

**TD0.1 Introduction**

- Grandeur à estimer : VA  $\theta = x(t + \Delta t)$ ,  $\Delta t > 0$ .
- Information a priori :  $x(t)$  SA réel, scalaire, centré ( $\forall t \in \mathbb{R}, E[x(t)] = 0$ ), stationnaire ( $E[x(t)] = m_x(t) = m_x$ ).
- Observations / mesures : dans la partie II,  $Y = x(t)$  et dans la partie III,  $\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \end{bmatrix}$
- Choix de l'estimateur : estimateur linéaire :  $\hat{\theta} = \mathbf{H}\mathbf{Y}$ 
  - Partie II :  $\hat{\theta} = \hat{x}(t + \Delta t) = Hx(t)$
  - Partie III :  $\hat{\theta} = \hat{x}(t + \Delta t) = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \end{bmatrix} = ax(t) + bx'(t)$
- Calcul des caractéristiques statistiques de l'estimateur
  - $\tilde{\theta} = \hat{x}(t + \Delta t) - x(t + \Delta t)$
  - $E[\tilde{\theta}] = \text{biais(moyen)}$
  - $E[\tilde{\theta}^2] = P_{\tilde{\theta}} = E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \text{erreur quadratique moyenne (puissance de l'erreur)}$

Objectif : Minimiser  $P_{\tilde{\theta}}$

- Variations lentes :  $x(t + \Delta t) \approx x(t)$ .  
 $\hat{x}(t + \Delta t) = x(t) = 1.x(t)$ . L'erreur d'estimation vient de celle de  $x(t + \Delta t) \approx x(t)$ .  
 $\hat{x}(t + \Delta t) = 1.x'(t) + \Delta t x'(t)$
- Fortement corrélé :  $\gamma_{xx}(\Delta t) \approx \gamma_{xx}(0)$ .  
On obtient les mêmes expressions que précédemment pour  $\hat{x}(t + \Delta t)$ .
- Faiblement corrélé : la fonction d'autocorrélation est "plus étroite" :  $\gamma_{xx}(\Delta t) \approx 0$   
 $\hat{x}(t + \Delta t) = 0$  i.e.  $a = 0, b = 0$
- Signal sinusoïdal  
 $\hat{x}(t + \Delta t) = \frac{x_1(t + \Delta t) + x_2(t + \Delta t)}{2}$  si on a seulement accès à  $x(t)$   
 $\hat{x}(t + \Delta t) = x(t + \Delta t)$  si on a accès à  $x(t)$  et  $x'(t)$ .

**TD0.2 Estimateur à partir de  $x(t)$** 

On utilise l'estimateur suivant :

$$\hat{x}(t + \Delta t) = a.x(t)$$

1. Calculons l'erreur moyenne :

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}(t + \Delta t)] &= E[\hat{x}(t + \Delta t) - x(t + \Delta t)] \\ &= E[a.x(t) - x(t + \Delta t)] \\ &= aE[x(t)] - E[x(t + \Delta t)] \\ &= 0 \text{ car le signal est centré} \end{aligned}$$

L'estimateur est non biaisé car la moyenne de l'estimateur est égale à la moyenne du signal.

2. Calculons l'erreur quadratique :

$$\begin{aligned} P_{\hat{\theta}} &= E[\tilde{x}(t + \Delta t)^2] \\ &= E[(ax(t) - x(t + \Delta t))^2] \\ P_{\hat{\theta}}(a) &= a^2\gamma_{xx}(0) - 2a\gamma_{xx}(\Delta t) + \gamma_{xx}(0) \end{aligned}$$

$P_{\hat{\theta}}(a)$  est une parabole et  $\gamma_{xx}(a) > 0$  donc on a la CNS de maximum :

$$\frac{dP_{\hat{\theta}}(a)}{da} \Big|_{a_{opt}} = 0 \Leftrightarrow a_{opt} = \frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} \in [-1, 1]$$

On en déduit l'erreur quadratique minimale :

$$P_{min} = P_{\hat{\theta}}(a_{opt}) = \gamma_{xx}(0) - \frac{\gamma_{xx}^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} = \gamma_{xx}(0) \left(1 - \left(\frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)}\right)^2\right)$$

Calculons l'erreur moyenne de  $\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)$  :

$$\begin{aligned} E[\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)] &= E[(ax(t) - x(t + \Delta t))x(t)] \\ &= a\gamma_{xx}(0) - \gamma_{xx}(\Delta t) \end{aligned}$$

Pour  $a = a_{opt}$ ,

$$E[\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)] = 0 \text{ (principe d'orthogonalité)}$$

On peut réécrire ce résultat :

$$E[\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)] = \gamma_{x\tilde{x}}(\Delta t) = 0$$

Autrement dit, il ne reste plus d'information commune entre  $\tilde{x}(t + \Delta)$  et  $x(t)$ . On a extrait ce qu'on pouvait. Si on ne l'avait pas fait ( $\gamma_{x\tilde{x}}(\Delta t) \neq 0$ ), on pourrait trouver un meilleur estimateur.

