

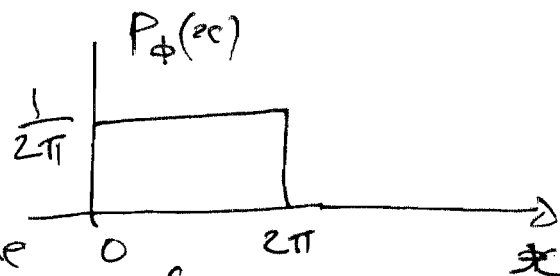
TD I3 - Signaux aléatoires

Éléments de corrigé

EXERCICE n° 1

On considère $x(t, \omega) = A \cos(2\pi f_0 t + \Phi(\omega))$,
où $\Phi(\omega)$ est une phase aléatoire de densité
uniforme sur $[0, 2\pi]$.

- o La densité est uniforme
et représentée ci-contre
amplitude de $\frac{1}{2\pi}$ pour que



- o moyenne

$$\begin{aligned} E[x(t, \omega)] &= \int P_\Phi(\Phi) \cdot A \cos(2\pi f_0 t + \Phi) d\Phi \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} A \cos(2\pi f_0 t + \Phi) d\Phi \end{aligned}$$

l'intégrale sur Φ porte sur une période
du cosinus et par conséquent

$$E[x(t, \omega)] = 0$$

- o moment d'ordre 2 - Autocorrelation

$$\begin{aligned} E[x(t, \omega) x(t-\tau, \omega)] &= A^2 E \left[\cos(2\pi f_0 t + \Phi) \right. \\ &\quad \left. \times \cos(2\pi f_0 (t-\tau) + \Phi) \right] \\ &= A^2 E \left[\frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 (2t-\tau) + 2\Phi) + \frac{1}{2} \cos(2\pi f_0 \tau) \right] \end{aligned}$$

en développant le $\cos a \cos b$

$$\cos a \cos b = \frac{1}{2} [\cos(a+b) + \cos(a-b)]$$

$$\begin{aligned}
 \text{et } R_x(t, t-\tau) &= E \left[\frac{A^2}{2} \cos(-t+2\phi) + \frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau) \right] \\
 &= \underbrace{\frac{A^2}{2} E \left[\cos(-t+2\phi) \right]}_{= 0 \text{ car } \text{moyenne d'un cos sur 2 p\u00e9riodes}} + \underbrace{\frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau)}_{\text{nombre certain}}
 \end{aligned}$$

soit

$$R_x(t, t-\tau) = \frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau)$$

ne d\u00e9pend que de τ .

Comme la moyenne (nulle) est ind\u00e9pendante du temps et R_x ne d\u00e9pend que du d\u00e9calage τ , on en d\u00e9duit que $X(t, \omega)$ est stationnaire \u00e0 l'ordre 2.

Ergodisme

o On calcule $\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T A \cos(2\pi f_0 t + \phi) dt$

$$\begin{aligned}
 &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \left[\frac{\sin(2\pi f_0 t + \phi)}{2\pi f_0} \right]_0^T \\
 &= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sin(2\pi f_0 T + \phi)}{2\pi f_0 T} - \frac{\sin(\phi)}{2\pi f_0 T} \\
 &= 0
 \end{aligned}$$

o puis

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int X(t, \omega) X(t-\tau, \omega) dt$$

$$\begin{aligned}
&= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0(2t-\tau) + 2\phi) dt + \frac{A^2}{2} \cos 2\pi f_0 \tau \\
&= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{A^2}{2} \frac{\sin(2\pi f_0(2T-\tau) + 2\phi) - \sin(2\phi)}{2\pi f_0 T} + \frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau) \\
&= 0 + \frac{A^2}{2} \cos(2\pi f_0 \tau)
\end{aligned}$$

On vérifie donc que quand $T \rightarrow \infty$, alors les moyennes temporelles deviennent des nombres certaines (ne dépendent pas de $\phi(\omega)$) et que dans ce cas, on a bien

$$E[\bullet] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T \bullet dt$$

EXERCICE 3 :

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

$$\hat{a} = \underset{a}{\text{Arg min}} E[|\hat{x}(n) - x(n)|^2]$$

$$= \underset{a}{\text{Arg min}} E[|a x(n-1) - x(n)|^2]$$

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

En développant :

$$\mathcal{J} = E[|x(n)|^2] - 2a E[x(n)x(n-1)] + a^2 E[|x(n-1)|^2]$$

(on a supposé que $x(\cdot)$ et a sont réels)

$$\mathcal{J} = R_x(0) - 2a R_x(1) + a^2 R_x(0)$$

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

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

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 $\mathcal{J} = R_x(0) - \frac{R_x(1)^2}{R_x(0)}$

