

Algorithme EM efficace pour l'estimation semi-aveugle de canal MIMO-OFDM

Abdelhamid LADAYCIA¹, Adel BELOUCHRANI², Karim ABED-MERAÏM³, Anissa MOKRAOUI¹

¹L2TI, Institut Galilée, Université Paris 13 Sorbonne Paris Cité, France

²LDCCP, École Nationale Polytechnique, Alger, Algérie

³PRISME, Université d'Orléans, France

{abdelhamid.ladaycia, anissa.mokraoui}@univ-paris13.fr, adel.belouchrani@enp.edu.dz,
karim.abed-meraim@univ-orleans.fr

Résumé – Cet article propose un algorithme d'estimation Semi-Aveugle (SA) de canal pour les systèmes de communication radio-mobile multi-antennes et multi-porteuses (MIMO-OFDM) basé sur la technique de maximisation de l'espérance (EM). Tout d'abord, une version exacte de cet algorithme pour l'estimation SA est proposée. Pour réduire son coût de calcul élevé, nous proposons une stratégie qui consiste à répartir la charge de calcul globale du système MIMO-OFDM, sur plusieurs sous-systèmes MIMO-OFDM de taille réduite, pour que les traitements puissent être réalisés sur une architecture parallèle au niveau du récepteur. Les simulations montrent que cet algorithme d'estimation présente quasiment les mêmes performances que sa version exacte qui sont d'ailleurs proches des performances limites données par la borne de Cramér-Rao.

Abstract – This paper proposes a semi-blind channel estimation algorithm for multi-antennas and multi-carriers mobile radio communications systems (MIMO-OFDM) based on the Expectation Maximization (EM) technique. An exact version of this algorithm for the SA estimation is first proposed. To reduce its high computational cost, we propose a strategy that distributes the overall computational load of the MIMO-OFDM system, over several small MIMO-OFDM sub-systems, so that the process can be performed on a parallel architecture at the receiver. Simulations show that this estimation algorithm has approximately the same performance as its exact version, which are close to the limit performance given by the Cramér-Rao bound.

1 Introduction

L'estimation du canal radio-mobile est requise dans la majorité des systèmes de communication MIMO-OFDM. Les approches proposées peuvent être classées en trois catégories : (i) les estimations aveugles [1]; (ii) les estimations basées pilotes [2]; et (iii) les estimations semi-aveugles (SA) [3]. Ces dernières sont intéressantes puisqu'elles ont l'avantage de réduire la taille des séquences pilotes à transmettre (jusqu'à 95%) et d'améliorer de ce fait le débit utile [4].

L'estimation SA de canal basée sur le Maximum de Vraisemblance (MV) est l'une des approches assez souvent retenue pour ses bonnes performances mais au prix d'une grande complexité de calcul. Dans [5], l'algorithme EM maximise la vraisemblance pour estimer non seulement le canal mais également les données transmises. Les auteurs proposent un précodeur et utilisent des sous-porteuses de données comme pilotes virtuels pour l'estimation du canal. Dans [6], une méthode alternative basée sur l'algorithme EM est introduite pour l'estimation des coefficients du canal dans le domaine fréquentiel. Dans [7], les auteurs ont développé un algorithme EM en supposant que

les données inconnues suivent une distribution Gaussienne même lorsque les symboles sont de type QPSK. Bien que l'algorithme EM soit performant, il engendre une lourde charge de calcul. Nous proposons tout d'abord une version exacte de l'algorithme EM pour estimer de manière itérative le canal MIMO dans ce contexte SA. Dans le but de réduire son coût de calcul, le système MIMO-OFDM est ensuite décomposé de façon à transformer le problème initial d'estimation en un problème d'identification de canal des sous-systèmes MISO en parallèle.

