

# Estimation de la fréquence

Philippe Ciblat

École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France

# Plan

- 1 Modèles
- 2 Estimation de fréquence avec séquence d'apprentissage
  - Rappel : estimation de fréquence pure
  - Estimateurs ML
  - Bornes de Cramer-Rao
  - Illustrations numériques
- 3 Estimation de fréquence sans séquence d'apprentissage
  - Description d'estimateurs
  - Analyse de performances asymptotiques et non-asymptotiques

## Partie 1 : Modèles

# Modèle en bande de base (I)

## Signal reçu en bande de base

$$y_a(t) = \left( \sum_{k \in \mathbb{Z}} s_k h_a(t - kT_s) \right) e^{2i\pi\delta f_a t} + b_a(t)$$

avec

- $\{s_k\}_{k \in \mathbb{Z}}$  : symboles d'une constellation quelconque
- $b_a(t)$  : bruit additif gaussien  $\sim \mathcal{CN}(0, 2N_0)$ .
- $h_a(t)$  : un filtre résultant d'un filtre de mise en forme  $g_a(t)$ , d'un canal de propagation, d'un déphasage et d'un retard temporel.
- $\delta f_a$  un résidu de fréquence porteuse lié soit à l'effet Doppler soit à un défaut des oscillateurs locaux.

# Modèle en bande de base (II)

## Hypothèse

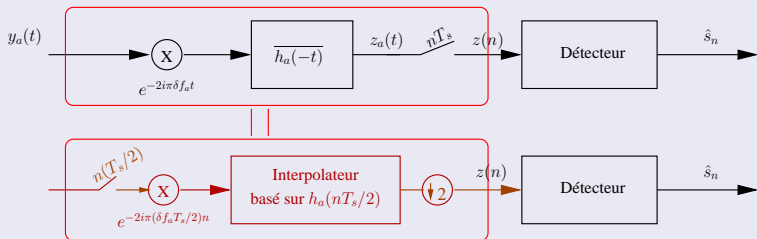
$$\delta f_a T_s \ll 1$$

⇒  $\delta f_a$  petit devant la largeur de bande

- Système radiomobile avec effet Doppler :  
porteuse  $f_0$  à 900MHz, vitesse  $v$  de déplacement à 50km/h  
⇒  $\delta f_a = f_0 \frac{v}{c} = 40\text{Hz}$
- Oscillateurs locaux de précision de 100ppm  
⇒  $\delta f_a = f_0 \times \text{précision} = 90\text{kHz}$

# Récepteur en bande de base (I)

## Récepteur (avec $h_a(t)$ et $\delta f_a$ connus)



### Remarque :

- $T_e$  période d'échantillonnage vérifiant le théorème de Shannon
- $T_e = T_s/2$  suffit souvent (car  $\delta f_a$  est petit devant la bande)
- On pose  $\Delta f = \delta f_a T_s$

# Récepteur en bande de base (II)

Soient deux filtres  $f_1(t)$  et  $f_2(t)$  de bande  $1/T_s$  et  $\delta f_a T_s \ll 1$

$$\begin{aligned}
 f_1(t) \star (f_2(t)e^{2i\pi\delta f_a t}) &= \int f_2(\tau)e^{2i\pi\delta f_a \tau} f_1(t - \tau) d\tau \\
 &= \int F_2(-\nu) \text{TF}(\tau \mapsto e^{2i\pi\delta f_a \tau} f_1(t - \tau))(\nu) d\nu \\
 &= e^{2i\pi\delta f_a t} \int F_2(\nu) F_1(\nu + \delta f_a) e^{2i\pi\nu t} d\nu \\
 &= e^{2i\pi\delta f_a t} (f_1(t) \star f_2(t)) + o(\delta f_a)
 \end{aligned}$$

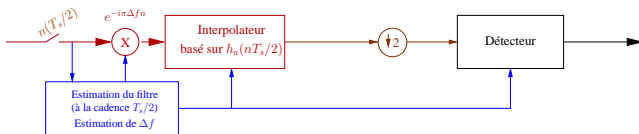
## Applications

$$\begin{aligned}
 z(t) &= f_a(t) \star \left( \sum_{k \in \mathbb{Z}} s_k h_a(t - kT_s) e^{2i\pi\delta f_a t} \right) \\
 &\approx \left( \sum_{k \in \mathbb{Z}} s_k (f_a \star h_a)(t - kT_s) \right) e^{2i\pi\delta f_a t}
 \end{aligned}$$