3. Dans le cas du bruit blanc  $\gamma_{xx}(\Delta t) = 0$  donc  $a_{opt} = 0$ .

Dans le cas du faiblement corrélé,  $\gamma_{xx}(\Delta t) = 0$ .

Fortement corrélé :  $\gamma_{xx}(\Delta t) \approx \gamma_{xx}(0)$  donc  $a_{opt} \approx 1$

### TD0.3 Estimateur à partir de $x(t)$ et $x'(t)$

On considère l'estimateur :

$$\hat{x}(t + \Delta t) = ax(t) + bx'(t)$$

Hypothèses :

- $\tau \rightarrow \gamma_{xx}(\tau)$  est dérivable 2 fois
- $\gamma'_{xx}(0) = 0$
- $\gamma''_{xx}(0) < 0$

## 1. Biais de l'estimateur ?

$$\begin{aligned}
E[\tilde{x}(t + \Delta t)] &= E[(\hat{x}(t + \Delta t) - x(t - \Delta t))] \\
&= E[ax(t) + bx'(t) - x(t + \Delta t)] \\
&= aE[x(t)] + bE[x'(t)] - E[x(t + \Delta t)] \\
&= 0
\end{aligned}$$

L'estimateur est non biaisé, et e  $\forall a, b \in \mathbb{R}^2$ .

## 2. Erreur quadratique moyenne de l'estimateur ?

$$\begin{aligned}
P_{\hat{\theta}} &= E[\tilde{x}(t + \Delta)^2] \\
&= E[(ax(t) + bx'(t) - x(t + \Delta t))^2] \\
&= a^2 E[x(t)^2] + b^2 E[x'(t)^2] + E[x(t + \Delta t)^2] + 2abE[x(t)x'(t)] \\
&\quad - 2aE[x(t)x(t + \Delta t)] - 2bE[x'(t)x(t + \Delta t)]
\end{aligned}$$

D'après les résultats démontrés au TD précédent (via formule des interférences) :

$$\begin{aligned}
P_{\hat{\theta}} &= a^2 \gamma_{xx}(0) - b^2 \gamma''_{xx}(0) + \gamma_{xx}(0) - 2ab\gamma'_{xx}(0) - 2a\gamma_{xx}(\Delta t) + 2b\gamma'_{xx}(\Delta t) \\
&= (1 + a^2)\gamma_{xx}(0) - b^2 \gamma''_{xx}(0) - 2a\gamma_{xx}(\Delta t) + 2b\gamma'_{xx}(\Delta t)
\end{aligned}$$

Ceci définit sans conteste un fantastique paraboloïde tourné ver le haut ! En effet, les coefficients de vant  $a^2$  et  $b^2$  ont le bon goût d'être positifs (car  $\gamma_{xx}(0) = P_x > 0$  et  $\gamma''_{xx}(0) < 0$  (puissance maximum en 0)).

Tout ça pour ne pas minimiser la belle fonction à deux variables, car on a maintenant une CNS de minimum de l'erreur quadratique :

$$\frac{\partial P_{\hat{\theta}}}{\partial a} \Big|_{a=a_{opt}} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial P_{\hat{\theta}}}{\partial b} \Big|_{b=b_{opt}}$$

On en déduit donc :

$$a_{opt} = \frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} \quad \text{et} \quad b_{opt} = \frac{\gamma'_{xx}(\Delta t)}{\gamma''_{xx}(0)}$$

puis

$$P_{\hat{\theta}}(a_{opt}, b_{opt}) = \gamma_{xx}(0) - \frac{\gamma_{xx}^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} + \frac{\gamma_{xx}'^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}''(0)}$$

On compare les 2 estimateurs :

$$P_{min,2} = \gamma_{xx}(0)[1 - (\frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)})^2] + \frac{\gamma_{xx}'^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}''(0)} = P_{min,1} + \frac{\gamma_{xx}'^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}''(0)}$$

Or,  $\frac{\gamma_{xx}'^2(\Delta t)}{\gamma_{xx}''(0)} < 0$  donc  $P_{min,2} < P_{min,1}$

$$\begin{aligned}
E[\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)] &= E[(ax(t) + bx'(t) - x(t + \Delta t))x(t)] \\
&= a\gamma_{xx}(0) - b\gamma'_{xx}(0) - \gamma_{xx}(\Delta t) \\
&= a\gamma_{xx}(0) - \gamma_{xx}(\Delta t) \\
&= 0 \quad \text{avec} \quad a = a_{opt}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
E[\tilde{x}(t + \Delta t)x(t)] &= E[(ax(t) + bx'(t) - x(t + \Delta t))x'(t)] \\
&= a\gamma'_{xx}(0) - b\gamma''_{xx}(0) + \gamma'_{xx}(\Delta t) \\
&= -b\gamma''_{xx}(0) + \gamma'_{xx}(\Delta t) \\
&= 0 \quad \text{avec} \quad b = b_{opt}
\end{aligned}$$

On aurait pu utiliser ce résultat (principe d'orthogonalité) pour trouver les valeurs de  $a_{opt}$  et  $b_{opt}$ .

