

Egalisation aveugle multi-utilisateurs de signaux DS-CDMA avec séquence d’embrouillage

Alexandre DE BAYNAST*, Inbar FIJALKOW, Lieven DE LATHAUWER†

Equipe Traitement des Images et du Signal (CNRS UPRES-A 8051)
Université de Cergy-Pontoise/ENSEA
6 avenue du Ponceau, 95014 Cergy-Pontoise Cedex, France
debaynas, fijalkow, lathauwr@ensea.fr

Résumé – Nous considérons le problème d’égalisation aveugle de signaux CDMA en présence de trajets multiples. Les utilisateurs seront supposés ”embrouillés” par des séquences s’étalant sur plusieurs symboles. Après avoir étendu la méthode du maximum d’énergie sous contrainte présentée dans [5] au cas de signaux embrouillés et montrer ses limites, nous proposons un système de détection multi-utilisateurs basé sur l’algorithme du module constant exploitant la connaissance des séquences d’étalement. Il permet d’obtenir de bonnes performances même dans le cas de canaux très dispersifs, au contraire de [5], pour une complexité raisonnable.

Abstract – We address the problem of the blind equalization for a CDMA system over a frequency selective channel. Each user is supposed to be scrambled by a sequence spanned over several symbols. First, we propose to extend the method based on the Minimum Output Energy (MOE) under constraint presented in [5] to the case with scrambling sequences and show its limits. Second, we propose a multi-user scheme based on the Constant Modulus Algorithm (CMA) exploiting the spreading sequences. This system provides good performance even for channels with large dispersion (more than a symbol period), unlike [5], with an acceptable complexity.

1 Introduction

Dans ce papier, nous considérons le problème de la détection aveugle multi-utilisateurs pour une transmission en liaison montante (asynchrone) de signaux avec étalement de spectre *Direct Sequence Code Division Multiple Access (DS-CDMA)*, et séquence d’embrouillage courte (quelques symboles). Celle-ci permet dans la norme TDD-UMTS ([2]) de réduire les interférences entre les stations de base voisines. Ce problème concerne l’analyse de réseaux et la réduction des séquences d’apprentissage. Dans la suite, nous utilisons notre connaissance de la séquence d’embrouillage pour trouver un algorithme d’extraction aveugle moins complexe que le CMA hiérarchique (HCMA, voir [3]) et plus robuste à la dispersion de canal que le MOE ([5]).

K utilisateurs asynchrones émettent un flux de symboles (modulation QPSK) au rythme $1/T_s$ vers la station de base. Le canal de propagation est supposé sélectif en fréquence entaché d’un bruit additif gaussien. Le signal d’observation prend la forme suivante :

$$y(t) = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_i s_k[i] e_k(t - iT_s) + w(t)$$

avec $s_k[\cdot]$ les symboles du k^e utilisateur, $e_k(t)$ la réponse

impulsionnelle du canal équivalent (signature + canal de propagation + filtres de transmission) du k^e utilisateur et T_s la période symbole. Le signal $y(t)$ est alors cyclo-stationnaire de période PT_s (la signature s’étalant sur P symboles successifs).

En suréchantillonnant le signal reçu au rythme N/T_s ($= 1/T_c$), dit rythme ”chip” puis en stockant NP échantillons successifs, nous obtenons le modèle discret multi-varié (à KP entrées et NP sorties) au rythme P -symboles suivant :

$$\underline{\mathbf{y}}_P[n] = \sum_{k=1}^K \sum_i E_k[i] \mathbf{s}_k[n-i] + \mathbf{w}_P[n]$$

avec

$$\underline{\mathbf{y}}_P[n] = (\mathbf{y}[nP]^T \mathbf{y}[nP-1]^T \dots \mathbf{y}[(n-1)P+1]^T)^T,$$

$$\mathbf{y}[n] = (y(nT_s) \ y(nT_s - T_c) \dots y((n-1)T_s + T_c))^T$$

$\mathbf{s}_k[n] = [s_k[nP] \dots s_k[(n-1)P+1]]$, P symboles successifs du k^e utilisateur embrouillés ensemble, et $E_k(z)$ la matrice de transfert polynômiale relative au canal équivalent de degré L_e . Dans ce cas, $\underline{\mathbf{y}}_P[n]$ est un signal discret vectoriel stationnaire.