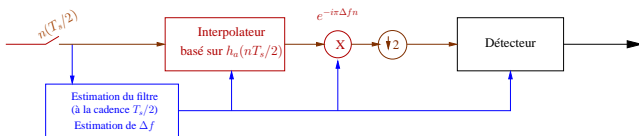
Modèle en bande de base ainsi validé (cf. démodulateur I/Q)

# Récepteur avec $h_a(t)$ et $\Delta f$ inconnus

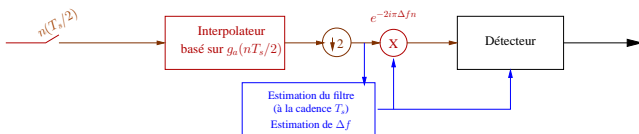
## Schéma de principe (à temps discret)



## Schéma de principe (simplifié)



## Schéma de principe (simplifié et sans filtre adapté)





# Modèle mathématique

## Signal reçu

$$y(n) = \underbrace{\left( \sum_{k=0}^L h(k) s_{n-k} \right)}_{a(n)} e^{2i\pi f_0 n} + b(n)$$

- $\{s_n\}$  une séquence de données (*connue* ou *inconnue*)
- $\{h(k)\}$  le filtre *inconnu*
- $f_0$  la fréquence *inconnue*
- $b(n)$  le bruit gaussien blanc circulaire de variance  $2N_0$

# Méthode d'estimation

## *Deux modes :*

- Avec séquence d'apprentissage
  - ↪ Data-aided (DA) ou supervisé ou avec pilote
  - ↪ Estimation d'harmonique avec amplitude partiellement connue variant dans le temps
- Sans séquence d'apprentissage
  - ↪ Non-Data-aided (NDA) ou autodidacte/aveugle
  - ↪ Estimation d'harmonique avec bruit multiplicatif et bruit additif

## Objectif

1. Estimer  $f_0$  à la donnée de  $y(n)$  et  $s_n$
2. Estimer  $f_0$  à la donnée de  $y(n)$

## Partie 2 : Estimation DA

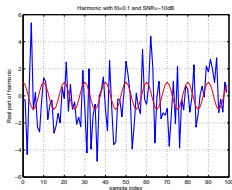
# Estimation de fréquence pure

*Modèle du signal* : soit  $f_0$  la fréquence

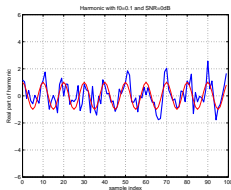
$$y(n) = ae^{2i\pi f_0 n} + b(n)$$

avec  $a$  l'amplitude complexe telle que  $a = |a|e^{2i\pi\phi_0}$  avec  $\phi_0$  la phase

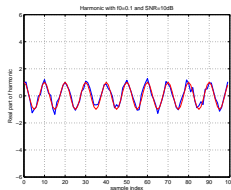
*Exemple* :



RSB=-10dB



RSB=0dB



RSB=10dB

# Estimateur ML de fréquence pure

**Critère ML** : comme le bruit additif est gaussien blanc, on a

$$\min_{|a|, \phi, f} J(|a|, \phi, f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left| y(n) - |a| e^{2i\pi(fn+\phi)} \right|^2$$

## Résultat

Si phase  $\phi_0$  connue :  $\hat{f}_N = \arg \max_f \Re \left[ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-2i\pi(fn+\phi_0)} \right]$

Si phase  $\phi_0$  inconnue :  $\hat{f}_N = \arg \max_f \left| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-2i\pi fn} \right|^2$

# Preuve

$$\begin{aligned}
 J(|a|, \phi, f) &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |y(n)|^2 + |a|^2 \\
 &\quad - |a| \left( \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \overline{y(n)} e^{2i\pi(fn+\phi)} + \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-2i\pi(fn+\phi)} \right)
 \end{aligned}$$

- Si phase connue ( $\phi = \phi_0$ ), maximisation du terme **bleu**
- Si phase inconnue,  $\phi_0 \in [0, \pi[$  (sinon ambiguïté avec  $a$  et  $-a$ ) et

$$\left. \frac{\partial J}{\partial \phi} \right|_{\phi=\hat{\phi}_N} = 0 \Leftrightarrow e^{2i\pi\hat{\phi}_N} = \left( \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-2i\pi fn}}{\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \overline{y(n)} e^{2i\pi fn}} \right)^{1/2}$$

