

Application du filtrage particulière à l'estimation conjointe symboles-canaux de Rayleigh dans un système MC-DS-CDMA

Julie GROLLEAU¹, Audrey GIREMUS¹, Eric GRIVEL¹

¹Equipe Signal et Image, ENSEIRB, UMR CNRS 5218 IMS - Dpt LAPS, Université Bordeaux I,
avenue du Dr. Albert Schweitzer, BP 99 F-33402 Talence Cedex, France
julie.grolleau@etu.u-bordeaux1.fr, audrey.giremus@laps.ims-bordeaux.fr
eric.grivel@laps.ims-bordeaux.fr

Résumé – Dans cette communication, nous proposons une méthode fondée sur les techniques de filtrage particulière Rao-Blackwellisé pour estimer conjointement les canaux de Rayleigh et les symboles transmis à travers un système DS-CDMA multi-porteuse. Notre contribution porte sur trois points. D'une part, les canaux sont modélisés par des processus sinusoïdaux stochastiques. Ce modèle est plus adapté aux propriétés spectrales des canaux de Rayleigh (forme en U, bande limitée) que le modèle autorégressif couramment utilisé. D'autre part, par souci de réalisme, les paramètres du modèle sont supposés inconnus et doivent donc être estimés. Cependant, les filtres particuliers ont tendance à dégénérer lorsqu'ils estiment des paramètres invariants dans le temps. Nous présentons donc une alternative qui consiste à estimer ces derniers par un filtre de Kalman opérant en parallèle avec un filtre Rao-Blackwellisé. En outre, la loi proposée offre un bon compromis entre coût calculatoire et performance en terme de taux d'erreurs binaires.

Abstract – In this paper, we propose a method based on Rao-Blackwellized particle filtering techniques to jointly estimate the Rayleigh fading channels and the symbols in a MC-DS-CDMA system. Our contribution is threefold. Firstly, the channels are modeled by stochastic sinusoidal processes. This modeling is better suited to the spectral properties of Rayleigh fading channels (U-shaped and bandlimited) than the autoregressive one. Secondly, the model parameters are assumed to be unknown and hence need to be estimated. However, as particle filtering tends to degenerate when coping with static parameters, we propose an alternative which consists in cross-coupling a Rao-Blackwellized particle filter dedicated to joint channel/symbol estimation with a Kalman filter which yields the parameter estimates. Thirdly, the proposed importance distribution satisfies a compromise between computational cost and performance in term of bit error rate.

1 Introduction

Aujourd'hui, les systèmes DS-CDMA multi-porteuse (MC-DS-CDMA) constituent des solutions prometteuses pour la couche physique des réseaux cellulaires de 4^{ème} génération. Dans ces systèmes, le signal étalé est transmis simultanément sur M porteuses à travers M canaux.

La largeur de bande du signal transmis étant divisée par le nombre M de porteuses, le canal de propagation h_m sur la $m^{\text{ème}}$ porteuse peut être considéré comme non sélectif en fréquence. De plus, lorsqu'il n'y a pas de trajet direct entre l'émetteur et le récepteur, ce canal est dit de Rayleigh. Il s'agit alors d'un processus gaussien de moyenne nulle et stationnaire au sens large. Sa densité spectrale de puissance (DSP) est, en outre, à bande limitée et présente une forme caractéristique en U avec deux pics situés à $\pm f_d^m$ où f_d^m désigne la fréquence Doppler maximale sur la $m^{\text{ème}}$ porteuse [2].

Pour détecter les symboles envoyés par les utilisateurs du système, ce canal aléatoire doit être préalablement estimé. Cependant, cette dernière estimation repose sur la connaissance des symboles envoyés. Cette communication traite donc d'une nouvelle méthode pour l'estimation conjointe des canaux de Rayleigh et des symboles transmis dans un système MC-DS-CDMA.

Une première solution consiste à appliquer alternativement un algorithme de prédiction linéaire pour estimer les canaux et un algorithme de Viterbi pour détecter les symboles. Cependant, cette approche présente un fort coût calculatoire et requiert une importante ressource mémoire. Pour pallier ces

inconvenients, celui-ci peut être remplacé par un autre détecteur comme par exemple le "Maximum Ratio Combining" (MRC). Néanmoins, comme ces approches sont très sensibles aux changements brutaux de signe des canaux, elles ne sont pas adaptées pour des canaux à évanouissements rapides [3].