En utilisant la transformée en z , le signal reçu peut être vu comme un système convolutif avec KP entrées and NP sorties (système MIMO) :

$$\underline{\mathbf{y}}_P(z) = \sum_{k=1}^K E_k(z) \mathbf{s}_k(z) + \mathbf{w}(z) \quad (1)$$

avec $E_k(z)$ de taille $NP \times P$.

En stockant L super-vecteurs $\underline{\mathbf{y}}_P[n]$ successifs, nous ob-

*A. de Baynast est financé par une bourse DGA-CNRS.

†Ce travail est financé en partie par le gouvernement flamand (Research Council K.U.Leuven (GOA-Mefisto-666,IDO), FWO (G.0240.99,G.0256.97, Research Communities ICCoS and ANMMM, postdoc grant L. De Lathauwer)) et l’Etat Fédéral Belge (IUAP P4-02, IUAP P4-24).

tenons le vecteur d'observation suivant :

$$\mathbf{y}_L[n] = \sum_{k=1}^K \mathcal{S}(E_k) \mathbf{s}_k[n] + \mathbf{w}_L[n] \quad (2)$$

avec $\mathbf{y}_L[n] = (\mathbf{y}_P[n]^T, \dots, \mathbf{y}_P[n+L-1]^T)^T$, $\mathcal{S}(E_k)$ la matrice de convolution bloc-Toeplitz associée au canal $E_k(z)$, $\mathbf{s}_k[n] = (s_k[n] \ s_k[n-1] \ \dots \ s_k[n-LP-L_e-1])^T$ les symboles présents dans le vecteur d'observation et $\mathbf{w}_L[n]$ les échantillons de bruit.

$$\mathcal{S}(E_k) = \begin{bmatrix} E_k^{(L_e-1)} & \dots & E_k^{(0)} & & 0 \\ & \ddots & & \ddots & \\ 0 & & E_k^{(L_e-1)} & & E_k^{(0)} \end{bmatrix}$$

avec

$$E_k^{(l)} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_k^{(l-1)P} & \dots & \mathbf{e}_k^{(l-2)P+1} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{e}_k^{(lP-1)} & \dots & \mathbf{e}_k^{(l-1)P} \end{bmatrix}$$

Nous cherchons maintenant à extraire chaque source vectorielle $\mathbf{s}_k[n]$ à partir des seules observations $\mathbf{y}_L[n]$ (en aveugle) par un filtre linéaire G_k . Sous certaines hypothèses d'inversibilité, cela revient à déterminer le filtre matriciel $G_k(z)$ tel que $\hat{\mathbf{s}}_k[n] = \sum_{l=0}^L G_k^H[l] \mathbf{y}_P[n-l]$ soit une bonne estimée de $\mathbf{s}_k[n]$.

2 Extraction aveugle d'une source : approche par contrainte

En exploitant la structure du système DS-CDMA, nous pouvons réécrire le modèle discret,

$$\mathbf{y}_L[n] = M^T(c_k)(I_P \otimes \mathbf{h}_k) \mathbf{s}_k[n] + \text{IES} + \text{IMU} + \mathbf{w}[n]$$

avec $M^T(c_k)$ de taille $(NP + L_h + 1) \times PL_h$ définie à partir des codes de la séquence d'étalement et d'embrouillage ($c_k^{(sp)}[n]$ et $c_k^{(sc)}[Np + n]$ respectivement) et \mathbf{h}_k le canal de propagation associé au k^e utilisateur. IES et IMU désignent respectivement l'Interférence Entre Symboles et l'Interférence Multi-Utilisateurs.