2 Système de communication

Le système de communication MIMO-OFDM considéré est composé de N_t émetteurs et de N_r récepteurs. Soit K le nombre de sous-porteuses. Après suppression du préfixe cyclique et le calcul de la Transformée de Fourier Discrète (TFD) de K - points, le signal $y_r(k)$ reçu sur la k -ème sous-porteuse du r -ème récepteur est donné par :

$$y_r(k) = \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{n=0}^{N-1} h_{ri}(n) w_K^{nk} d_i(k) + v_r(k) \quad 0 \leq k \leq K-1, \quad (1)$$

où $d_i(k)$ représente les données transmises par le i -ème émetteur sur la k -ème sous-porteuse ; $\mathbf{v}_r = [v_r(1), \dots, v_r(K)]$ le bruit supposé additif Gaussien tel que $E[\mathbf{v}_r(k)\mathbf{v}_r(i)^H] = \sigma_v^2 \mathbf{I}_K \delta_{ki}$; $h_{ri}(n)$ le n -ème coefficients du canal de transmission entre le i -ème émetteur et le r -ème récepteur ; et N la longueur du canal. w_K^{nk} représente le (n, k) -ème coefficient de la matrice de Fourier \mathbf{W} de taille $K \times K$.

L'équation (1) peut se mettre sous forme matricielle :

$$\mathbf{y}_r(k) = \mathbf{w}^T(k) \mathbf{H}_r \mathbf{d}(k) + v_r(k), \quad (2)$$

avec $\mathbf{d}(k) = [d_1(k), \dots, d_{N_t}(k)]^T$ les données transmises ; $\mathbf{w}(k) = [1 \ w_K^k, \dots, w_K^{(N-1)k}]^T$; et \mathbf{H}_r la matrice des coefficients du canal défini comme suit :

$$\mathbf{H}_r = \begin{bmatrix} h_{r1}(0) & \dots & h_{rN_t}(0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{r1}(N-1) & \dots & h_{rN_t}(N-1) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

La représentation vectorielle du signal reçu, c.a.d. $\mathbf{y}(k) = [y_1(k), \dots, y_{N_r}(k)]^T$ et $\mathbf{v}(k) = [v_1(k), \dots, v_{N_r}(k)]^T$, permet de réécrire l'équation (2) sous une forme compacte :

$$\mathbf{y}(k) = \mathcal{W}(k) \mathcal{H} \mathbf{d}(k) + \mathbf{v}(k), \quad (4)$$

où $\mathcal{W}(k) = \mathbf{I}_{N_r} \otimes \mathbf{w}^T(k)$ (\otimes représente le produit de Kronecker) et $\mathcal{H} = [\mathbf{H}_1^T, \dots, \mathbf{H}_{N_r}^T]^T$.

Dans ce qui suit, les symboles OFDM reçus sont supposés indépendants et identiquement distribués (i.i.d.). L'algorithme EM est présenté pour une organisation en peigne des symboles OFDM [4]. Notons K_p le nombre de sous-porteuses pilotes et K_d celui des sous-porteuses dédiées aux données. Les données transmises sont supposées appartenir à un alphabet fini. On note $D = \{\mathbf{d}_\xi\}$ (respectivement $|D|$) l'ensemble fini de toutes les réalisations possibles du vecteur de données \mathbf{d} (respectivement son cardinal).

3 Estimation SA de canal MIMO

Avant de présenter l'algorithme EM pour l'estimation SA du canal MIMO, rappelons rapidement les grandes lignes de cet algorithme. Le vecteur des paramètres inconnus $\boldsymbol{\theta}$ contient les coefficients du canal de transmission $\text{vec}(\mathcal{H})$ ainsi que la puissance du bruit σ_v^2 . L'algorithme EM est un processus d'optimisation itératif qui estime les paramètres inconnus en maximisant la vraisemblance marginale des données reçues \mathbf{y} . Notons \mathbf{y} les données incomplètes et \mathbf{d} les données cachées. L'algorithme EM est basé sur les deux étapes suivantes :

— Étape d'évaluation de l'espérance (étape-E) – Calcul de la fonction auxiliaire :

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]}) = E_{\mathbf{d}|\mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}^{[i]}} [\log p(\mathbf{y}|\mathbf{d}; \boldsymbol{\theta})] \quad (5)$$

— Étape de maximisation (étape-M) – Calcul de $\boldsymbol{\theta}^{[i+1]}$ qui maximise $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]})$ comme :

$$\boldsymbol{\theta}^{[i+1]} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]}) \quad (6)$$

La convergence de l'algorithme EM à un maximum local a été montrée et discutée dans [8].