Le second type d'approches repose sur les techniques de filtrage particulière Rao-Blackwellisé [4] [6]. Dans ce cas, les canaux sont modélisés par des processus linéaires gaussiens et estimés conditionnellement aux symboles par filtrage de Kalman. Les symboles sont quant à eux estimés au sens du maximum a posteriori par un algorithme particulière. Plus précisément, leur distribution a posteriori sachant les observations est approchée par un ensemble d'échantillons pondérés, appelés particules.

Cependant, dans [4] et [6], les canaux sont modélisés par des processus autorégressifs (AR) dont les paramètres sont considérés connus ou estimés préalablement par des méthodes hors-ligne. Or, théoriquement, un processus AR ne peut pas avoir une DSP à bande limitée. De plus, si les paramètres AR sont estimés à partir des équations de Yule-Walker, les deux pics de sa DSP ne sont jamais situés en $\pm f_d^m$ et ce, quel que soit l'ordre du modèle [5].

Dans cette communication, nous proposons un nouveau modèle de canal et une nouvelle méthode d'estimation conjointe des canaux et des symboles à partir des techniques de filtrage particulière. Notre contribution est triple.

1) Nous optons pour un modèle des canaux de Rayleigh plus adapté à leurs propriétés spectrales. Il s'agit d'une version filtrée d'un processus sinusoïdal stochastique que nous

avons récemment étudiée dans le contexte de la simulation de canal [7]. Un tel processus est constitué de la somme de deux sinusoides en quadrature dont les amplitudes sont des processus AR. Contrairement au modèle AR, un tel modèle a l'avantage de fournir un processus complexe dont la partie réelle et la partie imaginaire sont décorréliées et ont une DSP à bande limitée présentant deux pics à $\pm f_{d_n}^m$. Le canal sur la $m^{\text{ème}}$ porteuse s'écrit alors comme suit :

$$h^m(n) = g^m(n) * (a^m(n)\cos(2\pi f_{d_n}^m n) + b^m(n)\sin(2\pi f_{d_n}^m n)) \quad (1)$$

où $g^m(n)$ désigne la réponse impulsionnelle causale d'ordre L du filtre passe-bas dont la fréquence de coupure est la fréquence Doppler maximale normalisée $f_{d_n}^m$ sur la $m^{\text{ème}}$ porteuse. Les séquences $a^m(n)$ et $b^m(n)$ sont deux processus AR indépendants d'ordre $p < L$. De plus, pour garantir la stationnarité au sens large de $h^m(n)$, ils sont définis par les mêmes paramètres AR réels, notés $\{c_i^m\}_{i=1,\dots,p}$. Les variances des processus blancs gaussiens de moyenne nulle $u_a^m(n)$ et $u_b^m(n)$ sont toutes égales à σ_u^2 . Ainsi, pour tout $m = 1, \dots, M$, $a^m(n)$ et $b^m(n)$ satisfont les relations de récurrence suivantes :

$$a^m(n) = - \sum_{i=1}^q c_i^m a^m(n-i) + u_a^m(n) \quad (2)$$

$$b^m(n) = - \sum_{i=1}^q c_i^m b^m(n-i) + u_b^m(n) \quad (3)$$

2) Par souci de réalisme, les paramètres AR du modèle sinusoidal stochastique sont supposés inconnus et doivent ainsi être estimés. Or, les filtres particuliers ont tendance à dégénérer pour estimer des paramètres invariants dans le temps. Pour pallier ce problème, une première solution consiste à considérer ces paramètres comme faiblement variants dans le temps en les modélisant par un processus de markov d'ordre 1. Pour éviter l'emploi de cette dynamique artificielle, nous proposons d'estimer les paramètres AR conjointement aux canaux et symboles par une méthode récursive. Elle consiste à coupler un filtre particulière Rao-Blackwellisé chargé de l'estimation des canaux et des symboles avec un filtre de Kalman mis en œuvre pour l'estimation des paramètres.

3) La loi de simulation utilisée est une approximation de la loi dite optimale proposée par A. Doucet [8]. Elle présente l'intérêt d'être moins coûteuse calculatoirement.