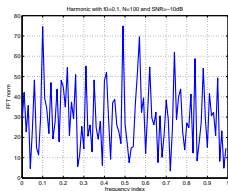
d'où

$$J(|a|, \hat{\phi}_N, f) = \text{constante} - 2|a| \left| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n) e^{-2i\pi fn} \right|$$

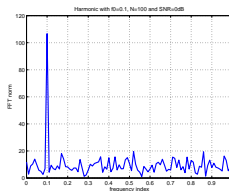
ce qui implique la maximisation du terme **magenta**

# Illustrations numériques

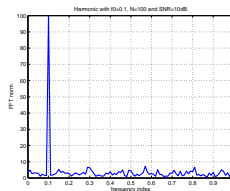
- $f_0 = 0.1$
- $N = 100$



RSB=-10dB



RSB=0dB



RSB=10dB

# Estimation de fréquence non pure

$$\mathbf{y}_N = D_N(f_0)\mathbf{S}_N\mathbf{h} + \mathbf{b}_N$$

avec

- $\mathbf{y}_N = [y(0), \dots, y(N-1)]^T$
- $N$  nombre d'observations (temps d'observation =  $[0, NT_s]$ )
- $[\mathbf{0}_{1,L}, s_0, \dots, s_{N-1}]^T$  : séquence d'apprentissage
- $\mathbf{S}_N$  une matrice  $N \times (L+1)$  définie comme suit

$$\mathbf{S}_N = \begin{bmatrix} s_0 & s_{-1} & \dots & s_{-L} \\ s_1 & \ddots & \ddots & \\ \vdots & & & \\ s_{N-1} & s_{N-2} & \dots & s_{N-1-L} \end{bmatrix}$$

- $\mathbf{h} = [h(0), \dots, h(L)]^T$
- $D_N(f) = \text{diag}([1, \dots, e^{2i\pi(N-1)f}])$
- $\mathbf{b}_N = [b(0), \dots, b(N-1)]^T$  : bruit blanc gaussien



# Estimateurs ML (I)

## Problème dirigé

- si la fréquence est connue (problème classique)

$$\hat{\mathbf{h}}_{N|f} = (\mathbf{S}_N^H \mathbf{S}_N)^{-1} \mathbf{S}_N^H \mathbf{y}_N$$

- si le canal est connu (référence ou voie de retour)

$$\hat{f}_{N|h} = \arg \max_{f \in [0,1[} \Re[\mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H D_N(f) \mathbf{y}_N]$$

Preuve : suivre la démarche du transparent 12

## Lien avec le périodogramme

$$\hat{f}_{N|h} = \arg \max_{f \in [0,1[} \Re \left[ \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \overline{a(n)} y(n) e^{-2i\pi fn} \right]$$

# Estimateurs ML (II)

## Problème conjoint

$$\begin{cases} \hat{f}_N &= \arg \max_{f \in [0,1[} \mathbf{y}_N^H D_N(f) \mathbf{S}_N (\mathbf{S}_N^H \mathbf{S}_N)^{-1} \mathbf{S}_N^H D_N(f)^H \mathbf{y}_N \\ \hat{\mathbf{h}}_N &= (\mathbf{S}_N^H \mathbf{S}_N)^{-1} \mathbf{S}_N^H D_N(\hat{f}_N)^H \mathbf{y}_N \end{cases}$$

Preuve : suivre la démarche du transparent 12

- Soit  $\mathbf{P}_N = \mathbf{S}_N (\mathbf{S}_N^H \mathbf{S}_N)^{-1} \mathbf{S}_N^H$  la projection sur l'image de  $\mathbf{S}_N$ .
- Soit la décomposition de Cholesky de  $\mathbf{P}_N = \mathbf{Q}_N^H \mathbf{Q}_N$

## Lien avec périodogramme

$$\hat{f}_N = \arg \max_{f \in [0,1[} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left| \sum_{n'=0}^{N-1} q_{n,n'} y(n') e^{-2i\pi f n'} \right|^2$$