3.1 Algorithme EM pour l'estimation SA de canal MIMO

Cette section met en oeuvre l'algorithme EM pour l'estimation SA du canal MIMO. La fonction du maximum de vraisemblance est donnée par :

$$p(\mathbf{y}; \boldsymbol{\theta}) = \prod_{k=0}^{K_p-1} p(\mathbf{y}(k); \boldsymbol{\theta}) \prod_{k=K_p}^{K-1} p(\mathbf{y}(k); \boldsymbol{\theta}), \quad (7)$$

où $p(\mathbf{y}(k); \boldsymbol{\theta}) \sim \mathcal{N}(\mathcal{W}(k) \mathcal{H} \mathbf{d}_p(k), \sigma_v^2 \mathbf{I})$, pour $k = 0, \dots, K_p - 1$, $\mathbf{d}_p(k)$ est le vecteur contenant la séquence pilote de la k -ème sous-porteuse ; et pour $k = K_p, \dots, K - 1$, on a :

$$p(\mathbf{y}(k); \boldsymbol{\theta}) = \sum_{\xi=1}^{|D|} p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{d}_\xi), \quad (8)$$

avec $p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}) \sim \mathcal{N}(\mathcal{W}(k) \mathcal{H} \mathbf{d}_\xi, \sigma_v^2 \mathbf{I})$.

Étape-E : Après simplification, $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]})$ devient :

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]}) = \sum_{k=0}^{K_p-1} \log p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_p(k); \boldsymbol{\theta}) + \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D|} \alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}^{[i]}) \log p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}), \quad (9)$$

où

$$\alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}^{[i]}) = \frac{p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}^{[i]}) p(\mathbf{d}_\xi)}{\sum_{\xi'=1}^{|D|} p(\mathbf{y}(k)|\mathbf{d}_{\xi'}; \boldsymbol{\theta}^{[i]}) p(\mathbf{d}_{\xi'})}. \quad (10)$$

Dans ce travail, toutes les réalisations \mathbf{d}_ξ sont équiprobables. Le terme $p(\mathbf{d}_\xi)$ est alors ignoré dans l'équation (10).

Étape-M : Cette étape estime $\boldsymbol{\theta}$, c.a.d. la matrice des coefficients du canal \mathcal{H} et la puissance du bruit σ_v^2 en maximisant la fonction auxiliaire.

En mettant à zéro la dérivée de $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]})$, donnée par l'équation (9), par rapport à \mathcal{H} et en utilisant la propriété suivante de l'opérateur vec :

$\text{vec}(\mathbf{A}\mathbf{C}\mathbf{B}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{A}) \text{vec}(\mathbf{C})$, on obtient :

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathcal{H}^{[i+1]}) &= \left[\sum_{k=0}^{K_p-1} (\mathbf{d}_p(k)^* \mathbf{d}_p(k)^T \otimes \mathcal{W}(k)^H \mathcal{W}(k)) \right. \\ &+ \left. \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D|} \alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}^{[i]}) (\mathbf{d}_\xi^* \mathbf{d}_\xi^T \otimes \mathcal{W}(k)^H \mathcal{W}(k)) \right]^{-1} \\ &\times \left[\sum_{k=0}^{K_p-1} \text{vec}(\mathcal{W}(k)^H \mathbf{y}_p(k) \mathbf{d}_p(k)^H) \right. \\ &+ \left. \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D|} \alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}^{[i]}) \text{vec}(\mathcal{W}(k)^H \mathbf{y}(k) \mathbf{d}_\xi^H) \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

De même, la mise à zéro de la dérivée de $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{[i]})$ par rapport à σ_v^2 donne :

$$\begin{aligned} \{\sigma_v^2\}^{[i+1]} &= \frac{1}{K} \left(\sum_{k=0}^{K_p-1} \|\mathbf{y}_p(k) - \mathcal{W}(k) \mathcal{H}^{[i+1]} \mathbf{d}_p(k)\|^2 \right. \\ &+ \left. \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D|} \alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}^{[i]}) \|\mathbf{y}(k) - \mathcal{W}(k) \mathcal{H}^{[i+1]} \mathbf{d}_\xi\|^2 \right). \end{aligned} \quad (12)$$