La suite de cette communication est organisée comme suit : le modèle du système de transmission est introduit en section 2. Dans la section 3, nous décrivons la méthode proposée pour estimer conjointement les canaux, les paramètres du modèle et les symboles. Enfin, les résultats de simulations et les perspectives sont présentés en section 4.

2 Modèle du système de transmission

Considérons un système MC-DS-CDMA à $M = 3$ porteuses, conformément à la norme de la troisième génération de systèmes mobiles [1]. Ce nombre de porteuses rend le canal le long de chaque porteuse non sélectif en fréquence. De plus, les porteuses sont suffisamment espacées par rapport à la bande de cohérence des canaux. Ainsi, les canaux sur chaque porteuse sont indépendants. Les signatures des utilisateurs sont en outre supposées orthogonales et les symboles sont binaires

et antipodaux.

Le récepteur proposé, qui détecte le symbole $d(n)$ transmis à l'instant n par le premier utilisateur, procède en trois étapes :

1) Un filtre décorrélateur permet d'éliminer les interférences multi-utilisateurs. La sortie du filtre pour le premier utilisateur est donc indépendante des autres utilisateurs.

2) Le signal de sortie est ensuite démodulé. A l'issue de cette étape, on dispose de M observations de $d(n)$. Ainsi, celle le long de la $m^{\text{ème}}$ porteuse est donnée par :

$$y^m(n) = h^m(n)d(n) + v^m(n) \quad (4)$$

où $v^m(n)$ est un bruit blanc gaussien de moyenne nulle.

3) A partir de ces observations, nous proposons d'estimer conjointement les canaux sur toutes les porteuses les symboles $d(n)$ par un filtre Rao-Blackwellisé et les paramètres $\{c_i^m\}_{i=1,\dots,p}$ par un filtre de Kalman opérant en parallèle avec le filtre particulière Rao-Blackwellisé.

3 Estimation jointe canaux-symboles-paramètres

L'estimateur proposé procède comme suit. A l'instant n , le filtre particulière Rao-Blackwellisé dédié à l'estimation canaux-symboles repose sur l'estimation du vecteur des paramètres AR, à savoir $\underline{c} = [c_1^1 \dots c_p^1 \dots c_1^M \dots c_p^M]$, obtenue à l'instant $n-1$ par filtrage de Kalman. De même, l'estimation des paramètres AR à l'instant n est obtenue à partir de l'estimation du canal à l'instant $n-1$.

3.1 Estimation jointe canaux-symboles par filtrage particulière

Comme les fréquences $(f_{d_n}^m)_{m=1,\dots,M}$ sont supposées connues, l'estimation des canaux revient à estimer le vecteur de taille $4LM \times 1$ suivant :

$$\underline{x}(n) = [\underline{x}^1(n) \dots \underline{x}^M(n)]^T \quad (5)$$

avec $\underline{x}^m(n) = [\underline{a}_R^m(n) \ \underline{b}_R^m(n) \ \underline{a}_I^m(n) \ \underline{b}_I^m(n)]$ pour tout $m = 1, \dots, M$ et où les indices $.R$ et $.I$ désignent respectivement la partie réelle et la partie imaginaire. De plus, les vecteurs $\underline{a}_R^m(n)$, $\underline{a}_I^m(n)$, $\underline{b}_R^m(n)$ et $\underline{b}_I^m(n)$ concatènent les L derniers échantillons respectivement des parties réelle et imaginaire du processus $a^m(n)$ et des parties réelle et imaginaire du processus $b^m(n)$.

De même, les parties réelle et imaginaire des observations $(y^m(n))_{m=1,\dots,M}$ peuvent être concaténées dans un vecteur noté :

$$\underline{y}(n) = [y_R^1(n)y_I^1(n) \dots y_R^M(n)y_I^M(n)]^T \quad (6)$$

Etant donné ces notations, une représentation dans l'espace d'état du système (1)-(4) est donnée par :

$$\begin{aligned} \underline{x}(n) &= \mathbf{\Phi} \underline{x}(n-1) + \underline{w}(n) \\ \underline{y}(n) &= \mathbf{H}(n) \underline{x}(n) + \underline{v}(n) \end{aligned} \quad (7)$$

où les bruits générateurs et additifs satisfont :

$$- \underline{w}(n) = [\underline{w}^1(n) \dots \underline{w}^M(n)]^T$$

$$\text{avec } \underline{w}^m(n) = [\underline{w}_{aR}^m(n) \ \underline{w}_{bR}^m(n) \ \underline{w}_{aI}^m(n) \ \underline{w}_{bI}^m(n)]$$

et $\underline{w}_{aR}^m(n) = [u_{aR}^m(n) \ 0_{1 \times L-1}]$ où $0_{1 \times L-1}$ représente le vecteur ligne concaténant $L-1$ zéros.