Prédiction 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

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

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

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

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

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

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

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

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

EXERCICE n°3

$$x(n) = A s(n-n_0) + b(n)$$

Le filtre adapté est le filtre de RIF

$$h(k) = s(-k)$$

Dans ce cas, la sortie s'écrit

$$y(n) = (h * x)(n) = A (s_{-n_0} * s^{(-)})(n) + (s^{(-)} * b)(n)$$

où $s_{-n_0}(n) = s(n-n_0)$ et $s^{(-)}(n) = s(-n)$

La convolution s'écrit de manière générique

$$(x * y)(n) = \sum_k x(k) y(n-k)$$

$$\begin{aligned} (s_{-n_0} * s^{(-)})(n) &= \sum_k s_{-n_0}(k) \cdot s^{(-)}(n-k) \\ &= \sum_k s(k-n_0) s(-n+k) \\ &= L \cdot \hat{R}_{ss}(n-n_0) \end{aligned}$$

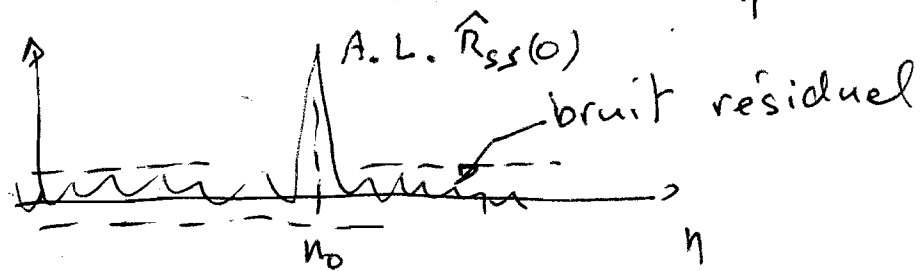
où L est le nombre de points sur lequel porte la somme, typiquement la longueur de $s(n)$, avec $\hat{R}_{ss}(k) = \frac{1}{L} \sum_n s(n) s(n-k)$.

De même,

$$(s^{(-)} * b)(n) = \sum_k b(k) s(k-n) = L \hat{R}_{Bs}(n)$$

Ainsi, $y(n) = L A \hat{R}_{ss}(n-n_0) + L \hat{R}_{Bs}(n)$.

Dès lors, on voit qu'en moyenne la sortie $y(n)$ est simplement la fonction de corrélation de $s(n)$, $R_{ss}(n)$, décalée en n_0 . Comme la fonction de corrélation est maximale en 0, $R_{ss}(n-n_0)$ sera maximale en $n=n_0$ et on pourra ainsi, en recherchant le max, identifier n_0 - on en déduit ensuite l'amplitude A .



Le bruit de sortie est

$$y_B(n) = (s^{(-)} * b)(n) \\ = \sum b(k) s^{(-)}(k-n) = \sum s^{(-)}(k) b(n-k)$$

$$|y_B(n)|^2 = \sum_k s^{(-)}(k) b(n-k) \sum_l s^{(-)}(l) b(n-l)$$

$$E[|y_B(n)|^2] = \sum_k \sum_l s^{(-)}(k) s^{(-)}(l) E[b(n-k) b(n-l)] \\ = \sum_k \sum_l s^{(-)}(k) s^{(-)}(l) R_{bb}(k-l)$$

Si $b(n)$ est blanc, ce qui est l'hypothèse ici, alors $R_{bb}(k-l) = \sigma_b^2 \delta(k-l)$

ce qui impose $k=l$ dans la somme

et

$$E[|y_B|^2] = \sum_k s^{(-)}(k)^2 \cdot \sigma_b^2$$

$$E[|y_B|^2] = \sigma_B^2 \sum_k s^{(-)}(k)^2 = \sigma_B^2 \cdot P_s$$

P_s : puissance de $s = P_{s^{(-)}}$!

