag{10}$$

$$S(z) = \frac{1 - a^2}{(1 - az^{-1})(1 - az)} = (1 - a^2) \frac{1}{(1 - az^{-1})} \frac{1}{(1 - az)}$$

$$L(z) = \frac{1}{(1 - az^{-1})} = z / (z-a)$$

Está elección es de fase mínima ya que |a|<1

$$L^*(z^{-*}) = \frac{1}{(1-az)}$$

$$\alpha = 1 - a^2$$

Sea un sistema ARMA, cuya entrada u(n) es un proceso blanco de media cero de varianza σ_u^2 y salida y(n), que responde a la siguiente ecuación de coeficientes reales:

$$y(n) = 0.7y(n-1) - 0.1y(n-2) + u(n-1) - 0.5u(n-2)$$
(11)

- (a) Determine la transferencia H(z) del sistema.
- (b) Encuentre la transformada $S_y(z)$ de autocorrelación del proceso de salida y(n).
- (c) Determine la factorización espectral de $S_y(z)$.

$$y(n) = 0.7y(n-1) - 0.1y(n-2) + u(n-1) - 0.5u(n-2)$$

$$Y(z) - 0.7 Y(z)z^{-1} + 0.1 Y(z)z^{-2} = U(z)z^{-1} - 0.5 U(z)z^{-2}$$

$$u(n) \longrightarrow H(z) \longrightarrow y(n)$$

a)
$$H(z) = \frac{z^{-1} - 0.5 z^{-2}}{1 - 0.7 z^{-1} + 0.1 z^{-2}} = \frac{(z - 0.5)}{z^2 - 0.7 z + 0.1}$$

b)
$$S_{y}(z) = \sigma_{u}^{2}H(z)H(z^{-1}) = \sigma_{u}^{2} \frac{(z-0.5)}{(z^{2}-0.7z+0.1)} \frac{(z^{-1}-0.5)}{(z^{-2}-0.7z^{-1}+0.1)}$$

c)
$$S_{y}(z) = \sigma_{u}^{2}H(z)H(z^{-1}) = \underbrace{\sigma_{u}^{2}}_{\alpha} \underbrace{\frac{(z-0.5)}{(z^{2}-0.7z+0.1)}}_{L(z)} \underbrace{\frac{(z^{-1}-0.5)}{(z^{-2}-0.7z^{-1}+0.1)}}_{L^{*}(z^{-*})}$$

$$L(z) = \frac{(z - 0.5)}{(z^2 - 0.7z + 0.1)}$$
 L(z) es de fase mínima (polos/ceros dentro del círculo unitario) (polos en 0.2 y 0.5)

$$L^*(z^{-*}) = \frac{(z^{-1} - 0.5)}{(z^{-2} - 0.7z^{-1} + 0.1)}$$

$$\alpha = \sigma_u^2$$

Sea una función en el dominio z que posee la sigueinte transferencia:

$$F(z) = \frac{4z+3}{z^2 + \frac{7}{3}z + +\frac{2}{3}}$$

- (a) Encuentre la descomposición en fracciones parciales de F(z).
- (b) Encuentre la parte causal de $TZ^{-1}\{F(z)\}$ aplicando el operador $\{.\}_+$

$$F(z) = \frac{4z+3}{z^2 + \frac{7}{3}z + \frac{2}{3}}$$

Observación: para hallar las fracciones parciales expresar las raíces en términos potencias positivas (zk)

$$F(z) = \frac{4z+3}{(z+2)(z+\frac{1}{3})} \qquad \qquad F(z) = \frac{A}{z+2} + \frac{B}{z+\frac{1}{3}}$$

$$\qquad \qquad \Box \qquad \qquad \\$$

$$F(z) = \frac{A}{z+2} + \frac{B}{z+\frac{1}{3}}$$

$$A = F(z)(z+2)|_{z=-2} = \frac{4z+3}{z+\frac{1}{3}}\Big|_{z=-2} = 3$$

$$A = F(z)(z+2)|_{z=-2} = \frac{4z+3}{z+\frac{1}{3}}\Big|_{z=-2} = 3 \qquad B = F(z)(z+\frac{1}{3})|_{z=-\frac{1}{3}} = \frac{4z+3}{z+2}\Big|_{z=-\frac{1}{3}} = 1$$

$$F(z) = \frac{1}{z}$$

$$F(z) = \frac{3}{z+2} + \frac{1}{z+\frac{1}{3}}$$

Operador de Parte Causal (para términos de polos simples o múltiples)

$$\left\{\frac{1}{(z-z_i)^i}\right\}_+ = \left\{\frac{\frac{1}{(z-z_i)^i} |z_i| < 1}{\frac{1}{(-z_i)^i} |z_i| > 1}\right\}$$

$$F(z) = \frac{3}{z+2} + \frac{1}{z+\frac{1}{3}}.$$

Parte Causal

$${F(z)}_{+} = 3\left\{\frac{1}{z+2}\right\}_{+} + \left\{\frac{1}{z+\frac{1}{3}}\right\}_{+}$$

$$=3\frac{1}{2}+\frac{1}{z+\frac{1}{3}}=\frac{3}{2}\frac{z+1}{z+\frac{1}{3}}$$

Sea una función en el dominio z que posee la siguiente transferencia:

$$F(z) = \frac{2}{3} \frac{z^2 + 4z + 1}{z^2 + \frac{5}{2}z + 1}$$

- (a) Encuentre la descomposición en fracciones parciales de F(z).
- (b) Encuentre la parte causal de $TZ^{-1}\{F(z)\}$ aplicando el operador $\{.\}_+$.