En notant $c_k[Np + n] = c_k^{(sc)}[Np + n] c_k^{(sp)}[n]$, nous obtenons : $M(c_k) =$

$$\begin{bmatrix} \vdots & \mathcal{T}^T(c_k[0]) & \mathbf{0}_{N \times L_h} & & \\ & \vdots & \mathcal{T}^T(c_k[1]) & & \\ & & \vdots & \mathbf{0}_{(P-1)N \times L_h} & \\ & & & \vdots & \\ & & & & \mathcal{T}^T(c_k[P-1]) & \vdots \end{bmatrix}$$

avec $\mathcal{T}^T(c_k[l])$ la matrice de Toeplitz de première ligne $[c_k[lN+1] \ \mathbf{0}^T]$ et de première colonne $[c_k^T[l] \ \mathbf{0}^T]^T$ (où $c_k^T[l] = (c_k[Nl+1] \ \dots \ c_k[N(l+1)])$.)

Afin d'exploiter la connaissance du code du k^e utilisateur c_k , nous restreignons notre espace de recherche à l'espace associé au vecteur-symbole d'intérêt étalé par sa propre séquence (défini par le projecteur Π_{c_k} comme $\Pi_{c_k} = M^T(c_k)(M^*(c_k)M^T(c_k))^{-1}M^*(c_k)$). La condition d'existence de ce projecteur exige $PL_h \leq NP + L_h - 1$ (L_h étant la longueur du canal de propagation) donnant

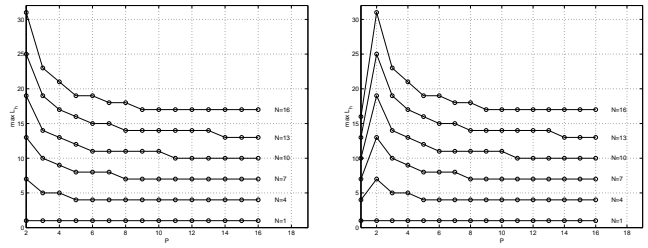


FIG. 1: (gauche) - Longueur de la réponse impulsionnelle maximale du canal pour laquelle $M_s^T(c_k)$ est inversible vs. la longueur de séquence d'embrouillage. (droite) - Longueur de la réponse impulsionnelle maximale du canal pour laquelle l'I.E.S. présente dans l'espace Π_{c_k} peut être éliminée vs. la longueur de séquence d'embrouillage.

la dispersion maximale du canal pour laquelle l'interférence entre symboles peut être éliminée en fonction de la longueur de séquence d'embrouillage donnée (voir fig.1).

Nous proposons une extension de la méthode présentée dans [5] pour l'estimation du vecteur $\hat{\mathbf{s}}_k[n]$.

Proposition 1 Soit G_k minimisant la fonction de coût $J_{OE}(G_k) = \text{Tr}\{G_k^H R_y G_k\}$ sous la contrainte $G_k^H M_s^T(c_k) = Q_k^H$ où R_y est la matrice de covariance de \mathbf{y} ,

$$G_k(Q_k) = R_y^{-1} M_s^T(c_k) (M_s^*(c_k) R_y^{-1} M_s^T(c_k))^{-1} Q_k. \quad (3)$$

Le filtre $G_k(Q_k)$ obtenu minimise l'énergie des interférences sous la contrainte d'extraire le signal d'intérêt. Pour déterminer la matrice Q_k , nous proposons de maximiser l'énergie de sortie (ce qui revient à maximiser la puissance du signal d'intérêt), soit :

$$Q_k = \arg \max_{\|Q_k^H Q_k - I\|^2 = 0} \text{Tr}\{G_k^H(Q_k) R_y G_k(Q_k)\}$$

Le filtre matriciel Q_k peut être calculée par une descente de gradient déterministe (voir [1] pour plus de détails) :

$$Q_k^{(i+1)} = Q_k^{(i)} - \mu \nabla_{Q_k} J_{MOE}(Q_k^{(i)}) \quad (4)$$

avec $\nabla_{Q_k} J_{MOE}(Q_k) = 2(Q_k Q_k^H - I) M_s^H(c_k) \hat{R}_y^{-1} M_s(c_k) Q_k$. La matrice de covariance \hat{R}_y est donnée par

$\hat{R}_y = \frac{1}{N_e} \sum_{n=0}^{N_e-1} \mathbf{y}_L[n] \mathbf{y}_L^H[n]$. Nous préconisons d'initiali-

ser $Q_k^{(0)}$ à la valeur $I_P \otimes \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ 1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$ qui sélectionne l'énergie

d'un seul chip de chacun des P symboles. De plus, afin de maintenir la solution $Q_k^{(i)}$ sur la surface de Stiefel, il est nécessaire d'effectuer une décomposition en valeur singulière (étant donné que le terme de mise à jour est faible, cette opération n'est nécessaire qu'une fois toutes les 50 itérations. De plus, afin de simplifier cette opération, il est possible d'effectuer une décomposition QR).

