

EXERCICE 1 :

$$x(t) = B + A \cos(2\pi f_0 t + \phi)$$

$$\text{moyenne: } E[x(t)] = E[B] + E[A] E[\cos(2\pi f_0 t + \phi)]$$

(indépendance entre A et ϕ).

Il faut déterminer

$$E[\cos(2\pi f_0 t + \phi)] \quad \text{où } \phi \text{ est uniforme sur } [0, 2\pi]$$

$$= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \cos(2\pi f_0 t + \phi) d\phi \quad p(\phi) = \frac{1}{2\pi} \text{ pour } \phi \in [0, 2\pi].$$

$$= 0 \quad (\text{intégrale d'un cos sur une période}).$$

Il reste alors

$$E[x(t)] = m_B + m_A \cdot 0 = m_B$$

autocorrélation:

$$R_{xx}(\tau) = E[x(t)x(t-\tau)]$$

$$= E[(B + A \cos(2\pi f_0 t + \phi))(B + A \cos(2\pi f_0(t-\tau) + \phi))]$$

$$= E[B^2 + AB \cos(2\pi f_0 t + \phi) + AB \cos(2\pi f_0(t-\tau) + \phi) + A^2 \cos(2\pi f_0 t + \phi) \cos(2\pi f_0(t-\tau) + \phi)].$$

$$+ E[\cos(2\pi f_0 t + \phi) \cos(2\pi f_0(t-\tau) + \phi)]$$

$$= E\left[\frac{1}{2} \cos(2\pi f_0(t-\tau) + 2\phi) + \frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 \tau)\right]$$

$$= \frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 \tau)$$

avec $E[\cos(\dots + k\phi)] = 0$

En utilisant en plus l'indépendance entre A, B et ϕ , il reste:

$$R_{xx}(\tau) = E[B^2] + E[A]E[B]E[\cos(\dots)] + E[A]E[B]E[\cos(\dots)] + E[A^2]E[\cos(\dots)\cos(\dots)]$$

$$R_{xx}(\tau) = e_B^2 + \frac{e_A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau).$$

Le moment d'ordre 1 ne dépend pas du temps et le moment d'ordre 2 (autocorrélation) ne dépend que du retard: le signal aléatoire est faiblement stationnaire d'ordre 2.

EXERCICE 2 :

$$\text{moyennes: } E[y(n)] = E[x(n)] E[\cos(2\pi f_0 n + \phi)]$$

par indépendance entre $x(n)$ et ϕ .

$$= m_x \cdot 0 \quad (\text{c.f. exercice 1}).$$

$$E[z(n)] = m_x \cdot 0 = 0$$

autocorrélation:

$$E[y(n)y(n-r)] = E[x(n)x(n-r)] \times E[\cos(2\pi f_0 n + \phi) \cos(2\pi f_0(n-r) + \phi)]$$

$$\text{soit } R_y(r) = R_x(r) \cdot \frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 r).$$

$$E[z(n)z(n-r)] = E[x(n)x(n-r)] \times E[\cos(2\pi f_0 + \lambda)n + \phi) \cos(2\pi f_0 + \lambda)(n-r) + \phi)]$$

$$\text{et } R_z(r) = \frac{1}{2} R_x(r) \cos(2\pi(f_0 + \lambda)r).$$

Les moments d'ordre 1 sont indépendants de n, les autocorrélation ne dépendent que du retard r: les signaux $y(n)$ et $z(n)$ sont faiblement stationnaires du second ordre.

signal $y(n) + z(n)$:

$$\text{moyenne : } E[y(n) + z(n)] = E[y(n)] + E[z(n)] = 0$$

autocorrélation :

$$\begin{aligned} R_{y+z}(n, k) &= E[(y(n) + z(n))(y(n-k) + z(n-k))] \\ &= R_y(k) + R_{yz}(n, k) + R_{zy}(n, k) + R_z(k) \end{aligned}$$

Les autocorrélations $R_y(k)$ et $R_z(k)$ ont déjà été calculées et on a constaté qu'elles ne dépendent que de k (stationnarité). Il reste à déterminer $R_{yz}(n, k)$ et $R_{zy}(n, k)$.

