

II] Synchronisation fréquentielle

(1)

Par rappel, le signal reçu avant démodulation est donné par

$$\tilde{r}(t) = \operatorname{Re} \left(r(t) e^{i2\pi f_c t} \right)$$

$$\text{où } r(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} S_k q(t - kT_s) + v(t).$$

En présence d'une dérive en fréquence δf , le signal après démodulation se modélise plutôt comme

$$r(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} S_k q(t - kT_s) e^{i2\pi \delta f t} + v(t) e^{i2\pi \delta f t}$$

et $f_c = 1 \text{ GHz}$

↳ dérive des oscillateurs locaux : précision de 10^{-4} par rapport à la fréquence nominale

$$\text{dérive} \simeq 10^9 \times 10^{-4} = 100 \text{ kHz}$$

↳ Effet Doppler : vitesse $\simeq 50 \text{ km/h}$

$$\text{dérive} \simeq f_c v/c = \frac{10^9 \times 50 \cdot 10^3}{3 \cdot 10^8 \times 3.6 \times 10^3} \simeq 50 \text{ Hz}$$

→ négligeable comparé à la dérive des oscillateurs.

En OFDM, la dérive en fréquence peut être catastrophique car elle détruit l'orthogonalité entre sous-porteuses. (2)

En particulier, si rien n'est fait pour compenser la dérive,

$$\begin{aligned}
 r(t) &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} S_k e^{i2\pi \delta f k T_s} q(t - kT_s) e^{i2\pi \delta f (t - kT_s)} \\
 &\quad + v(t) e^{i2\pi \delta f t} \\
 &= \sum_{k \in \mathbb{Z}} S'_k q'(t - kT_s) + v'(t)
 \end{aligned}$$

On aura un modèle conduit par bruit, avec une rotation de la constellation (S'_k) qui évolue au cours du temps.

Après échantillonnage à T_s ou $T_s/2$, on se ramène au modèle

$$r_n = \sum_{k=0}^{k-1} q_k S_{n-k} e^{i2\pi \delta f n} + V_n$$

- $\omega \in [0, 1]$
- (q_k) est supposé de longueur k
- (V_n) b.b. gaussien complète circulaire de variance σ^2 .

Objectif. Estimer \mathcal{J} à partir de r_0, \dots, r_{N-1} (3)

sachant que (q_k) n'est pas connu

\Rightarrow estimation conjointe.

1) Exemple simple: estimation d'une sinusoïde
non modulée.

\rightarrow modèle $r_n = \alpha e^{i2\pi \nu n} + v_n$

avec $\alpha \in \mathbb{C}$ une amplitude inconnue.

\rightarrow estimateur ML $\underline{r} = (r_0, \dots, r_{N-1})^T$

$f(\underline{r}; \alpha, \nu, \sigma^2) =$

$$\left(\frac{1}{\sigma^2 \pi}\right)^N \exp \left[-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} |r_n - \alpha e^{i2\pi \nu n}|^2 \right]$$

$$(\hat{\alpha}_N, \hat{\nu}_N) = \underset{\alpha, \nu}{\operatorname{argmax}} f(\underline{r}; \alpha, \nu, \sigma^2)$$

$$= \underset{\alpha, \nu}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\sum_{n=0}^{N-1} |r_n - \alpha e^{i2\pi \nu n}|^2}_{J(\alpha, \nu)}$$

On va effectuer une minimisation en deux

(4)

temps de la fonction de coût J :

$$\min_{\alpha, \nu} J(\alpha, \nu) = \min_{\nu} \min_{\alpha} J(\alpha, \nu)$$

et on pose

$$\hat{\alpha}_N(\nu) = \operatorname{argmin}_{\alpha} J(\alpha, \nu) \quad \nu \text{ fixe}$$

$$\hat{\nu}_N = \operatorname{argmin}_{\nu} J(\hat{\alpha}_N(\nu), \nu)$$

Notons que

$$J(\alpha, \nu) = N|\alpha|^2 + \sum_{n=0}^{N-1} |r_n|^2 - 2 \operatorname{Re} \left(\sum_{n=0}^{N-1} \bar{\alpha} e^{-i\omega n} r_n \right)$$

$\alpha \rightarrow J(\alpha, \nu)$ est une fonction quadratique,

et on a ici un unique minimum obtenu en

annulant la dérivée complète $\frac{\partial J}{\partial \alpha}(\alpha, \nu)$.

$$\frac{\partial J}{\partial \alpha}(\alpha, \nu) = 0$$

$$\Leftrightarrow N\alpha - \alpha \sum_{n=0}^{N-1} r_n e^{-i\omega n} = 0$$

$$\Leftrightarrow \hat{\alpha}_N(\nu) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} r_n e^{-i\omega n}$$

Au final,

(5)

$$\begin{aligned}\hat{v}_N &= \underset{v \in [0,1]}{\operatorname{argmin}} J(2N\omega, v) \\ &= \underset{v \in [0,1]}{\operatorname{argmax}} \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} r_n e^{-i2\pi v n} \right|^2\end{aligned}$$

L'estimateur MV de θ se ramène donc à rechercher la fréquence qui maximise le périodogramme du signal observé.

