

# Techniques d'Egalisation avancées

4 novembre 2011

# Plan

- 1 Communications avec interférences symboles
- 2 Décodage par Maximum de Vraisemblance
- 3 DFE

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

### Signal émis en bande de base

On considère une modulation de type QAM d'ordre  $M$ .

$$s(t) = \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h_e(t - kT), \quad s_k \in \mathbb{C}$$

- $s_k = I_k + jQ_k$  : séquence de symboles émis appartenant à une constellation M-QAM  $\mathcal{S}$  ( $|\mathcal{S}| = M = 2^m$ ),
- $T$  : période symbole,
- $h_e(t)$  : filtre de mise en forme à l'émission.

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

### Signal émis en bande transposée (signal modulé)

$$\begin{aligned}\tilde{s}(t) &= \operatorname{Re}[s(t)e^{j2\pi f_0 t}] \\ &= \operatorname{Re}[s(t)]\cos(2\pi f_0 t) - \operatorname{Im}[s(t)]\sin(2\pi f_0 t) \\ &= I(t)\cos(2\pi f_0 t) - Q(t)\sin(2\pi f_0 t)\end{aligned}\quad (1)$$

avec

- $I(t) = \sum_k i_k h_e(t - kT)$  : signal en phase (PAM voie I),
- $Q(t) = \sum_k q_k h_e(t - kT)$  : signal en quadrature (PAM voie Q),

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

Signal reçu en bande transposée (signal modulé)

$$\begin{aligned}
 \tilde{r}(t) &= \alpha_0 \tilde{s}(t) + \sum_{l=1}^{L-1} \alpha_l \tilde{s}(t - \tau_l) + \tilde{b}(t) \\
 &= \operatorname{Re}[r(t)e^{j2\pi f_0 t}]
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

avec  $b(t)$  : bruit blanc thermique Gaussien

$$\begin{aligned}
 \tilde{b}(t) &= \operatorname{Re}[b(t)e^{j2\pi f_0 t}] \\
 &= \operatorname{Re}[b(t)]\cos(2\pi f_0 t) - \operatorname{Im}[b(t)]\sin(2\pi f_0 t) \\
 &= b_i(t)\cos(2\pi f_0 t) - b_q(t)\sin(2\pi f_0 t)
 \end{aligned}$$

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

Signal reçu équivalent en bande de base après Démodulation I/Q

$$\begin{aligned}r(t) &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k \left[ \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l \exp(-j2\pi f_0 \tau_l) h_e(t - kT - \tau_l) \right] + b(t) \\ &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h_c * h_e(t - kT) + b(t) \\ &= h_c * s(t) + b(t)\end{aligned}\quad (3)$$

avec  $h_c(t)$  : canal de propagation *équivalent* en bande de base

$$\begin{aligned}h_c(t) &= \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l e^{-j2\pi f_0 \tau_l} \delta(t - \tau_l) \\ H_c(f) &= \sum_{l=0}^{L-1} \alpha_l e^{-j2\pi f_0 \tau_l} e^{-j2\pi \tau_l f}\end{aligned}\quad (4)$$

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

### Filtrage adapté et modèle équivalent bande de base

$$\begin{aligned}
 y(t) &= h_r * r(t) + h_r * b(t) \\
 &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h_r * h_c * h_e(t - kT) + h_r * b(t) \\
 &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h(t - kT) + b_r(t)
 \end{aligned} \tag{5}$$

avec  $h(t) = h_r * h_c * h_e(t)$  : enveloppe complexe du canal global  
*équivalent* en bande de base

- Pas d'IES si  $h_r(t)$  est adapté à  $g(t) = h_c * h_e(t)$ ,  
 $h_r(t) = h_c * h_e(-t)^*$ , mais pas très réaliste dans un contexte  
 canal  $h_c(t)$  variable en temps.
- En pratique,  $h_r(t)$  est adapté à  $h_e(t)$ , donc  $h_r(t) = h_e(-t)$ .

# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

### Modèle discret équivalent bande de base (Temps symbole)

$$\begin{aligned}
 y[n] &\triangleq y(nT) \\
 &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h((n-k)T) + b_r(nT) \\
 &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h_{n-k} + b[n]
 \end{aligned} \tag{6}$$

avec  $h[n] = h_r * h_c * h_e(nT)$  : réponse impulsionnelle discrète du canal équivalent en bande de base.



# Canal à interférences entre symboles

## Modélisation

### Bruit échantillonné

$b_r(t)$  est Gaussien car filtré de  $b(t)$ ,  $b[n]$  non corrélés et Gaussiens donc indépendants

$$\overset{\circ}{\Gamma}_b(f) = N_0$$

$$\overset{\circ}{\Gamma}_{b_r}(f) = N_0 |H_e(f)|^2$$

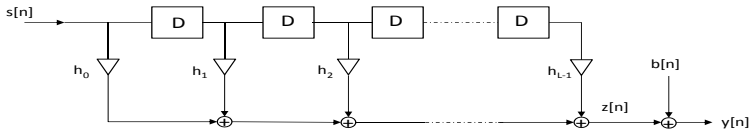
$$\gamma_b(p) = N_0 \delta(p) \quad (7)$$

# Décodage par Maximum de Vraisemblance

Modèle discret équivalent bande de base

$$\begin{aligned}
 y[n] &= \sum_{k \in \mathbb{N}} s_k h_{n-k} + b[n] \\
 &= \sum_{k=0}^{L_h-1} h[k] s[n-k] + b[n] \quad (8)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= h_0 s[n] + \underbrace{\sum_{k=1}^{L_h-1} h[k] s[n-k]}_{IES} + b[n] \quad (9)
 \end{aligned}$$



# Décodage par Maximum de Vraisemblance

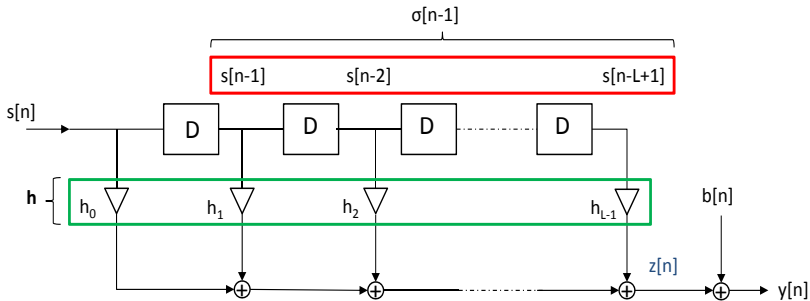
Critère de décodage MLSE

$$\begin{aligned}
 \hat{\mathbf{s}} &= \arg \max_{\mathbf{s}'} p(\mathbf{y}|\mathbf{s}') \\
 &= \arg \max_{\mathbf{s}'} \prod_n p(y_n|\mathbf{s}') \\
 &= \arg \min_{\{\mathbf{s}_n\}} \sum_n |y_n - \sum_{k=0}^{L-1} h_k s_{n-k}|^2
 \end{aligned}$$

- $\mathbf{s} = [s_1 s_2 \dots s_N]$ ,  $\mathbf{y} = [y_1 y_2 \dots y_N]$ ,  $y[n] \sim \mathcal{N}(\sum_k h_k s_{n-k}, N_0)$ ,
- la séquence optimale est celle qui minimise la distance euclidienne la plus faible.
- utilisation de la structure markovienne du canal pour réaliser un décodage MLSE avec complexité raisonnable.