3.2 Algorithme EM pour l'estimation SA de canal des sous-systèmes

La sommation sur toutes les réalisations possibles du vecteur \mathbf{d} (c.a.d. $|D|$) introduite dans les équations (11) et (12)) engendre une lourde charge de calcul croissante de manière exponentielle avec N_t . Pour réduire cette charge de calcul, nous proposons de décomposer le système MIMO-OFDM en N_{CPU} sous-systèmes MIMO-OFDM de taille ($N_s \times N_r$) avec $N_s < N_t$. Cette stratégie est pertinente lorsque la station de base est dotée de calculateurs équipés de N_{CPU} processeurs en parallèle. Ainsi, au lieu d'estimer le canal MIMO comme un seul système, la complexité des calculs est répartie entre tous les processeurs du système N_{CPU} . L'algorithme EM est appliqué sur tous les sous-systèmes MIMO-OFDM (en parallèle), où chaque sous-système est composé de N_s émetteurs et de N_r récepteurs, où N_s est la partie entière de N_t/N_{CPU} ($\lfloor N_t/N_{CPU} \rfloor$) ou $\lfloor N_t/N_{CPU} \rfloor + 1$.

A chaque itération (sur les sous-systèmes), les coefficients du canal du u -ème ($u = 1 \dots N_{CPU}$) sous-système sont estimés après avoir supprimé les autres signaux reçus des autres ($N_t - N_s$) émetteurs en utilisant l'égaliseur DFE (voir Fig. 1). Ce dernier estime tout d'abord le canal en s'appuyant sur les séquences pilotes avec l'estimateur LS ($\hat{\mathbf{h}}_{OP}$). L'algorithme de détection, développé dans [9], est ensuite appliqué afin d'estimer les données transmises ($\hat{\mathbf{d}}_1 \dots \hat{\mathbf{d}}_{N_t}$).

Pour estimer le canal du u -ème sous-système MIMO, les signaux transmis par les autres émetteurs sont considérés comme interférences et par conséquent sont soustraits au signal reçu comme suit :

$$\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathcal{W}(k)\hat{\mathcal{H}}_{\bar{u}}\hat{\mathbf{d}}_{\bar{u}}(k) = \mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u\mathbf{d}_u(k) + \mathbf{z}_u(k), \quad (13)$$

où $\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k)$ est un estimé du signal reçu uniquement des N_s utilisateurs du u -ème sous-système, \mathcal{H}_u représente les N_s colonnes de la matrice \mathcal{H} correspondant aux coefficients du canal de transmission du u -ème sous-système. $\hat{\mathcal{H}}_{\bar{u}}$ est l'estimé de la matrice du canal des ($N_t - N_s$) utilisateurs interférants, c.a.d. $\hat{\mathcal{H}}_{\bar{u}}$ est égale à $\hat{\mathcal{H}}$ dans laquelle les N_s colonnes qui correspondent au u -ème sous-système sont supprimées.

$\mathbf{z}_u(k)$ représente le bruit et les termes résiduels d'interférence. Sous l'hypothèse que $\mathbf{z}_u(k) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\mathbf{z}_u}^2 \mathbf{I})$, on peut écrire :

$$p(\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k); \boldsymbol{\theta}_u) \sim \mathcal{N}(\mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u\mathbf{d}_u(k), \sigma_{\mathbf{z}_u}^2 \mathbf{I}), \quad (14)$$

où $\boldsymbol{\theta}_u = [\mathcal{H}_u^T, \sigma_{\mathbf{z}_u}^2]^T$ est le vecteur des paramètres inconnus.

En faisant ce traitement, on obtient N_{CPU} sous-systèmes MIMO-OFDM pouvant être traités indépendamment, en parallèle, selon l'algorithme EM itératif suivant : pour $u = 1, \dots, N_{CPU}$:

3.2.1 Étape-E

La fonction auxiliaire $Q(\boldsymbol{\theta}_u, \boldsymbol{\theta}_u^{[i]})$ peut être écrite comme :

$$Q(\boldsymbol{\theta}_u, \boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) = \sum_{k=0}^{K_p-1} \log p(\mathbf{y}_{p,u}^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_{p,u}(k); \boldsymbol{\theta}_u) + \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D_u|} \alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) \log p(\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}_u), \quad (15)$$

où $\{\mathbf{d}_{p,u}(k)\}$ représente les symboles pilotes, $|D_u|$ est l'ensemble des réalisations possibles des symboles du u -ème sous-système et :

$$p(\mathbf{y}_{p,u}^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_{p,u}(k); \boldsymbol{\theta}_u) \sim \mathcal{N}(\mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u\mathbf{d}_{p,u}(k), \sigma_{\mathbf{z}_u}^2 \mathbf{I}), \quad (16)$$

$$p(\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}_u) \sim \mathcal{N}(\mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u\mathbf{d}_\xi, \sigma_{\mathbf{z}_u}^2 \mathbf{I}), \quad (17)$$

$$\alpha_{k,\xi}(\boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) = \frac{p(\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_\xi; \boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) p(\mathbf{d}_\xi)}{\sum_{\xi'=1}^{|D_u|} p(\mathbf{y}_u^{sub-MIMO}(k) | \mathbf{d}_{\xi'}; \boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) p(\mathbf{d}_{\xi'})}. \quad (18)$$