a)
$$F(z) = \frac{2}{3} \frac{z^2 + 4z + 1}{z^2 + \frac{5}{2}z + 1}$$

Expresamos F(z) en fracciones parciales

Primero, necesitamos un numerador con grado menor que el denominador. Expresamos como fracción mixta:

$$F(z) = \frac{2}{3} \left(1 + \frac{\frac{3}{2}z}{z^2 + \frac{5}{2}z + 1} \right)$$

$$F(z) = \frac{2}{3} + \frac{z}{(z + \frac{1}{2})(z + 2)}$$

$$F(z) = \frac{2}{3} - \frac{\frac{1}{3}}{z + \frac{1}{2}} + \frac{\frac{4}{3}}{z + 2}$$

b)
$$F(z) = \frac{2}{3} + \frac{z}{(z + \frac{1}{2})(z + 2)} = \frac{2}{3} - \frac{\frac{1}{3}}{z + \frac{1}{2}} + \frac{\frac{4}{3}}{z + 2}$$

Aplicamos el operador de causalidad

$${F(z)}_{+} = \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \frac{1}{z + \frac{1}{2}} + \frac{4}{3} \frac{1}{2} = \frac{1}{3} \frac{4z + 1}{z + \frac{1}{2}}$$

$${F(z)}_{+} = \frac{1}{3} \frac{4z+1}{z+\frac{1}{2}}$$

Suponga una señal aleatoria x(n), con autocorrelación $R_x(i) \xrightarrow{TZ} S_x(z) = -2z^{-1} + 2 - 2z$, perturbada por ruido blanco de media cero v(n) y varianza $\sigma_v^2 = 3$, obteniéndose el proceso y(n) = x(n) + v(n). Encuentre los coeficientes del filtro óptimo MMSE para la estimación de x(n) a partir de las observaciones y(n).

Queremos hallar K(z) haciendo la factorización espectral de $S_y(z)$ y aplicando el operador de causalidad

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

Necesitamos hallar:

- $S_{xy}(z)$
- L(z)
- \bullet α

$$\begin{cases} y(n) = x(n) + v(n) \\ \sigma_v^2 = 3 \\ S_x(z) = -2z^{-1} + 2 - 2z \end{cases}$$

$$S_y(z) = S_x(z) + \sigma_v^2$$



$$y(n)$$
 $x(n)$
 $y(n)$

$$S_{y}(z) = -2z^{-1} + 2 - 2z + 3 =$$

$$= -2z^{-1} + 5 - 2z = -2z^{-1}(1 - \frac{5}{2}z + z^{2}) =$$

$$= -2z^{-1}(z - 0.5)(z - 2) = (z^{-1} - 2)(z - 2)$$

TZ
$$| S_{xy}(i) = E[x(n)(x^*(n+i) + v^*(n+i))] = E[x(n)x^*(n+i)] = R_x(i)$$

$$| S_{xy}(z) = S_x(z) = -2z^{-1} + 2 - 2z$$

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

$$S_y(z) = (z^{-1} - 2)(z - 2) = 2.(0.5z^{-1} - 1).2(0.5z - 1) = 4.(1 - 0.5z^{-1}).(1 - 0.5z)$$

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

Coeficientes del filtro

$$K(z) = \frac{1}{L(z)} \left\{ \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} \right\} = \frac{1}{L(z)} \left\{ \frac{S_y(z) - \sigma_v^2}{\alpha L^*(z^{-*})} \right\}_+ = \frac{1}{\alpha L(z)} \left\{ \alpha L(z) - \frac{\sigma_v^2}{L^*(z^{-*})} \right\}_+$$

$$=\frac{1}{\alpha L(z)}\left\{\alpha L(z)-\sigma_{v}^{2}\left\{\frac{1}{L^{*}(z^{-*})}\right\}_{+}\right\} = 1-\frac{\sigma_{v}^{2}}{\alpha}\frac{1}{L(z)}$$

$$K(z) = \frac{1}{L(z)} \left\{ \frac{S_{xy}(z)}{\alpha L^*(z^{-*})} \right\}_{+} = 1 - \frac{\sigma_v^2}{\alpha} \frac{1}{L(z)}$$

$$K(z) = 1 - \frac{3}{4} \frac{1}{(1 - \frac{1}{2}z^{-1})} = \frac{1}{4} \frac{(1 - 2z^{-1})}{(1 - \frac{1}{2}z^{-1})}$$