$$\begin{aligned} R_{yz}(n, k) &= E[y(n)z(n-k)] \\ &= E[x(n) \cos(2\pi f_0 n + \phi) x(n-k) \cos(2\pi f_0 (n-k) + \lambda)] \\ &= E[x(n)x(n-k)] E[\cos(\dots) \cos(\dots)] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &E[\cos(2\pi f_0 n + \phi) \cos(2\pi f_0 (n-k) + \lambda)] \\ &= \frac{1}{2} E[\cos(2\pi f_0 (2n-k) + 2\pi \lambda (n-k) + 2\phi)] \\ &\quad + \frac{1}{2} E[\cos(2\pi f_0 k - 2\pi \lambda (n-k))] \\ &= 0 + \frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 k - 2\pi \lambda (n-k)) \end{aligned}$$

$$\text{soit } R_{yz}(n, k) = \frac{1}{2} R_x(k) \cos(2\pi f_0 k - 2\pi \lambda (n-k)).$$

De la même manière,

$$R_{zy}(n, k) = \frac{1}{2} R_x(k) \cos(2\pi f_0 k + 2\pi \lambda n).$$

$$\begin{aligned} \text{Enfin, } R_{yz}(n, k) + R_{zy}(n, k) &= \frac{1}{2} R_x(k) [\cos(2\pi f_0 k - 2\pi \lambda (n-k)) + \cos(2\pi f_0 k + 2\pi \lambda n)] \\ &= R_x(k) \cos(2\pi f_0 k + \pi \lambda k) \cos(2\pi \lambda n - \pi \lambda k) \end{aligned}$$

L'autocorrélation $R_{y+z}(n, k)$ dépend à la fois de n et k : le signal n'est pas stationnaire à l'ordre 2.

EXERCICE 3 :

Prediction linéaire ; On cherche la valeur de a qui minimise l'erreur quadratique moyenne :

$$\begin{aligned} \hat{a} &= \text{Arg min}_a E[|\hat{x}(n) - x(n)|^2] \\ &= \text{Arg min}_a E[|ax(n-1) - x(n)|^2] \end{aligned}$$

où Arg min_a signifie « argument du minimum de... par rapport à ». Il faut donc rechercher le min par rapport à a de $E[|x(n) - ax(n-1)|^2] = \mathcal{J}$

En développant :

$$\begin{aligned} \mathcal{J} &= E[|x(n)|^2] - 2a E[x(n)x(n-1)] + a^2 E[|x(n-1)|^2] \\ (\text{on a supposé que } x(\cdot) \text{ et } a \text{ sont réels}) \\ \mathcal{J} &= R_x(0) - 2a R_x(1) + a^2 R_x(0) \end{aligned}$$

Le minimum est atteint pour \hat{a} tel que

$$\left. \frac{d\mathcal{J}}{da} \right|_{a=\hat{a}} = 0, \quad (\text{c'est bien un min puisque } \mathcal{J} \text{ est convexe - quadratique - en } a.)$$

soit

$$-2\hat{a} R_x(1) = -2\hat{a} R_x(0) \rightarrow \hat{a} = \frac{R_x(1)}{R_x(0)}$$

Pour cette valeur, on a $\mathcal{J} = R_x(0) - \frac{R_x(1)^2}{R_x(0)}$.

Prediction \hat{x} à partir de p valeurs :

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^p a_i x(n-i)$$

On écrit cette relation sous forme vectorielle

$$\hat{x}(n) = \underline{a}^T \underline{x}(n-1)$$

avec

$$\underline{a}^T = [a_1, a_2, \dots, a_p]$$

$$\underline{x}(n-1) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-p)].$$

L'erreur quadratique est alors

$$\xi = E[|x(n) - \underline{a}^T \underline{x}(n-1)|^2] = E[|x(n) - \underline{x}(n-1) \underline{a}|^2]$$