## Bornes de Cramer-Rao : problème dirigé

## Résultat

$$\begin{cases} \gamma_{f|h} &= \frac{N_0}{4\pi^2 N^3} \frac{1}{\mathbf{h}^H \mathbf{W}_2 \mathbf{h}} \\ \Gamma_{\mathbf{h}|f} &= \frac{2N_0}{N} \mathbf{W}_0^{-1} \end{cases}$$

avec

$$\mathbf{W}_K = \frac{\mathbf{S}_N^H \Delta_N^K \mathbf{S}_N}{N^{(K+1)}}$$

et

$$\Delta_N = \text{diag}([0, 1, \dots, N-1])$$

*Remarque :*

Estimateur ML est asymptotiquement efficace

## Preuve

$$F(f) = \mathbb{E}_{\mathbf{y}} \left[ \left( \frac{d \ln p(\mathbf{y}|f)}{df} \right)^2 \right] \text{ et } p(\mathbf{y}|f) \propto e^{-\frac{\|\mathbf{y} - D_N(f)\mathbf{S}_N\mathbf{h}\|^2}{2N_0}}$$

$$\ln p(\mathbf{y}|f) = \frac{-1}{2N_0} (\mathbf{y}^H - \mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H D_N(f)^H) (\mathbf{y} - D_N(f) \mathbf{S}_N \mathbf{h}) + \text{cte}$$

$$\frac{d \ln p(\mathbf{y}|f)}{df} = \frac{-1}{2N_0} (2i\pi \mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H \Delta_N D_N(f)^H) (\mathbf{y} - D_N(f) \mathbf{S}_N \mathbf{h})$$

$$+ \frac{-1}{2N_0} (\mathbf{y}^H - \mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H D_N(f)^H) (-2i\pi D_N(f) \Delta_N \mathbf{S}_N \mathbf{h})$$

$$\left. \frac{d \ln p(\mathbf{y}|f)}{df} \right|_{\mathbf{y}, f_0} = \frac{-2i\pi}{2N_0} (\mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H \Delta_N D_N(f_0)^H \mathbf{b} - \mathbf{b}^H D_N(f_0) \Delta_N \mathbf{S}_N \mathbf{h})$$

$$\mathbb{E} \left[ \left( \frac{d \ln p(\mathbf{y}|f)}{df} \right)^2 \right] = \frac{4\pi^2}{4N_0^2} (2\mathbf{h}^H \mathbf{S}_N^H \Delta_N D_N(f_0)^H \mathbb{E}[\mathbf{b}\mathbf{b}^H] D_N(f_0) \Delta_N \mathbf{S}_N \mathbf{h})$$

## Bornes de Cramer-Rao : problème conjoint

## Résultat

$$\begin{cases} \gamma_f &= \frac{N_0}{4\pi^2 N^3} \frac{1}{\mathbf{h}^H (\mathbf{W}_2 - \mathbf{W}_1 \mathbf{W}_0^{-1} \mathbf{W}_1) \mathbf{h}} \\ \Gamma_{\mathbf{h}} &= \frac{2N_0}{N} \left( \mathbf{W}_0^{-1} + \frac{\mathbf{W}_0^{-1} \mathbf{W}_1 \mathbf{h} \mathbf{h}^H \mathbf{W}_1 \mathbf{W}_0^{-1}}{2\mathbf{h}^H (\mathbf{W}_2 - \mathbf{W}_1 \mathbf{W}_0^{-1} \mathbf{W}_1) \mathbf{h}} \right) \end{cases}$$

*Remarque :*

- Convergence de l'estimateur de la fréquence en  $1/N^3$
- Convergence de l'estimateur du canal en  $1/N$
- Estimateur ML asymptotiquement efficace

# Bornes de Cramer-Rao asymptotiques (I)

Considérons

- $\{s_n\}_n$  une réalisation d'une séquence pseudo-aléatoire stationnaire
- $r_s(\tau) = \mathbb{E}[s_{n+\tau}\overline{s_n}]$  la fonction d'autocorrélation

## Résultat fondamental

$$w_K(k, l) = \frac{1}{N^{(K+1)}} \sum_{n=0}^{N-1} n^K \overline{s_{n-k}} s_{n-l} \xrightarrow{p.s.} \frac{\mathbb{E}[\overline{s_{n-k}} s_{n-l}]}{K+1} = \frac{r_s(k-l)}{K+1}$$

*Esquisse de preuve :*

$$w_K(k, l) = \underbrace{\left( \frac{1}{N^{(K+1)}} \sum_{n=0}^{N-1} n^K \right)}_{1/(K+1)} \mathbb{E}[\overline{s_{n-k}} s_{n-l}] + \underbrace{\frac{1}{N^{(K+1)}} \sum_{n=0}^{N-1} n^K \varepsilon_{k,l}(n)}_{\xrightarrow{p.s.} 0}$$