NB

ceci est vrai de manière générale, si $h(k)$ est la RI d'un filtre, la sortie en réponse à un bruit blanc est de puissance

$$E[|y_B|^2] = \sigma_b^2 \sum_k h(k)^2$$

NB

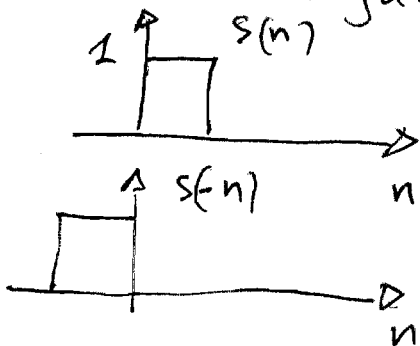
$$R_{y_b y_b}(k) = E[|y_B|^2] = (h * h^{(-)} * R_{BB})(k)$$

si b est blanc $\rightarrow R_{BB}(k) = \sigma^2 \delta(k)$

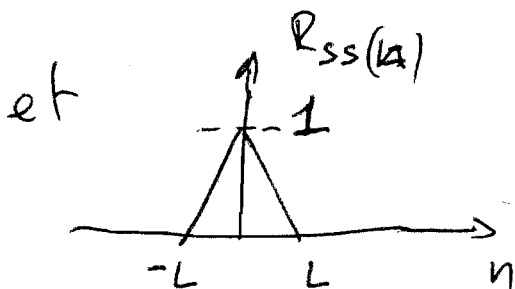
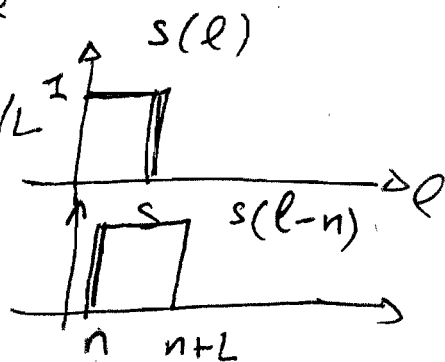
$$\text{et } R_{y_b y_b}(k) = \sigma^2 \cdot (h * h^{(-)})(k)$$

$$\text{en } 0 : R_{y_b y_b}(0) = \sigma^2 (h * h^{(-)})(0) = \sigma^2 \sum_l h(l)^2$$

Cas d'un signal rectangulaire



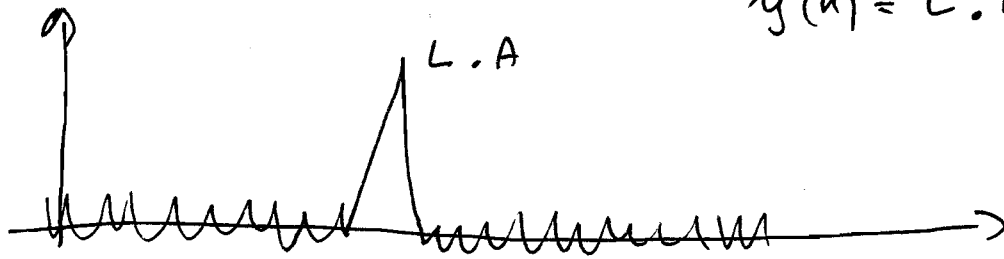
$$\hat{R}_{ss} = (s * s^{(-)}) / L$$



$$\hat{R}_{ss}(n) = \frac{1}{L} \sum_l s(l) s(l-n)$$

La sortie du filtre a donc l'allure

$$y(n) = L \cdot \hat{r}_{ss}(n-n_0) + L R_{BS}$$



ici $R_{y_b y_b}(0) = \sigma_B^2 \sum_l s(l)^2 = \sigma_B^2 \cdot L = \sigma_{out}^2$

La proba de dépassement d'un seuil à 3σ est de $\approx 1\%$ (cas gaussien). Il faut donc ici que $AL > 3\sigma_{out} = 3\sqrt{L} \sigma_B$ soit

$$A > \frac{3\sigma_B}{\sqrt{L}}$$

Applications pratiques : cf TP..

EXERCICE n° 4

$X_N(f, \omega)$ est la TF d'un SA défini sur N points (La TF d'un signal aléatoire stationnaire n'est a priori pas définie de $-\infty$ à $+\infty$).

$$\underbrace{X_N(f, \omega)} = \sum_{n=0}^{N-1} X(n, \omega) e^{-j2\pi f n}$$

↙
dépend de la réalisation $\omega =$ aléatoire

$$\begin{aligned} \circ E[X(f, \omega)] &= \sum_n E[X(n, \omega)] e^{-j2\pi f n} \\ &= \sum_n m_x e^{-j2\pi f n} = m_x \left(\frac{\sin \pi f N}{\sin \pi f} \right) \\ &= 0 \quad \text{si } \underline{m_x = 0} \quad \left[* \exp(-j2\pi f(N-1)) \right] \end{aligned}$$