$$- \underline{v}(n) = [v_R^1(n)v_I^1(n) \dots v_R^M(n)v_I^M(n)]^T.$$

Les matrices de transition Φ et d'observation $\mathbf{H}(n)$ sont définies comme suit :

- Φ est une matrice de taille $4LM \times 4LM$ diagonale par bloc. Ses $(4m-3)^{\text{ème}}$, $(4m-2)^{\text{ème}}$, $(4m-1)^{\text{ème}}$ et $(4m)^{\text{ème}}$ blocs, notés Φ_{4m-3} , Φ_{4m-2} , Φ_{4m-1} et Φ_{4m} sont égaux et correspondent à des matrices compagnons de taille $L \times L$ de première ligne égale à $[-c_1^m \ \dots \ -c_p^m \ 0 \ \dots \ 0]$.

- $\mathbf{H}(n)$ est une matrice de taille $2M \times 4LM$ définie par :

$$\mathbf{H}(n) = \mathbf{G}(n)\mathbf{P}(n)d(n) \quad (8)$$

avec $\mathbf{P}(n)$ une matrice diagonale de taille $4LM \times 4LM$:

$$\mathbf{P}(n) = \text{diag}([p^1(n) \ \dots \ p^M(n)]) \quad (9)$$

où j satisfait $j^2 = -1$ et :

$$p^m(n) = \text{diag}(cn^m, sn^m, jcn^m, jsn^m) \quad (10)$$

$$cn^m = [\cos(2\pi f_{d_n}^m n), \dots, \cos(2\pi f_{d_n}^m (n-L))] \quad (11)$$

$$sn^m = [\sin(2\pi f_{d_n}^m n), \dots, \sin(2\pi f_{d_n}^m (n-L))] \quad (12)$$

$\mathbf{G}(n)$ est une matrice diagonale de taille $2M \times 4LM$. Son $m^{\text{ème}}$ bloc de taille $2 \times 4L$ sur la diagonale principale, noté $G^m(n)$ permet de tenir compte du filtrage passe bas de fréquence de coupure $f_{d_n}^m$. Il satisfait :

$$G^m(n) = \begin{bmatrix} \underline{g}^m & \underline{g}^m & 0_{1 \times L} & 0_{1 \times L} \\ 0_{1 \times L} & 0_{1 \times L} & \underline{g}^m & \underline{g}^m \end{bmatrix} \quad (13)$$

avec $g^m = [g^m(0) \ \dots \ g^m(L-1)]$.

D'après (7)-(8), l'estimation conjointe de $\underline{x}(n)$ et $d(n)$ est un problème non-linéaire. Cependant, le système associé au vecteur $\underline{x}(n)$ a une représentation linéaire dans l'espace d'état et gaussienne conditionnellement à $d(n)$. Cette structure particulière du système peut être mise à profit en utilisant un filtre particulière Rao-Blackwellisé. Cet algorithme consiste à estimer $d(n)$ par filtrage particulière et à estimer $\underline{x}(n)$ conditionnellement à $d(n)$, par filtrage de Kalman. D'après [8], cette méthode a l'avantage de réduire la variance des estimés.

Dans la suite, chacune des N particules correspond à une séquence de symboles potentiellement transmis. On note :

- $d_{0:n}^{(i)} = (d^{(i)}(0), \dots, d^{(i)}(n))$ la séquence associée à la $i^{\text{ème}}$ particule,
- $\underline{x}^{(i)}(n|n)$ l'estimation a posteriori de $\underline{x}(n)$ conditionnellement à $d_{0:n}^{(i)}$ obtenue par un filtre de Kalman,
- $\underline{x}^{(i)}(n+1|n)$ l'estimation a priori de $\underline{x}(n+1)$ conditionnellement à $d_{0:n}^{(i)}$ obtenue par un filtre de Kalman,
- $\tilde{\omega}^{(i)}(n)$ le poids associé à la $i^{\text{ème}}$ particule. Il représente la probabilité que $d_{0:n}^{(i)}$ soit la séquence de symboles effectivement transmis, à savoir $d_{0:n} = (d(0), \dots, d(n))$.