La fig.2 montre les performances de la méthode par le taux d'erreur binaire (TEB) en fonction du rapport signal à bruit (RSB) lorsque la dispersion du canal est inférieure à une période symbole (5 périodes chips soit $L_h = 5T_c$). Le nombre d'utilisateurs K est égal à 2. Les séquences d'étalement sont les séquences OVFS complexes de longueur $N = 8$. Les séquences d'embrouillage s'étendent sur 2 symboles ($P=2$). Comme dans [5], les performances sont

très proches de celles obtenues par filtrage de Wiener qui nécessitent une séquence d'apprentissage (fig.2). En revanche, avec les mêmes paramètres, lorsque la longueur du canal est supérieure à une période symbole, les performances se dégradent très fortement (fig.3).

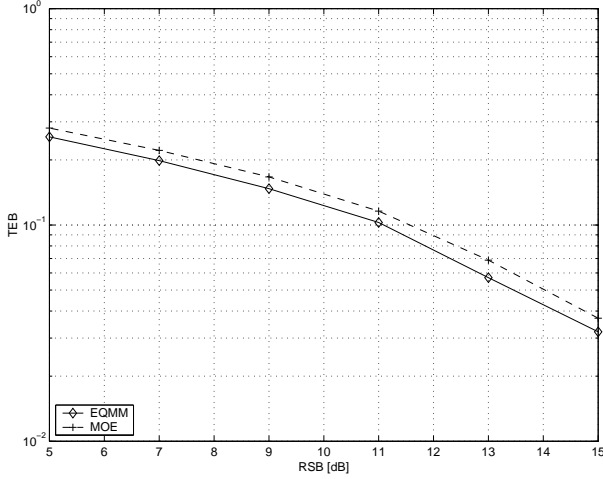


FIG. 2: Taux d'erreur binaire en fonction du rapport signal à bruit [dB]. $N=8$ (séquences OVFSF complexes), $P=2$, $K=2$, $L_h = 5$ (dispersion du canal $< T_s$).

3 Extraction de toutes les sources basée sur l'algorithme du module constant

Le but de cette section est de présenter une méthode aveugle permettant d'extraire les sources en présence de canaux fortement dispersif ($> T_s$) tout en gardant une complexité raisonnable (de l'ordre du critère HCMA dans le cas sans séquence d'embrouillage). Ceci est rendu possible en exploitant la relation entre les P différentes composantes $\mathbf{g}_{k,p}$ du filtre matriciel G_k .

3.1 Relation entre les différents filtres $\mathbf{g}_{k,p}$

En exploitant la structure du DS-CDMA, l'équation (1) peut s'écrire de la façon suivante :

$$\mathbf{y}(z) = \sum_{k=1}^K \sum_{p=0}^{P-1} C_{k,p}(z) \mathbf{h}_k(z) s_{k,p}(z) + \mathbf{w}(z) \quad (5)$$

où $C_{k,p}(z)$ est une matrice circulante associée au code $\mathbf{c}_{k,p}$. Nous utilisons le fait que les p flux de symboles d'un même utilisateur transitent par le même canal de propagation.

Proposition 2 *A partir du filtre $\mathbf{g}_{k,p}(z)$, nous pouvons déduire les autres filtres $\mathbf{g}_{k,p'}(z)$ ($p' \neq p$) par la relation suivante :*

$$\mathbf{g}_{k,p'}(z) = \Gamma_y^{(p')}^{-1}(z) C_{k,p'}(z) C_{k,p}^{-1}(z) \Gamma_y^{(p)}(z) \mathbf{g}_{k,p}(z) \quad (6)$$

avec $\Gamma_y^{(p')}(z) = \sum_l \mathbb{E} [\mathbf{y}_L^{(p')}[n] \mathbf{y}_L^{(p')H}[n-l]] z^{-l}$ ($\mathbf{y}_L^{(p')}[n] = (\mathbf{y}[nP+p']^T \mathbf{y}[nP+p'-1]^T \dots \mathbf{y}[(n-L)P+p'+1]^T)^T$).