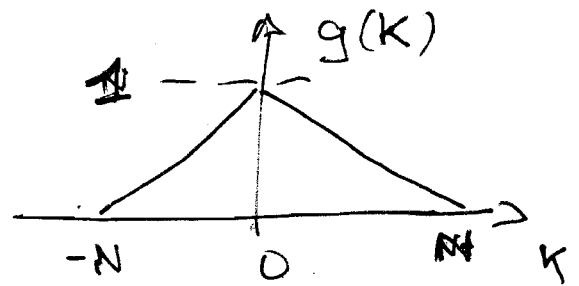
$$\begin{aligned} \circ E[|X(f, \omega)|^2] &= E \left[\underbrace{\sum_n X(n, \omega) e^{-j2\pi f n}}_{X(f, \omega)} \cdot \underbrace{\left(\sum_l X(l, \omega) e^{-j2\pi f l} \right)^*}_{X(f, \omega)^*} \right] \\ &= \sum_n \sum_l E[X(n, \omega) X(l, \omega)^*] e^{-j2\pi f (n-l)} \\ &= \sum_n \sum_l R_{xx}(n-l) e^{-j2\pi f (n-l)} \end{aligned}$$

On fait un changement de variable en
 $k = n - l$

n et l variant de 0 à $N-1$, on obtient
 $k: -(N-1)$ à $(N-1)$

Dans le changement de variable, il faut également tenir compte de la multiplicité des termes : le terme $n-l=0$ peut être obtenu N fois ($n=l=0, n=l=1, \dots, n=l=N-1$) le terme $n-l=1$ est obtenu $(N-1)$ fois, etc.

On note $Ng(k)$ la fonction correspondante, qui est une fonction « triangle »



Ainsi,

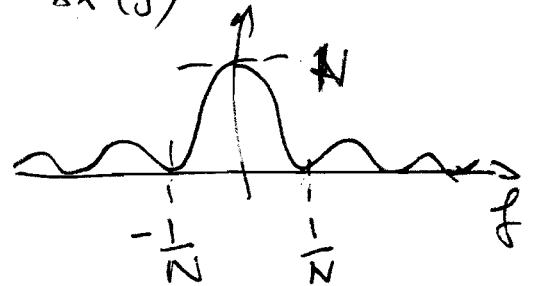
$$E[|X(f, \omega)|^2] = \sum_k N \cdot g(k) \cdot R_{xx}(k) e^{-j2\pi f k}$$

où l'on reconnaît la TF d'un produit

$$= N \cdot \text{TF} \{ g(k) \cdot R_{xx}(k) \}$$

$$= N \cdot G(f) * S_{xx}(f)$$

avec $G(f) = N \left(\frac{\sin \pi f N}{N \sin \pi f} \right)^2$



Lorsque N grandit, ce cas il reste

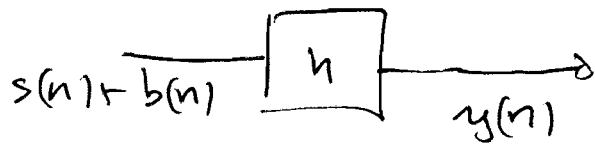
$G(f) \rightarrow \delta(f)$, et dans

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{E[|X(f, \omega)|^2]}{N} = S_{xx}(f)$$

Conclusion : la moyenne du carré de la TF, à N près, est la dsp. Une valeur approchée $\hat{S}_{xx}(f)$ de la dsp est ainsi $\hat{S}_{xx}(f) = |X(f)|^2 / N$.
 // [mais c'est une très mauvaise estimation]

EXERCICE 5

Trouver la RI $h(k)$ d'un filtre permettant de débriiter $x(n) = s(n) + b(n)$



Ce que l'on veut ici est obtenir $y(n) \sim s(n)$.
Écrivons-le! Soit l'erreur $e(n) = y(n) - s(n)$,
on cherche $h(n)$ tel que

$E[e(n)^2]$ soit minimum

$$y(n) = \sum_{l=0}^{p-1} h(l) x(n-l) = \underline{h}^t \cdot \underline{x}(n)$$

$$\text{avec } \underline{h}^t = [h(0) \dots h(p-1)]$$

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

On cherche la dérivée / à \underline{h}

$$\frac{d \bullet}{d \underline{h}} = \begin{bmatrix} \frac{d \bullet}{dh(0)} \\ \vdots \\ \frac{d \bullet}{dh(p-1)} \end{bmatrix}$$

$$\frac{d E[e(n)^2]}{d \underline{h}} = E \left[2 \frac{de(n)}{d \underline{h}} \cdot e(n) \right]$$

$$e(n) = \underbrace{\underline{h}^t \cdot \underline{x}(n)}_{y(n)} - s(n) \rightarrow \frac{de(n)}{d \underline{h}} = \underline{x}(n)$$