En dérivant la forme quadratique par rapport à \underline{a} , il vient:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \xi}{\partial \underline{a}} &= E[-2 \underline{x}(n-1) (x(n) - \underline{a}^T \underline{x}(n-1))] \\ &= E[-2 \underline{x}(n-1) (x(n) - \underline{x}(n-1) \underline{a})] \\ &= -2 \underline{R}_x + 2 \underline{R}_x \underline{a} \end{aligned}$$

avec $\underline{R}_x^T = [E[x(n)x(n-1)], \dots, E[x(n)x(n-p)]]$
 $= [R_x(1), \dots, R_x(p)]$

$$\underline{R}_x = \begin{bmatrix} R_x(0) & \dots & R_x(p-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_x(1-p) & \dots & R_x(0) \end{bmatrix}$$

Il reste alors

$$\hat{\underline{a}} = \underline{R}_x^{-1} \underline{R}_x$$

Rem: on retrouve bien le résultat précédent dans le cas scalaire. ($a = R_x(1)/R_x(0)$).

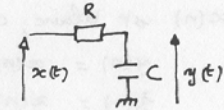
Erreur min: en développant ξ , on obtient

$$\begin{aligned} \xi &= R_x(0) - 2 \underline{R}_x^T \underline{a} + \underline{a}^T \underline{R}_x \underline{a} \\ &= R_x(0) - 2 \underline{R}_x^T \underline{R}_x^{-1} \underline{R}_x + \underline{R}_x^T \underline{R}_x^{-1} \underline{R}_x \underline{R}_x^{-1} \underline{R}_x \\ &= R_x(0) - \underline{R}_x^T \underline{R}_x \underline{R}_x \end{aligned}$$

en tenant compte de $\underline{R}_x^T = \underline{R}_x$ (matrice symétrique).

Exercice 4:

Un filtre passe bas RC possède la fonction de transfert



$$H(f) = \frac{1}{1 + j2\pi RCf}$$

La moyenne en sortie est donnée par

$$E[y(t)] = E[x(t)] \cdot H(0) = m_x \cdot 1 = m_x$$

La densité spectrale de puissance en sortie est

$$S_{yy}(f) = S_{xx}(f) \cdot |H(f)|^2$$

$$S_{yy}(f) = \frac{N_0}{2} \cdot \frac{1}{1 + 4\pi^2(RC)^2 f^2}$$

On en déduit la puissance:

$$P_y = \int_{-\infty}^{+\infty} S_{yy}(f) df$$

$$\begin{aligned} \text{on a } \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{1+a^2 f^2} df &= b^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{b^2 + f^2} df = \left[b^2 \frac{1}{b} \text{Arc tg } \frac{f}{b} \right]_{-\infty}^{+\infty} \\ a &= 2\pi RC & b &= 1/a \\ & & &= \frac{1}{a} \left[\text{Arc tg } a f \right]_{-\infty}^{+\infty} = \frac{1}{a} \left(\frac{\pi}{2} - -\frac{\pi}{2} \right) = \frac{\pi}{a} \end{aligned}$$

Soit finalement: $P_y = \frac{N_0}{2} \cdot \frac{1}{2RC} = \frac{N_0}{4RC}$

bande équivalente:

$$P_y = \frac{N_0}{2} \int_{-B}^{+B} |H(f)|^2 df = N_0 B H^2(0)$$

$$B = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} |H(f)|^2 df / 2 H(0)^2}{6/9} = 1/4RC$$

Exercice 5 :

$x(n)$ est blanc, centré, de puissance moyenne σ_x^2 .

$$y(n) = x(n) + b x(n-1)$$

$$z(n) = x(n) + a z(n-1)$$

moyennes:

$$E[y(n)] = E[x(n)] + b E[x(n-1)] = 0 + b \cdot 0 = 0$$

$$E[z(n)] = E[x(n)] + a E[z(n-1)]$$

$$m_z = 0 + a \cdot m_z$$

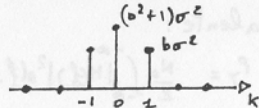
or $a \neq 1$ ($a < 1$ pour stabilité) $\rightarrow m_z = 0$

autocorrélations:

$$\begin{aligned} R_{yy}(k) &= E[y(n)y(n-k)] \\ &= E[(x(n) + bx(n-1))(x(n-k) + bx(n-k-1))] \\ &= R_{xx}(k) + b R_{xx}(k+1) + b R_{xx}(k-1) + b^2 R_{xx}(k) \\ &= (b^2 + 1) R_{xx}(k) + b [R_{xx}(k-1) + R_{xx}(k+1)] \end{aligned}$$