Le filtre obtenu minimise l'erreur quadratique moyenne étant donné $\mathbf{g}_{k,p}$:

$$\mathbf{g}_{k,p'}(z) = \arg \min_{\mathbf{g}_{k,p'}(z)} J_{EQM}(\mathbf{g}_{k,p'}(z) | \mathbf{g}_{k,p}(z)) \quad (7)$$

Remarque : Le calcul des filtres $\mathbf{g}_{k,p'}(z)$, $\forall p' \neq p$ à partir du filtre $\mathbf{g}_{k,p}(z)$ nécessite la connaissance des séquences $\mathbf{c}_{k,p'}$. Lorsqu'elles ne sont pas connues, il est toutefois possible de les estimer par une recherche exhaustive, le nombre de séquences orthogonales ou pseudo-orthogonales étant relativement faible ($O(K)$).

Dans le cas bruité, le degré des filtres $\mathbf{g}_{k,p'}(z)$ est infini. En pratique, l'égaliseur doit être de longueur fini.

Proposition 3 *Nous proposons alors de calculer les filtres $\mathbf{g}_{k,p'}$ de longueur L sachant $\mathbf{g}_{k,p}$ qui minimisent l'erreur quadratique moyenne (EQM) défini par :*

$$\begin{aligned} J_{EQM}(\mathbf{g}_{k,p'} | \mathbf{g}_{k,p}) &= \mathbb{E} \left[(\mathbf{g}_{k,p'}^H \mathbf{y}_L^{(p')} [n] - s_{k'} [n])^2 \right] \\ &= \mathbf{g}_{k,p'}^H R_y^{(p')} \mathbf{g}_{k,p'} - 2 \Re \{ \mathbf{g}_{k,p'}^H \hat{\mathbf{e}}_{k,p'} \mathbf{g}_{k,p} \} + \sigma_s^2 \end{aligned} \quad (8)$$

avec $\hat{\mathbf{e}}_{k,p'}(\mathbf{g}_{k,p}) = \mathcal{T}(c_{k,p'}) \mathcal{T}^\#(c_{k,p}) R_y^{(p)} \mathbf{g}_{k,p}$

Nous obtenons alors :

$$\mathbf{g}_{k,p'} = R_y^{(p')}^{-1} \mathcal{T}(c_{k,p'}) \mathcal{T}^\#(c_{k,p}) R_y^{(p)} \mathbf{g}_{k,p} \quad (9)$$

avec $R_y^{(p)} = \mathbb{E}[\mathbf{y}_L^{(p)} [n] \mathbf{y}_L^{(p)H} [n]]$.

Démonstration : Le filtre $\mathbf{g}_{k,p'}$ solution de (8) est égal à :

$$\mathbf{g}_{k,p'} = R_y^{(p')}^{-1} \hat{\mathbf{e}}_{k,p'} \quad (10)$$

Or $\hat{\mathbf{e}}_{k,p} = R_y^{(p)} \mathbf{g}_{k,p} = \mathcal{T}(c_{k,p}) \hat{\mathbf{h}}_k$, soit

$$\hat{\mathbf{h}}_k = \mathcal{T}^\#(c_{k,p}) \hat{\mathbf{e}}_{k,p} = \mathcal{T}^\#(c_{k,p}) R_y^{(p)} \mathbf{g}_{k,p}$$

En substituant la valeur de $\hat{\mathbf{h}}_k$ dans (10), nous obtenons directement (9).