# Décodage par Maximum de Vraisemblance

Modèle convolutif et Représentation d'état



$$\begin{aligned}
 y[n] &= \mathbf{h}^T \begin{bmatrix} s_n \\ \sigma_{n-1} \end{bmatrix} + b[n] \\
 &= z[n] + b[n]
 \end{aligned}$$

# Décodage par Maximum de Vraisemblance

## Représentation en treillis

- **Représentation fonctionnelle associée :**

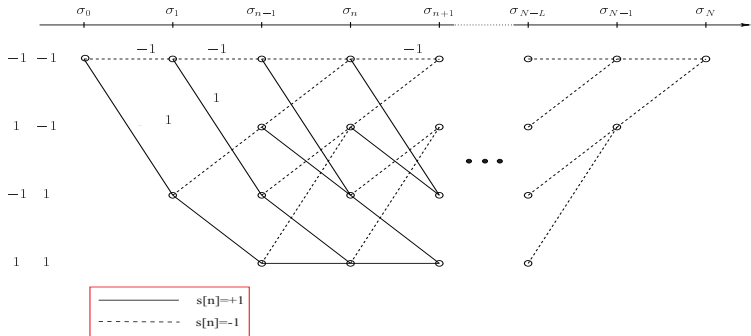
- **Equation d'évolution :** passage d'un état à  $\sigma_{n-1}$  à  $\sigma_n$ .

$$\sigma_n = F_1(\sigma_{n-1}, s_n)$$

- **Equation d'observation :** génération des sorties observables

$$z_n = \sum_{k=0}^{L-1} h_k s_{n-k}$$

$$z_n = F_2(\sigma_{n-1}, s_n) = F_3(\sigma_{n-1}, \sigma_n)$$



# Décodage par Maximum de Vraisemblance

## Représentation en treillis

### propriétés

- Chaque chemin sur le treillis représente une séquence de symboles émis possibles :

séquence MLSE  $\Leftrightarrow$  chemin le plus probable, ie de plus petite distance euclidienne cumulée sur le treillis

- Idée de Viterbi : utiliser la structure du treillis pour énumérer et sélectionner "intelligemment" les candidats.
- Ceci est possible en remarquant que

$$\{s[n] | n = 1 \dots N\} \iff \{\sigma[n] | n = 0 \dots N\}$$

Espace des séquences

Espaces des Etats

# Décodage par Maximum de Vraisemblance

## Algorithme de Viterbi

### MLSE revisité

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\{\mathbf{s}_n\}} \sum_n |y_n - \sum_{k=0}^{L-1} h_k s_{n-k}|^2$$

$$\Downarrow$$

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\{\sigma_n\}} \sum_n |y_n - z_n(\sigma_{n-1}, \sigma_n)|^2$$

Pour la section de treillis  $n$ , à l'état  $\sigma_n(s)$ , on peut écrire

$$\Lambda_n(\sigma_n) = \operatorname{argmin}_{\{\sigma_0, \sigma_1, \dots, \sigma_{n-1}, \sigma_n\}} \sum_{k=0}^n |y_k - z_k(\sigma_{k-1}, \sigma_k)|^2$$

$$= \operatorname{argmin}_{\{\sigma_{n-1} \rightarrow \sigma_n\}} \left\{ \operatorname{argmin}_{\{\sigma_0, \dots, \sigma_{n-1}\}} \left\{ \sum_{k=0}^{n-1} |y_k - z_k|^2 \right\} + |y_n - z_n(\sigma_{n-1}, \sigma_n)|^2 \right\}$$

$$= \operatorname{argmin}_{\underbrace{\{\sigma_{n-1} \rightarrow \sigma_n\}}_{\text{transitions possibles}}} \{ \Lambda_{n-1}(\sigma_{n-1}) + \lambda_n(\sigma_{n-1}, \sigma_n) \}$$

transitions possibles

# Décodage par Maximum de Vraisemblance

## Algorithme de Viterbi

### Algorithme de Viterbi

- Pour chaque section  $n$  ( $n = 1 \cdots N$ ), pour chaque état  $\sigma_n = s$  ( $s = 0 \cdots |S|$ ) :

- 1 calculer  $\Lambda_n$  tel que

$$\Lambda_n(\sigma_n) = \underset{\{\sigma_{n-1} \rightarrow \sigma_n\}}{\operatorname{argmin}} \{ \Lambda_{n-1}(\sigma_{n-1}) + \lambda_n(\sigma_{n-1}, \sigma_n) \}$$