# Bornes de Cramer-Rao asymptotiques (II)

Considérons  $\mathbf{R}_s = (r_s(k-l))_{0 \leq k, l \leq L}$  la matrice (Toeplitz) de corrélation de taille  $(L+1) \times (L+1)$  du processus  $\{s_n\}_n$

## Problème dirigé

$$\gamma_{f|h} = \frac{3N_0}{4\pi^2 N^3} \frac{1}{\mathbf{h}^H \mathbf{R}_s \mathbf{h}} \quad \text{et} \quad \Gamma_{h|f} = \frac{2N_0}{N} \mathbf{R}_s^{-1}$$

## Problème conjoint

$$\gamma_f = \frac{3N_0}{\pi^2 N^3} \frac{1}{\mathbf{h}^H \mathbf{R}_s \mathbf{h}} \quad \text{et} \quad \Gamma_h = \frac{2N_0}{N} \left( \mathbf{R}_s^{-1} + \frac{3}{2} \frac{\mathbf{h} \mathbf{h}^H}{\mathbf{h}^H \mathbf{R}_s \mathbf{h}} \right)$$

*Remarque :*

Perte de 6dB pour l'estimation de fréquence si le canal est inconnu

# Simulations

## *Protocole :*

Afin de maximiser les périodogrammes, on procède en deux étapes

1. une étape dite *grossière* réalisée à l'aide d'une TFD
2. une étape dite *fine* réalisée par le biais d'un algorithme du gradient initialisé avec le résultat de l'étape grossière

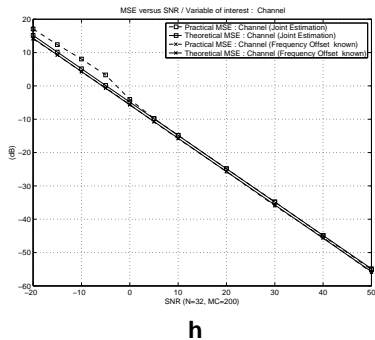
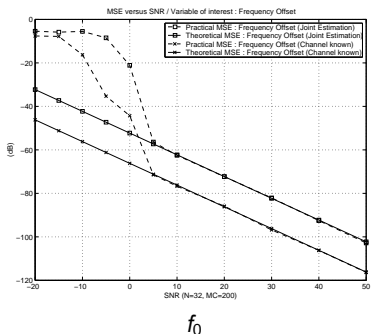
## *Remarque :*

La borne de Cramer-Rao ne fournit de l'information que sur la seconde étape



## EQM en fonction du RSB

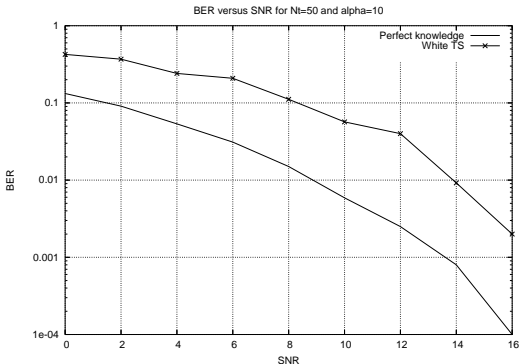
- Canal radio-mobile de norme 1
- $N = 32$



La CRB inexacte à faible RSB (phénomène de décrochement)

# Taux d'Erreur Binaire

- $N = 50$ , Trame de longueur 500
- Egaliseur de Wiener



## Partie 3 : Estimation NDA

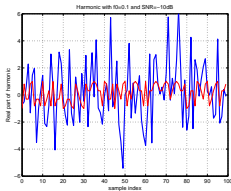
# Rappel du modèle

$$y(n) = a(n)e^{2i\pi f_0 n} + b(n), \quad n = 0, \dots, N-1$$

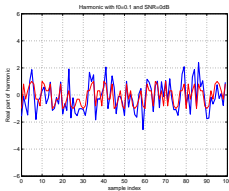
avec

- $y(n)$  le signal reçu
- $a(n)$  une amplitude (complexe) inconnue ou un bruit multiplicatif
- $b(n)$  un bruit blanc gaussien additif **circulaire** et stationnaire

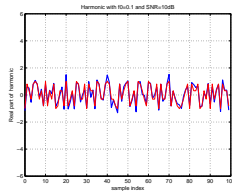
*Exemple* :  $a(n)$  appartient à une modulation MDA-2/BPSK