**Résumé :** dans le cadre d'un estimateur linéaire :

$$\hat{\theta} = \hat{x}(t + \Delta t) = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ x'(t) \end{bmatrix} = ax(t) + bx'(t)$$

- 1ère méthode : exprimer  $P_{\hat{\theta}} = E[\tilde{\theta}^2]$ , chercher le  $\mathbf{H}_{opt} = [a_{opt} \quad b_{opt}]$  tel que  $P_{\hat{\theta}}$  est minimale. On en déduit  $\hat{\theta} = \mathbf{H}_{opt}\mathbf{Y}$ .
- 2ème méthode : Principe d'orthogonalité, revient à chercher  $\mathbf{H}$  tel que  $E[\tilde{\theta}\mathbf{Y}^T] = 0$ .

$$E[\tilde{\theta}\mathbf{Y}^T] = 0 \Leftrightarrow \text{Chercher } P_{\hat{\theta}}min + \text{estimateur lin.}$$

*Remarque :* Innovation = l'erreur  $\tilde{x}(t + \Delta t)$  dans le cas où l'estimateur minimise  $P_{\hat{\theta}}$

## TD0.4 Comparaison

- Les deux estimateurs sont non biaisés.  
•  $P_{min,2} \leq P_{min,1}$  : le 2ème est cool!
- On suppose  $\Delta t$  "petit". Au début du TD, on avait alors intuité que

$$\hat{x}(t + \Delta t) = 1.x'(t) + \Delta t x'(t)$$

soit  $a_{opt} = 1$  et  $b_{opt} = \Delta t$ .

$$\begin{aligned}
a_{opt} &= \frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} \approx \frac{\gamma_{xx}(0) + \Delta t \gamma'_{xx}(0)}{\gamma_{xx}(0)} = 1 \\
b_{opt} &= \frac{\gamma'_{xx}(\Delta t)}{\gamma''_{xx}(0)} \approx \frac{\gamma'_{xx}(0) + \Delta t \gamma''_{xx}(0)}{\gamma''_{xx}(0)} = \Delta t
\end{aligned}$$

WIRKLICH WUNDERBAR!

## TD0.5 Application

On s'intéresse maintenant au signal :

$$x(t) = E_0 \sin(2\pi f_0 t + \phi)$$

où  $\Phi$  est une VA uniformément répartie sur  $[0, 2\pi[$

On a montré dans un TD précédent que ce signal est stationnaire et ergodique (à l'ordre 2).

1.  $\frac{E[x(t)]}{x(t)} = 0$  car  $\Phi$  est une VA uniforme. Par ergodicité et stationnarité au 1er ordre,  $x(t) = E[x(t)] = 0$ .

On calcule la fonction d'autocorrélation et comme on l'a déjà vu :

$$\gamma_{xx}(\tau) = \frac{E_0^2}{2} \cos(2\pi f_0 t)$$

2.  $\gamma_{xx}(\tau) = \frac{E_0^2}{2} \cos(2\pi f_0 t)$  a sensiblement l'air périodique, d'amplitude  $\frac{E_0^2}{2}$  et de fréquence  $f_0$ .

3. 1er estimateur :  $\hat{x}_1(t + \Delta t) = a_{opt}x(t)$ .

Or,  $a_{opt} = \frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} = \cos(2\pi f_0 \Delta t)$ , donc

$$\hat{x}_1(t + \Delta t) = E_0 \cos(2\pi f_0 \Delta t) x(t) = E_0 \cos(2\pi f_0 \Delta t) \sin(2\pi f_0 t + \phi)$$

4. 2ème estimateur :  $\hat{x}_2(t + \Delta t) = a_{opt}x(t) + b_{opt}x'(t)$ .

Or,  $a_{opt} = \frac{\gamma_{xx}(\Delta t)}{\gamma_{xx}(0)} = \cos(2\pi f_0 \Delta t)$  et  $b_{opt} = \frac{\gamma'_{xx}(\Delta t)}{\gamma''_{xx}(0)} = \frac{\sin(2\pi f_0 \Delta t)}{2\pi f_0}$ , donc

$$\hat{x}_2(t + \Delta t) = E_0 \cos(2\pi f_0 \Delta t) \sin(2\pi f_0 t + \phi) + E_0 \frac{\sin(2\pi f_0 \Delta t)}{2\pi f_0} (2\pi f_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi))$$

$$\hat{x}_2(t + \Delta t) = E_0 \sin(2\pi f_0(t + \Delta t) + \phi) = x(t + \Delta t)$$