2) Estimation conjointe dérivé / canal

→ modèle général

$$r_n = \sum_{k=0}^{K-1} g_k s_{n-k} e^{i2\pi v n} + v_n$$

$$\underline{r} = \underline{D}(v) \underline{g} + \underline{v}$$

$$\text{or } \underline{D}(v) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & e^{i2\pi v} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{i2\pi v(N-1)} \end{pmatrix}$$

• \underline{g} , \underline{g} , \underline{v} définis comme précédemment.

→ Estimation MV conjointe

(6)

$$(\hat{\underline{q}}_N, \hat{\underline{v}}_N) = \underset{\underline{q}, \underline{v}}{\operatorname{argmax}} f(\underline{r}; \underline{q}, \underline{v})$$

où

$$f(\underline{r}; \underline{q}, \underline{v}, \sigma^2)$$

$$= \left(\frac{1}{\sigma^2 \pi} \right)^N \exp \left(- \frac{1}{\sigma^2} \left\| \underline{r} - \underline{D}(\underline{v}) \underline{\Sigma} \underline{q} \right\|^2 \right)$$

On a

$$(\hat{\underline{q}}_N, \hat{\underline{v}}_N) = \underset{(\underline{q}, \underline{v})}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\left\| \underline{r} - \underline{D}(\underline{v}) \underline{\Sigma} \underline{q} \right\|^2}_{\mathcal{J}(\underline{q}, \underline{v})}$$

On effectue comme en section précédente une minimisation en deux temps :

• où \underline{v} fixé,

$$\hat{\underline{q}}_N(\underline{v}) = \underset{\underline{q} \in \mathbb{C}^k}{\operatorname{argmin}} \mathcal{J}(\underline{q}, \underline{v})$$

$$= \left(\underline{\Sigma}^* \underline{D}(\underline{v})^* \underline{D}(\underline{v}) \underline{\Sigma} \right)^{-1} \underline{\Sigma}^* \underline{D}(\underline{v})^* \underline{r}$$

$$= \left(\underline{\Sigma}^* \underline{\Sigma} \right)^{-1} \underline{\Sigma}^* \underline{D}(\underline{v})^* \underline{r}$$

On déduit

7

$$\hat{v}_N = \underset{v \in [0, 1]}{\operatorname{argmin}} \mathcal{J}(\hat{g}_N(v), 0)$$

où

$$\begin{aligned} \mathcal{J}(\hat{g}_N(v), 0) &= \left\| \underline{r} - \underline{D}(v) \underline{S} (\underline{S}^* \underline{S})^{-1} \underline{S}^* \underline{D}(v)^* \underline{r} \right\|^2 \\ &= \left\| \underline{T}(v) \underline{r} \right\|^2 \end{aligned}$$

avec $\underline{T}(v) = \underline{I} - \underline{D}(v) \underline{S} (\underline{S}^* \underline{S})^{-1} \underline{S}^* \underline{D}(v)$

le projecteur orthogonal sur $\operatorname{Im}(\underline{D}(v) \underline{S})^\perp$.

Au final, on trouve

$$\begin{aligned} \hat{v}_N &= \underset{v}{\operatorname{argmax}} \left\| \underline{D}(v) \underline{S} (\underline{S}^* \underline{S})^{-1} \underline{S}^* \underline{D}(v)^* \underline{r} \right\|^2 \\ &= \underset{v}{\operatorname{argmax}} \underline{r}^* \underline{D}(v) \underline{S} (\underline{S}^* \underline{S})^{-1} \underline{S}^* \underline{D}(v)^* \underline{r} \end{aligned}$$

$$\hat{\underline{g}}_N = (\underline{S}^* \underline{S})^{-1} \underline{S}^* \underline{D}(\hat{v}_N) \underline{r}$$

Remarque Notons que

(8)

$$S(S^*S)^{-1}S^* = TT^*$$

où $T = S(S^*S)^{-1/2}$. Alors

$$\begin{aligned}\hat{V}_N &= \underset{\downarrow}{\text{argmax}} \left\| T^* D(\omega)^* \underline{S} \right\|^2 \\ &= \underset{\downarrow}{\text{argmax}} \left| \sum_{k=0}^{K-1} \overline{T_{k+1, N+1}} \cdot r_n e^{-i2\pi \omega n} \right|^2\end{aligned}$$

On retrouve la forme d'un périodogramme moyenné et fenêtré :

→ moyennage sur K

→ pondération par les coefficients de T ;

la séquence d'apprentissage agit comme une fenêtre de pondération, ce qui confirme l'importance des propriétés d'autocorrélation de la séquence S_{-k+1}, \dots, S_{N-1} .

On peut également montrer que, lorsque $N \rightarrow \infty$,

$$\mathbb{E} \left\| \hat{g}_N - \underline{g} \right\|^2 = O\left(\frac{1}{N}\right)$$

$$\mathbb{E} \left| \hat{V}_N - \underset{\substack{\uparrow \\ \text{vraie fréquence}}}{V_0} \right|^2 = O\left(\frac{1}{N^3}\right) \leftarrow \text{vitesse très rapide}$$