RSB=-10dB



RSB=0dB



RSB=10dB

— idem avec la partie imaginaire

# Définition de la circularité

## Circularité (au sens strict)

Soit  $Z$  une variable aléatoire centrée à valeurs complexes  
 $Z$  est dit circulaire au sens strict ssi

$$Z \quad \text{et} \quad Ze^{i\theta}$$

ont la même densité de probabilité pour tout  $\theta$

*Propriété :*

$$\mathbb{E}[\underbrace{Z \cdots Z}_{p \text{ fois}} \underbrace{\bar{Z} \cdots \bar{Z}}_{q \text{ fois}}] = 0 \text{ dès que } p \neq q$$

*Remarque :*  $Z$  est

- circulaire (jusqu'à l'ordre  $M - 1$ ), et de manière équivalente,
- non-circulaire (à partir l'ordre  $M$ )  
ssi

$$\mathbb{E}[\underbrace{Z \cdots Z}_{p \text{ fois}} \underbrace{\bar{Z} \cdots \bar{Z}}_{q \text{ fois}}] = 0 \quad \text{dès que} \quad p \neq q \quad \text{et} \quad p + q < M$$

# Signal non-circulaire

## Remarque

Toute constellation usuelle admet une symétrie de rotation d'angle  $2\pi/M$  ce qui implique une non-circularité à l'ordre  $M$

Constellation	MDA- $P$	MDP- $P$	MAQ- $P$
Taille $M$	2	$P$	4

### Hypothèses :

- $a(n)$  est non-circulaire à l'ordre  $M \Leftrightarrow \mathbb{E}[a(n)^M] \neq 0$
- $a(n)$  est gaussien ou pas
- $a(n)$  est coloré ou pas

**Remarque :** hypothèses réalistes en communications numériques

# Signal non-circulaire au second ordre (I)

Comme  $u_a(0) = \mathbb{E}[a^2(n)] \neq 0$ , on a

$$z(n) = y^2(n) = u_a(0)e^{2i\pi(2f_0)n} + e(n)$$

où  $e(n)$  est un bruit additif *non-gaussien* et *non-stationnaire*

## Remarques

- ↪ Estimation de fréquence dans un bruit multiplicatif et additif
- ⇕
- Estimation de fréquence dans un bruit additif *non-standard*
- ↪ Périodogramme basé sur  $y^2(n)$  au lieu de  $y(n)$
- ↪ Si  $a(n)$  est coloré, périodogramme non exhaustif

## Signal non-circulaire au second ordre (II)

En posant  $u_a(\tau) = \mathbb{E}[a(n+\tau)a(n)]$ , on a

$$z_\tau(n) = y(n+\tau)y(n) = \left(u_a(\tau)e^{2i\pi f_0\tau}\right) e^{2i\pi(2f_0)n} + e_\tau(n)$$

$$\begin{aligned} \hat{f}_N = \arg \max_f \mathbf{J}_N(f) &= \sum_{\tau=-T}^T \left| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} z_\tau(n) e^{-2i\pi(2f)n} \right|^2 \\ &= \left\| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{z}(n) e^{-2i\pi(2f)n} \right\|^2 \end{aligned}$$

avec  $\mathbf{z}(n) = [z_{-T}(n), \dots, z_T(n)]^T$

*Remarque :*

- Périodogramme pour signal vectoriel
- Estimateur de l'élevation au carré (étendu)



# Signal non-circulaire aux ordres supérieurs

*MDP-P* (1983)

$$\mathbb{E}[a(n)^P] \neq 0 \Leftrightarrow \hat{f}_N = \arg \max_f \left\| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y^P(n) e^{-2i\pi(Pf)n} \right\|^2$$

*MAQ-P* (2001 et 2004)

$$\mathbb{E}[a(n)^4] \neq 0 \Leftrightarrow \hat{f}_N = \arg \max_f \left\| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y^4(n) e^{-2i\pi(4f)n} \right\|^2$$

*⇒ L'estimateur de l'élévation à la puissance*

# Analyse asymptotique

- Consistance
- Normalité asymptotique (avec vitesse de convergence de 3)
- Covariance asymptotique  $\gamma$

ont été établies et calculées pour le problème suivant

$$\hat{f}_N = \arg \max_f \mathbf{J}_N(\alpha) = \left\| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{z}(n) e^{-2i\pi(Mf)n} \right\|^2$$

avec  $\mathbf{z}(n) = \alpha e^{2i\pi(Mf)n} + \mathbf{e}(n)$  et  $\mathbf{e}(n)$  un processus centré