3.2 Extraction aveugle multi-utilisateur de faible complexité

Nous présentons maintenant la méthode de faible complexité exploitant les relations (9). Dans un contexte aveugle, nous estimons un filtre RIF $\mathbf{g}_{k,p}$ (les indices k et p étant arbitraires) directement à partir des observations. Afin d'avoir un algorithme robuste à une dispersion du canal supérieure à T_s (au contraire des approches basées sur le critère MOE), nous utilisons l'algorithme du module constant (CMA, voir [4]). Il consiste à minimiser la fonction de coût suivante :

$$J_{CM}(\mathbf{g}) = \mathbb{E} \left\{ [(\mathbf{g}^H \mathbf{y}_L [n])^2 - 1]^2 \right\} \quad (11)$$

Lors de la deuxième étape, nous cherchons à identifier la source extraite. Nous estimons alors le canal équivalent $\hat{\mathbf{e}}$ à partir de la séquence estimée des symboles $\hat{s}[n] = \mathcal{D}(\mathbf{g}^H \mathbf{y}[n])$ ($\mathcal{D}(\cdot)$ étant l'opérateur de décision) :

$$\hat{\mathbf{e}} = \arg \min \mathbb{E}[(\mathbf{y}_L [n] - \hat{\mathbf{e}} * \hat{s}[n])^2] \quad (12)$$

Puis, nous exploitons l'information *a priori* du système DS-CDMA, *i.e.* nous cherchons la signature $\mathbf{c}_{k,p}$ la plus probable qui donne : $\hat{\mathbf{e}} = \mathcal{T}(c_{k,p})\mathbf{h} + \boldsymbol{\epsilon}$. Sous l'hypothèse que l'erreur d'estimation du canal \mathbf{e} est blanche et gaussienne, ce problème de détection à K-hypothèses revient à projeter $\hat{\mathbf{e}}$ sur les sous-espaces engendrés par chaque séquence d'étalement $\mathbf{c}_{k,p}$:

$$\{\hat{k}, \hat{p}\} = \arg \min_{\{k,p\}} \hat{\mathbf{e}}^H \Pi_{\mathbf{c}_{k,p}}^\perp \hat{\mathbf{e}} \quad (13)$$

avec $\Pi_{\mathbf{c}_{k,p}}^\perp = I_{L_e} - \mathcal{T}(c_{k,p})(\mathcal{T}^H(c_{k,p})\mathcal{T}(c_{k,p}))^H \mathcal{T}^H(c_{k,p})$. Il est alors possible de déduire les autres filtres $\mathbf{g}_{k,p'}$ ($p' \neq p$) à partir de (9). Pour extraire les autres utilisateurs, nous proposons d'étendre la structure d'extraction hiérarchique proposée dans [3] qui garantie de ne pas extraire les sources déjà extraites en ajoutant au critère du module constant un terme de décorrélation :

$$\begin{aligned} J_{\text{HCM}}(\mathbf{g}) &= \mathbb{E} \left\{ [(\mathbf{g}^H \mathbf{y}_L[n])^2 - 1]^2 \right\} \\ &+ \beta_i \sum_{k \in \{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_{i-1}\}} \sum_{n^i, p} \left[\mathbb{E}(\mathbf{g}_{k,p}^H \mathbf{y}_L^{(p)}[n^i] \mathbf{y}_L^H[n] \mathbf{g}) \right]^2 \quad (14) \\ &= J_{\text{CM}}(\mathbf{g}) \\ &+ \beta_i \sum_{k \in \{\hat{k}_1, \dots, \hat{k}_{i-1}\}} \sum_{n^i, p} (\mathbf{g}_{k,p}^H R_{\mathbf{y}}^{((n^i-n)P+p)} \mathbf{g})^2 \quad (15) \end{aligned}$$

3.3 Implémentation

En adoptant la procédure décrite au paragraphe précédent, nous obtenons l'algorithme suivant :

a. Extraction des p sources d'un utilisateur k arbitraire :