$x(n)$ est blanc $\rightarrow R_{xx}(l)$ n'existe que pour $l=0$
 $R_{xx}(l) = \sigma_x^2 \delta(l) = \sigma_x^2$ si $l=0$
 $= 0$ pour $l \neq 0$

$$\begin{aligned} \text{D'où } R_{yy}(0) &= (b^2 + 1) \sigma_x^2 \\ R_{yy}(1) &= R_{yy}(-1) = b R_{xx}(0) = b \sigma_x^2 \\ R_{yy}(k) &= 0 \text{ pour } |k| > 1 \end{aligned}$$



7/9

$$\begin{aligned} R_{zz}(k) &= E[z(n)z(n-k)] = E[(x(n) + a z(n-1))z(n-k)] \\ &= R_{xz}(k) + a R_{zz}(k-1) \end{aligned}$$

Évaluons $R_{xz}(k)$

$$\begin{aligned} R_{xz}(k) &= E[x(n)z(n-k)] \\ &= E[x(n+k)z(n)] \end{aligned}$$

$z(n)$ ne dépend que des valeurs précédentes de $x(n)$, donc pour $k > 0$, $R_{xz}(k) = 0$,

donc

$$R_{zz}(k) = a R_{zz}(k-1) \quad k > 0$$

$$R_{zz}(0) = R_{xz}(0) + a R_{zz}(-1)$$

or $R_{zz}(-1) = R_{zz}(1)$ par parité de l'autocorrélation,
 $= a R_{zz}(0)$

$$\begin{aligned} R_{xz}(0) &= E[x(n)(x(n) + a z(n-1))] \\ &= \sigma_x^2 + a \underbrace{R_{xz}(1)}_0 = \sigma_x^2 \end{aligned}$$

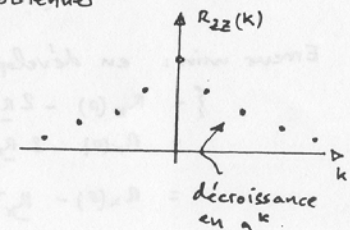
$$\text{d'où } R_{zz}(0) = \sigma_x^2 + a^2 R_{zz}(0) \rightarrow R_{zz}(0) = \frac{\sigma_x^2}{1-a^2}$$

Enfin, à partir de $R_{zz}(k) = a R_{zz}(k-1)$,

$$R_{zz}(k) = a^k \frac{\sigma_x^2}{1-a^2} \quad k > 0$$

Les valeurs pour $k < 0$ sont obtenues par symétrie

$$R_{zz}(k) = a^{|k|} \frac{\sigma_x^2}{1-a^2}$$



8/9

Exercice 6 :

variance de $x(t)$:

$$E[x^2(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S_{xx}(f) df = \int_{-\frac{B}{2}}^{\frac{B}{2}} 1 df = B$$

$$\sigma_x^2 = \text{var}[x(t)] = E[x^2(t)] - m_x^2 = B - m_x^2$$

$y(t)$:

$$\begin{aligned} E[y(t)] &= E\left[\int_{-\infty}^{+\infty} h(t) x(t-\tau) d\tau\right] \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) E[x(t-\tau)] d\tau \\ &= m_x \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) d\tau = m_x \cdot H(0) = m_x \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E[y^2(t)] &= \int_{-\infty}^{+\infty} S_{yy}(f) df = \int_{-\infty}^{+\infty} S_{xx}(f) |H(f)|^2 df \\ &= \int_{-\frac{B}{2}}^{\frac{B}{2}} 1 df = \frac{B}{2} \end{aligned}$$

$$\sigma_y^2 = \text{var}[y(t)] = E[y^2(t)] - m_y^2 = \frac{B}{2} - m_x^2$$

Autocorrélation :

$R_{yy}(\tau)$ est obtenu par TF inverse de $S_{yy}(f)$
(Wiener-Kintchine), et

$$R_{yy}(\tau) = \frac{B}{2} \text{sinc}\left(\pi \frac{B}{2} \tau\right).$$

Le caractère gaussien se conservant par filtrage linéaire,
le processus $y(t)$ est un processus gaussien.