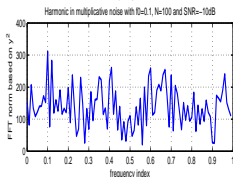
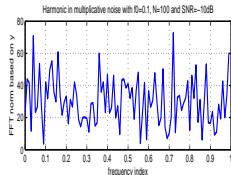
## Remarque

- Analyse valide pour les signaux non-circulaires ( $\forall M$ )
- Covariance asymptotique  $\gamma$  dépend des statistiques de  $\mathbf{e}(n)$

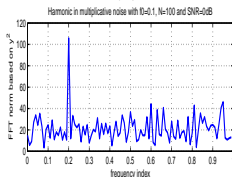
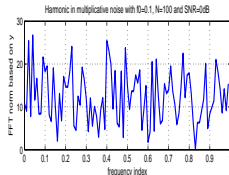
$$\text{EQM} = \frac{\gamma}{N^3}$$

# Simulations

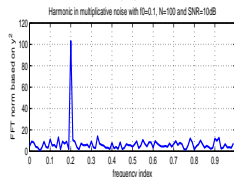
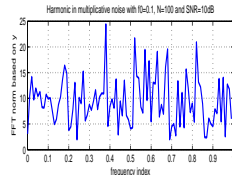
- $a(n)$  appartient à une MDA-2/BPSK
- $N = 100$



**RSB=-10dB**



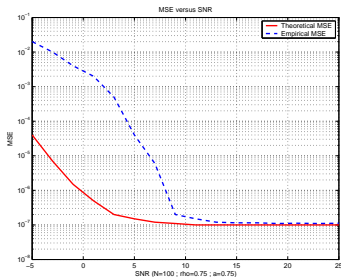
**RSB=0dB**



**RSB=10dB**

## EQM en fonction du RSB

- $a(n) = s_n + 0.75s_{n-1}$
- $s_n$  blanc gaussien t.q.  $\mathbb{E}[|s_n|^2] = 1$  et  $\mathbb{E}[s_n^2] = 0.75$
- $N = 100$



## Questions

- EQM théorique inexacte à faible RSB  
 $\rightsquigarrow$  *phénomène de décrochement*
- Sommes-nous loin de la CRB ?

# Phénomène de décrochement

On s'intéresse à l'estimateur de l'élévation à la puissance

$$\hat{f}_N = \frac{1}{M} \arg \max_{\alpha \in ]-1/2, 1/2]} \left| \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y(n)^M e^{-2i\pi\alpha n} \right|^2$$

avec

$$y(n)^M = ue^{2i\pi Mf_0 n} + e(n)$$

Ce périodogramme est maximisé en deux étapes

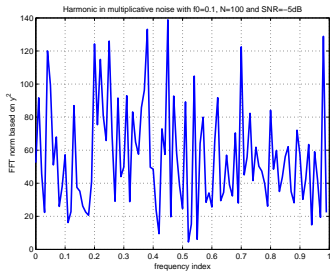
- une étape grossière détectant le pic
- une étape fine raffinant l'estimation autour du pic

## Remarque

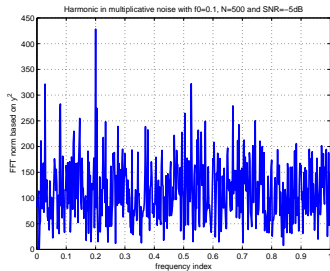
A faible RSB et/ou quand le nombre d'échantillons est petit, l'étape grossière peut échouer  $\Rightarrow$  phénomène de décrochement

# Exemple

- $a(n)$  appartient à une MDA-2/BPSK
- $RSB = -5\text{dB}$



Périodogramme avec  $N = 100$



Périodogramme avec  $N = 500$

# Erreur quadratique moyenne

## EQM exacte

Si la fréquence recherchée est au centre de l'intervalle de recherche, alors

$$EQM = \frac{p}{12} + (1 - p)EQM_{s.d.}$$

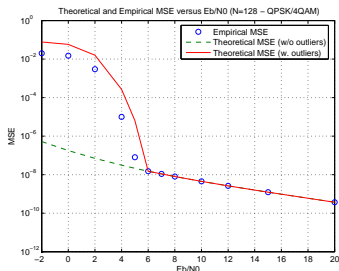
où

- $p$  est la probabilité que l'étape grossière échoue
- $EQM_{s.d.}$  est l'EQM classique (ne prenant pas en compte le phénomène de décrochement)