Il reste alors

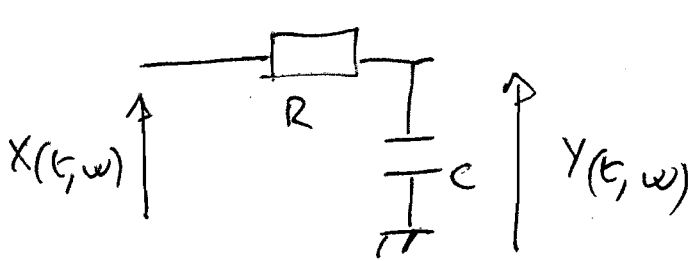
$$E[\underline{x}(n) e(n)] = \underline{0}$$

$$\begin{aligned} & E[\underline{x}(n) \cdot (\underline{h}^T \underline{x}(n) - s(n))] \\ &= E[\underline{x}(n) (\underline{x}(n)^T \underline{h} - s(n))] = E[\underline{x}(n) \underline{x}(n)^T] \underline{h} \\ & \quad - E[\underline{x}(n) s(n)] \\ &= \underline{R}_{xx} \underline{h} - \underline{R}_{xs} \quad \text{avec} \quad \underline{R}_{xx} = E[\underline{x}(n) \underline{x}(n)^T] \\ & \quad \underline{R}_{xs} = E[\underline{x}(n) s(n)] \end{aligned}$$

et $\underline{h} = \underline{R}_{xx}^{-1} \underline{R}_{xs}$

Filtre de Wiener discret

Exercice 6



Pour ce filtre, on sait que

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

La moyenne de la sortie est donnée par

$$\begin{aligned} E[y(t, \omega)] &= H(0) E[x(t, \omega)] \\ &= 1 \times m_x = m_x = 0 \end{aligned}$$

car l'entrée est blanche (donc de moyenne nulle).

La RI vaut $h(t) = \frac{1}{\Delta} e^{-t/\Delta}$ avec $\Delta = RC$
la constante de temps.

La fonction d'autocorrélation de la sortie est donnée par la formule des interférences =

$$R_{yy}(\tau) = (h * h^{(-)} * R_{xx})(\tau)$$

ce qui, avec X blanc se réduit à

$$R_{yy}(\tau) = \sigma_x^2 (h * h^{(-)})(\tau)$$

$$(h * h^{(-)})(\tau) = \frac{1}{\Delta^2} \int e^{-t/\Delta} e^{-(t-\tau)/\Delta} u(t) \cdot u(t-\tau) dt$$

$$= \frac{1}{\Delta^2} \int_0^{+\infty} e^{-\frac{2t}{\Delta}} e^{\tau/\Delta} dt \quad \text{pour } \tau \geq 0$$

=

$\begin{cases} u(t) = 0 \dots +\infty \\ u(t-\tau) = \tau \dots +\infty \end{cases}$
→ si $\tau < 0$, l'intersection des 2 domaines est $0 \dots +\infty$

$$= \frac{1}{\Delta^2} \left[-\frac{\Delta}{2} e^{-\frac{2t}{\Delta}} \right]_0^{+\infty} e^{\tau/\Delta} = \frac{1}{2\Delta} e^{-|\tau|/\Delta}$$

Ainsi

$$R_{yy}(\tau) = \frac{\sigma_x^2}{2\Delta} e^{-|\tau|/\Delta} \quad (\text{ouf!})$$

Pour la dsp, c'est plus simple, puisqu'on a

$$S_{yy}(f) = S_{xx}(f) \cdot |H(f)|^2, \quad \text{avec } S_{xx}(f) = \frac{N_0}{2}$$

$$\text{Soit } S_{YY}(f) = \frac{N_0}{2} \frac{1}{1 + 4\pi^2(RC)^2 f^2}$$

La puissance est l'intégrale de la dsp

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

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{1+a^2 f^2} df = b^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{b^2 + f^2} df = b^2 \left[\frac{1}{b} \operatorname{arctg} \frac{f}{b} \right]_{-\infty}^{+\infty}$$

$$a = 2\pi RC$$

$$b = 1/a$$

$$= \frac{1}{a} \left[\operatorname{Arctg}(af) \right]_{-\infty}^{+\infty} = \frac{1}{a} \left(\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{2} \right) = \frac{\pi}{a}$$

D'où

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

Si le signal d'entrée est gaussien, la sortie est elle-même gaussienne, de moyenne nulle et de variance

$$\sigma_y^2 = P_y = N_0/4RC$$