L'objectif du filtrage particulière dédié à l'estimation de $d(n)$ est alors d'approcher empiriquement la distribution $p(d_{0:n}|y_{0:n})$ par la distribution empirique suivante :

$$p(d_{0:n}|y_{0:n}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}^{(i)}(n) \delta(d_{0:n} - d_{0:n}^{(i)}) \quad (14)$$

où $y_{0:n} = (\underline{y}(0), \dots, \underline{y}(n))$ et $\delta(d_{0:n} - d_{0:n}^{(i)})$ désigne la fonction dirac centrée en $d_{0:n} = d_{0:n}^{(i)}$.

Les N particules $(d_{0:n}^{(i)})_{i=1, \dots, N}$ sont générées selon la distribution $q(d(n)|d_{0:n-1}^{(i)}, y_{0:n})$, appelée loi de proposition. Doucet et al. [8] ont alors montré qu'il existait une distribution qui

minimise la variance des poids $(\tilde{\omega}^{(i)}(n))_{i=1, \dots, N}$. Cependant, pour générer les particules selon cette loi dite "optimale", il faut considérer tous les états possibles de chaque particule et utiliser un filtre de Kalman pour chacun d'entre eux. Ainsi, dans le cas où les symboles sont binaires et antipodaux, $2N$ filtres de Kalman sont nécessaires puisque chaque particule a deux états possibles. Pour réduire le coût calculatoire de l'algorithme, nous proposons ici d'utiliser une loi sous-optimale pour générer les particules et les faire évoluer au cours du temps. Elle est évaluée de la manière suivante.

L'estimation a priori $\underline{x}^{(i)}(n|n-1)$ du vecteur $\underline{x}(n)$ fournie par le filtre de Kalman associé à la $i^{\text{ème}}$ particule au temps $n-1$ permet d'obtenir une estimation a priori des M canaux $\underline{h}^{(i)}(n|n-1) = \mathbf{H}\underline{x}^{(i)}(n|n-1)$. Ainsi, pour chaque particule, en utilisant $\underline{h}^{(i)}(n|n-1)$, une estimation au sens des moindres carrés du symbole le plus probable au temps n est donnée par :

$$\hat{d}^{(i)}(n) = \left(\text{Re} \left(\sum_{m=1}^M \frac{\overline{(h^m)^{(i)}(n|n-1)} y^m(n)}{(h^m)^{(i)}(n|n-1)(h^m)^{(i)}(n|n-1)} \right) \right) \quad (15)$$

où $\overline{(h^m)^{(i)}(n|n-1)}$ désigne le conjugué de l'estimé a priori du canal le long de la $m^{\text{ème}}$ porteuse, associé à la $i^{\text{ème}}$ particule.

Etant donné ce symbole le plus probable et $d_{0:n-1}^{(i)}$, la séquence la plus probable de symboles potentiellement transmis associée à cette particule au temps n est donc $(d_{0:n-1}^{(i)}, \hat{d}^{(i)}(n))$. Nous proposons alors de faire évoluer la particule selon une loi qui favorise cette séquence. Ainsi, pour tout $t \in \{-1, 1\}$, cette loi s'exprime comme suit :

$$q(d^{(i)}(n) = t | d_{0:n-1}^{(i)}, y_{0:n}) = \frac{\exp(-D^{(i,t)})}{\sum_{t \in \{-1, 1\}} \exp(-D^{(i,t)})} \quad (16)$$

où $D^{(i,t)}$ représente la distance entre $\hat{d}^{(i)}(n)$ et le symbole $d^{(i)}(n) = t$:

$$D^{(i,t)} = \left\| \hat{d}^{(i)}(n) - t \right\|_2 \quad (17)$$

La simulation et l'évolution des particules selon cette loi ne nécessite en soi aucun filtre de Kalman. Par conséquent, le nombre de filtres de Kalman utilisés dans le filtrage Rao-Blackwellisé est indépendant de la modulation des symboles, mais dépend seulement du nombre de particules.