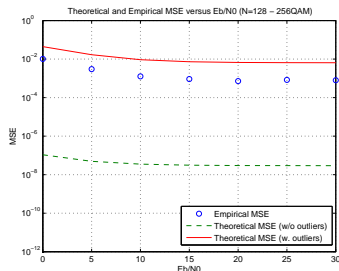
## Résultats

- $EQM_{s.d.}$  disponible dans la littérature (cf. planches précédentes)
- $p$  disponible dans la littérature
  - $a(n)$  constant (1974)
  - $a(n)$  blanc et appartient à une constellation usuelle (2006)

# Simulations : EQM en fonction du RSB



MAQ-4 et  $N = 128$



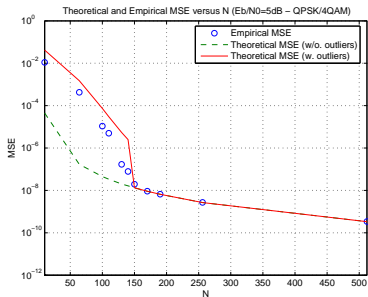
MAQ-256 et  $N = 128$

## Analyse de seuil

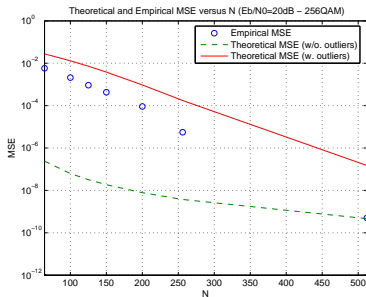
- Pour MAQ-4,  $RSB_{\text{seuil}} = 6\text{dB}$  si  $N = 128$
- Pour MAQ- $P$  (avec  $P > 4$ ), palier pour  $p \Rightarrow$  pas de seuil



# Simulations : EQM en fonction de $N$



MAQ-4 et  $E_b/N_0 = 5\text{dB}$



MAQ-256 et  $E_b/N_0 = 20\text{dB}$

- Quand  $N$  augmente,  $p$  décroît (pas de palier)
- N'importe quelle EQM est réalisable MAIS parfois avec  $N$  grand

# Problèmes non traités

1. Conception de la séquence d'apprentissage ?
2. Sommes-nous loin de la CRB ?
3. Comment calculer la CRB dans un contexte autodidacte
4. Décrochement : est-ce intrinsèque au problème ou juste à l'estimateur de l'élévation à la puissance ?
5. Extension à l'OFDM
  - Méthode supervisée : démarche identique
  - Méthode autodidacte : sous-porteuses nulles (détecteur d'énergie, méthode sous-espace), égalisation entre porteuses, non-circularité, ...

# Bibliographie

- E. Hannan, "The estimation of frequency", Journal of Applied Probability, 1973.
- D. Rife et R. Boorstyn, "Single-tone parameter estimation from discrete-time observations", IEEE Trans. on Information Theory, Septembre 1974.
- A. Viterbi, "Non-linear estimation of PSK-modulated carrier phase with application to burst digital transmissions", IEEE Trans. on Information Theory, Juillet 1983.
- U. Mengali et A. d'Andrea, "Synchronisation techniques for digital receivers", Plenum Press, 1997.
- H. Meyr et al., "Digital communications receivers", Wiley, 1998.
- M. Ghogho, A. Swami et A. Nandi, "Non-linear least squares estimation for harmonics in multiplicative and additive noise", Signal Processing, Octobre 1999.
- M. Morelli et U. Mengali, "Carrier frequency estimation for transmissions over selective channels", IEEE Trans. on Communications, Septembre 2000.
- P. Ciblat et al., "Asymptotic analysis of blind cyclic correlation based symbol rate estimation", IEEE Trans. on Information Theory, Juillet 2002.
- N. Noels et al., "Turbo-synchronization : an EM algorithm interpretation", IEEE International Conf. on Communications (ICC), 2003.
- Y. Wang et al., "Optimal blind carrier recovery for M-PSK burst transmissions", IEEE Trans. on Communications, Septembre 2003.
- P. Ciblat et al., "Training Sequence Optimization for joint Channel and Frequency Offset estimation", IEEE Trans. on Signal Processing, Août 2008.