1. Optimisation aveugle du filtre transverse \mathbf{g} en utilisant l'algorithme CMA à descente de gradient déterministe :

$$\mathbf{g}^{(i+1)} = \mathbf{g}^{(i)} - \mu^{(i+1)} \nabla_{\mathbf{g}} J_{\text{CM}}(\mathbf{g}^{(i)}) \quad (16)$$

avec $\nabla_{\mathbf{g}} J_{\text{CM}}(\mathbf{g}^{(i)}) = 2(I \otimes \mathbf{g}^H) \hat{Q}_{\mathbf{y}}(\mathbf{g} \otimes I) \mathbf{g} - 4\hat{R}_{\mathbf{y}} \mathbf{g}^*$, \otimes est le produit de Kronecker. La matrice de covariance estimé $\hat{R}_{\mathbf{y}}$ est égale à $\frac{1}{N_e} \sum_{n=0}^{N_e-1} \mathbf{y}_L[n] \mathbf{y}_L^H[n]$ et la matrice de quadricovariance est donnée par $\hat{Q}_{\mathbf{y}} = \frac{1}{N_e} \sum_{n=0}^{N_e-1} (\mathbf{y}_L[n] \mathbf{y}_L^H[n] \otimes \mathbf{y}_L[n] \mathbf{y}_L^H[n])$, (N_e étant le nombre d'échantillons utilisés pour l'estimation).

2. Identification de la source i en deux étapes :

- Estimation du canal équivalent \mathbf{e}_i associé à la source extraite :

$$\hat{\mathbf{e}} = R_{\hat{s}}^{-1} R_{\mathbf{y}} \hat{s} \quad (17)$$

$\hat{s}[n]$ étant les symboles décidés (nous supposons que les symboles décidés \hat{s} sont i.i.d., *i.e.* $R_{\hat{s}} = \sigma_{\hat{s}}^2 I$).

- Détection des indices $\{\hat{k}, \hat{p}\}$ de la source extraite par (13).

3. Déduction des filtres $\mathbf{g}_{\hat{k}, p'}$ ($p' \neq \hat{p}$) par la relation (9).

b. Extraction des autres utilisateurs à partir de (15). La démarche d'identification et de déduction des filtres est strictement identique à celle décrite ci-dessus.

Les conditions de simulation sont identiques à celles de la section 2. La dispersion du canal L_h est fixée à 9, *i.e.* supérieure à une durée symbole. La méthode basée sur le CMA donne des performances satisfaisantes même dans ce cas comme le montre la fig.3.

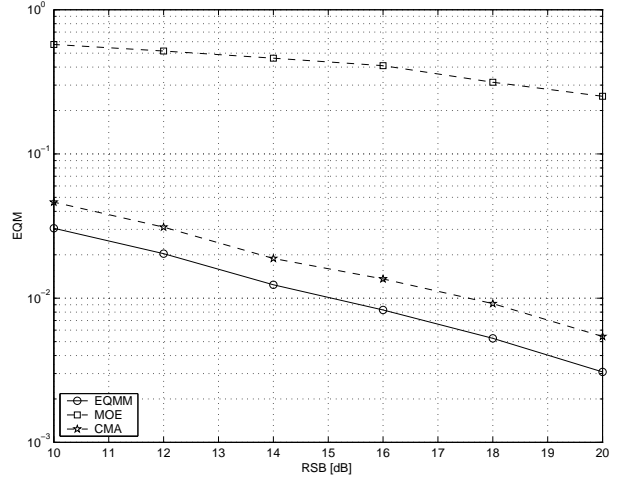


FIG. 3: Taux d'erreur binaire en fonction du rapport signal à bruit [dB]. $N=8$ (séquences OVVSF complexes), $P=2$, $K=2$, $L_h = 9$ (dispersion du canal $> T_s$).

Références

- [1] J. Dehaene. *Continuous-Time Matrix Algorithms Systolic Algorithms and Adaptive Neural Networks*. PhD thesis, Faculty of Engineering, K.U.Leuven, Leuven, Belgium, october 1995.
- [2] ETSI. TS 21.101 version 3.2.0. Technical report, december 2000.
- [3] A. Touzni, I. Fijalkow, M.G. Larimore, and J.R. Treichler. Blind adaptive deconvolution from multiple mixtures. *IEEE Trans. on Signal Processing*, June 2001.
- [4] J.R. Treichler and B.G. Agee. A new approach to multipath correction of constant modulus signals. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 31(4):459-472, April 1983.
- [5] M.K. Tsatsanis and Z.D. Xu. Performance analysis of minimum variance CDMA receivers. *IEEE. Trans. Signal Processing*, 46(11), November 1998.