Ainsi, les N filtres de Kalman sont utilisés pour approcher la distribution du vecteur $\underline{x}(n)$ conditionnellement aux observations, notée $p(\underline{x}(n)|y_{0:n})$. Cette dernière s'écrit [8] :

$$p(\underline{x}(n)|y_{0:n}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}^{(i)}(n) p(\underline{x}(n)|d_{0:n}^{(i)}, y_{0:n}) \quad (18)$$

où $p(\underline{x}(n)|d_{0:n}^{(i)}, y_{0:n})$ est la distribution du vecteur $\underline{x}(n)$ conditionnellement à $d_{0:n}^{(i)}$.

Cette distribution, gaussienne, est obtenue analytiquement par le filtre de Kalman associé à la $i^{\text{ème}}$ particule. Sa moyenne correspond à $\underline{x}^{(i)}(n|n)$ et sa covariance est notée $P^{(i)}(n|n)$ la moyenne et la covariance de cette distribution. Le gain du filtre de Kalman associé à la $i^{\text{ème}}$ particule est noté $K^{(i)}(n)$ et son innovation $\underline{v}^{(i)}(n)$.

Ainsi, $p(\underline{x}(n)|y_{0:n})$ est approché par une somme de N distributions gaussiennes obtenues par le banc de N filtres de Kalman.

Les poids attribués aux particules sont classiquement éva-

lués à une constante près par :

$$\tilde{\omega}^{(i)}(n) \propto \tilde{\omega}^{(i)}(n-1) \frac{p(\underline{y}(n)|y_{0:n-1}, d_{0:n}^{(i)}) p(d^{(i)}(n))}{q(d(n)|d_{0:n-1}^{(i)}, y_{0:n})} \quad (19)$$

où $p(\underline{y}(n)|y_{0:n-1}, d_{0:n}^{(i)})$ est la distribution de $\underline{v}^{(i)}(n)$.

Pour éviter la dégénérescence de l'algorithme, les particules sont rééchantillonnées selon leur poids. Ainsi, les particules de faible poids sont éliminées et celle de fort poids sont multipliées pour garder un nombre constant de particules.

Le symbole détecté \hat{d}_n est choisi comme étant la valeur associée à la particule de plus fort poids et l'estimé $\hat{\underline{x}}(n|n)$ du vecteur $\underline{x}(n)$ est la somme pondérée des moyennes $\underline{x}^{(i)}(n|n)$:

$$\hat{\underline{x}}(n|n) = \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}^{(i)}(n) \underline{x}^{(i)}(n|n) \quad (20)$$

Lorsque l'estimé $\hat{\underline{x}}(n|n)$ est obtenu, on peut ensuite mettre à jour l'estimation de \underline{c} par filtrage de Kalman.

3.2 Estimation des paramètres

Considérons la représentation dans l'espace d'état du système (2) et dont le vecteur d'état \underline{c} est tel que :

$$\underline{c}(n) = \underline{c}(n-1) \quad (21)$$

$$z(n) = \mathbf{H}^c \underline{c}(n) + v(n) \quad (22)$$

avec $z(n) = T \hat{\underline{x}}(n|n)$ with $T = [1 \ 0_{LM-1}]$. Le vecteur \mathbf{H}^c satisfait :

$$\mathbf{H}^c \underline{c}(n) = T \Phi \hat{\underline{x}}(n-1|n-1) \quad (23)$$

De plus, $v(n)$ est fourni par le filtrage Rao-Blackwellisé et dépend des gains et innovations des N filtres de Kalman associés aux particules, comme suit :

$$v(n) = T \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}^{(i)}(n) K^{(i)}(n) \underline{v}^{(i)}(n) \quad (24)$$

Par conséquent, $v(n)$ est un processus blanc gaussien de variance $\sigma_v^{(i)}(n)$:

$$\sigma_v^{(i)}(n) = K^{(i)}(n) \sigma^{(i)} \left(K^{(i)}(n) \right)^T \quad (25)$$

où $\sigma^{(i)}$ est la variance de $\underline{v}^{(i)}(n)$.