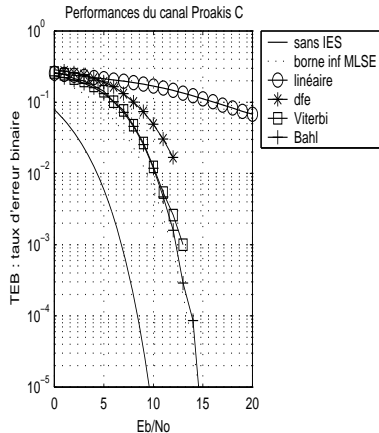
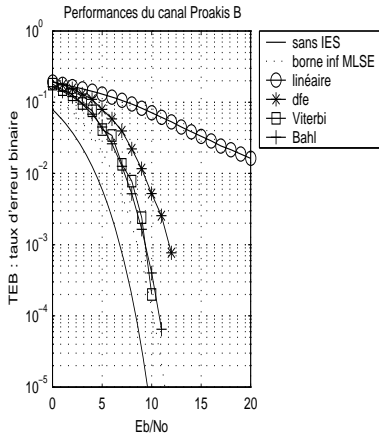
- 2 stocker l'état précédent  $\sigma_{n-1}$  (pour chaque état  $\sigma_n$ , on peut donc associer une séquence  $\{\sigma_0, \cdots, \sigma_n\}$  de distance euclidienne  $\Lambda_n(\sigma_n)$ )
- A la fin du treillis, il ne reste plus que  $|S|$  chemins possibles, alors par parcours arrière des états du treillis

$$\hat{\mathbf{s}} = \left\{ \sigma_0, \sigma_1, \cdots, \sigma_{N-1}, \sigma_N \mid \underset{\sigma_N}{\operatorname{argmin}} \{ \Lambda_N(\sigma_N) \} \right\}$$



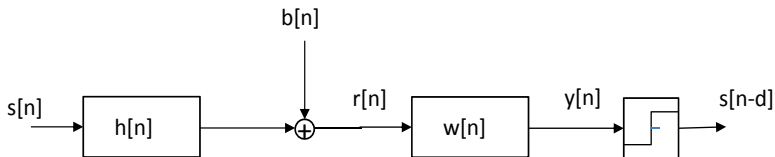
# Décodage par Maximum de Vraisemblance

Algorithme de Viterbi : performance



# Egalisation linéaire : rappels

## Rappels d'égalisation linéaire

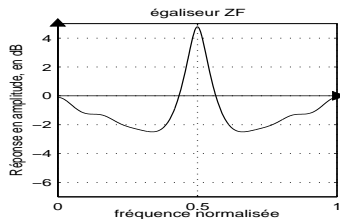
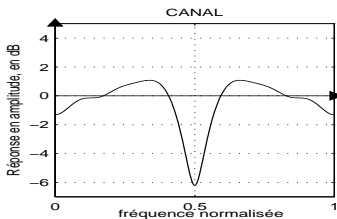


- $w[n]$  est une filtre égaliseur,
- complexité linéaire,.
- différents critères d'optimisation

- Critère zéro-forcing : IES nulle

$$w_{zf}(z) = \frac{z_n^{-d}}{h(z)}$$

- faible complexité mais forte amplification du bruit begincenter



# Egalisation linéaire

## Critère EQMM

- Critère EQMM sans contraintes : minimisation de l'erreur quadratique moyenne

$$w_{\infty}(z) = \sigma_s^2 z^{-d} \frac{h^*(z^{-1})}{\sigma_s^2 h(z)h^*(z^{-1}) + \sigma_b^2}$$

avec  $h^*(z) = \sum_n h^*(n)z^{-n}$

- mitige l'amplification du bruit, mais faible performances pour canaux sévères

# Egalisation non linéaire

Decision feedback Equalization(DFE) : principe