4 Résultats de simulation et conclusion

Comparons les performances du récepteur proposé avec le récepteur présenté dans [6], noté FPRB. Le nombre de particules dans les deux récepteurs est choisi égal à 50. Dans le récepteur FPRB, les canaux sont modélisés par des processus AR d'ordre 1 dont les paramètres sont supposés connus. Pour le récepteur proposé, l'ordre du modèle sinusoïdal stochastique est pris égal à 1.

Les deux algorithmes sont testés sur des données simulées obtenues de la façon suivante. Les canaux du système MC-DS-CDMA à 3 porteuses sont générés selon le simulateur de Jakes [2] avec $f_{d_n}^1 = 0.05$, $f_{d_n}^2 = 0.02$ et $f_{d_n}^3 = 0.03$. $N = 100$

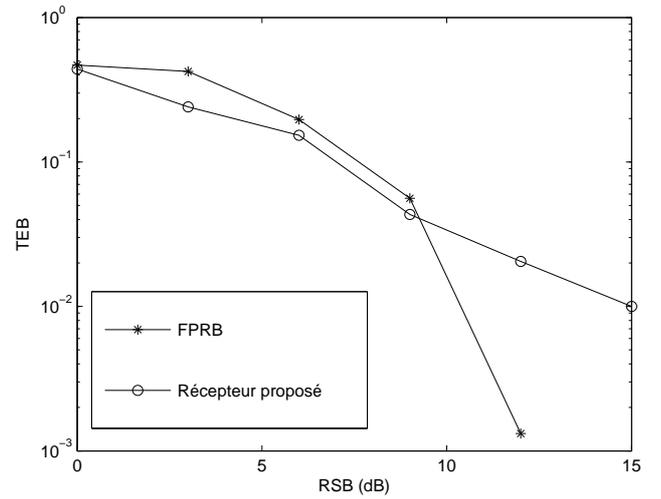


FIG. 1 – Performance des récepteurs en TEB vs RSB

symboles binaires et antipodaux sont transmis, dont les 10 premiers symboles constituent la phase d'apprentissage de l'algorithme. Les performances en termes de taux d'erreurs binaires (TEB) sont présentées pour différents rapports signal à bruit (RSB).

D'après la figure 1, pour les faibles RSB, les performances en terme de TEB du récepteur proposé sont meilleures que celles du récepteur FPRB. Cette amélioration peut être attribuée au modèle proposé des canaux qui est plus adaptée aux propriétés statistiques d'un canal de Rayleigh qu'un modèle AR. De plus, il est à noter que notre méthode utilise ici deux fois moins de filtres de Kalman que la méthode FPRB. Cette réduction du coût calculatoire ainsi que l'estimation conjointe des paramètres du modèle entraîne, en contrepartie, une perte de précision pour l'estimation des canaux qui peut être en partie, la différence des performances en terme de TEB pour des RSB supérieur à 10dB.

Références

- [1] *CDMA2000 Physical layer standard for cdma2000 spreading spectrum systems*. 2000.
- [2] W. C. Jakes *Microwave Mobile Communications*. IEEE Press Eds. Wiley, 1974.
- [3] H. Wu and A. Duel-Hallen, *Multuser Detectors with Disjoint Kalman Channel Estimators for Synchronous CDMA Mobile Radio Channels*. IEEE Trans. on Commun. vol.48, no.5, May 2000.
- [4] E. Punskeya, *Sequential Monte Carlo Methods for Digital Communications*. Ph.D. thesis, University of Cambridge UK, 2003.
- [5] K. E. Baddour and N. C. Beaulieu, *Autoregressive Modeling for Fading Channel Simulation*. IEEE Trans. on Commun. vol.4, no.4, Jul. 2005.
- [6] T. Bertozzi, D. L. Ruyet, G. Rigal and H. Vu-Thien *Application du filtrage particulière à l'estimation conjointe données-canal*. Proc. of Grets'i'03, Paris, Sept. 2003.
- [7] J. Grolleau, D. Labarre, E. Grivel and M. Najim *The Stochastic Sinusoidal Model for Rayleigh Fading Channel Simulation*. ICASSP'07, April 2007.
- [8] A. Doucet *On Sequential Monte Carlo methods for Bayesian filtering*, Technical Report, University of Cambridge, Department of engineering. 1998.