3.2.2 Étape-M

En mettant à zero la dérivée de $Q(\boldsymbol{\theta}_u, \boldsymbol{\theta}_u^{[i]})$ donnée dans l'équation (15) par rapport à \mathcal{H}_u , on obtient :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_u^{[i+1]} &= \left[\sum_{k=0}^{K_p-1} \mathcal{W}(k)^H \mathcal{W}(k) \mathbf{d}_{p_t,u}(k) \mathbf{d}_{p_t,u}^*(k) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D_u|} \alpha_{k,\xi,t}(\boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) \mathcal{W}(k)^H \mathcal{W}(k) \mathbf{d}_\xi \mathbf{d}_\xi^* \right]^{-1} \\ &\times \left(\sum_{k=0}^{K_p-1} \mathcal{W}(k)^H \mathbf{y}_{p_t,u}^{sub-MIMO}(k) \mathbf{d}_{p_t,u}^*(k) \right. \\ &\quad \left. + \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D_u|} \alpha_{k,\xi,t}(\boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) \mathcal{W}(k)^H \mathbf{y}_{u,t}^{sub-MIMO}(k) \mathbf{d}_\xi^* \right). \end{aligned} \quad (19)$$

De même, la mise à zero de la dérivée de $Q(\boldsymbol{\theta}_u, \boldsymbol{\theta}_u^{[i]})$ donnée par l'équation (15) par rapport à $\sigma_{\mathbf{z}_u}^2$, permet d'obtenir :

$$\begin{aligned} \{\sigma_{\mathbf{z}_u}^2\}^{[i+1]} &= \\ &\frac{1}{K} \left(\sum_{k=0}^{K_p-1} \left\| \mathbf{y}_{p_t,u}^{sub-MIMO}(k) - \mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u^{[i+1]}\mathbf{d}_{p_t,u}(k) \right\|^2 \right. \\ &\quad \left. + \sum_{k=K_p}^{K-1} \sum_{\xi=1}^{|D_u|} \alpha_{k,\xi,t}(\boldsymbol{\theta}_u^{[i]}) \left\| \mathbf{y}_{u,t}^{sub-MIMO}(k) - \mathcal{W}(k)\mathcal{H}_u^{[i+1]}\mathbf{d}_\xi \right\|^2 \right). \end{aligned} \quad (20)$$

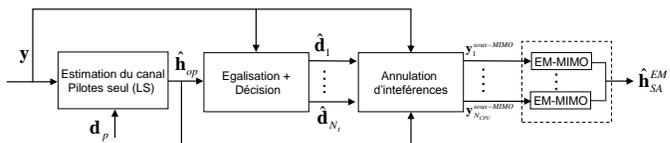


FIGURE 1 – Estimation SA basée sur N_{CPU} sous-systèmes.

4 Analyse des performances

Les simulations s'appuient sur un système de communication sans fil (4×4) -MIMO. Les séquences pilotes correspondent à celles spécifiées dans le standard IEEE 802.11n [10] avec $K = 64$ et $K_p = 8$. Le canal de propagation multi-trajet est représenté par un canal de type B avec un retard de propagation $[0 \ 10 \ 20 \ 30] \mu s$ et une atténuation moyenne de $[0 \ -4 \ -8 \ -12]$ dB. Notons (\mathbf{h}_{SA}^{MIMO}) la version exacte de l'algorithme EM; $(\mathbf{h}_{SA}^{sous-MIMO})$ l'algorithme EM d'estimation avec une décomposition du système en $N_{CPU} = 2$ MIMO-OFDM sous-systèmes. Les performances de ces algorithmes sont mesurées en termes d'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE).

La Figure 2 compare les performances des deux estimateurs à la borne de Cramér-Rao (CRB_{SA}) [4] en fonction de la SNR (dB). Les courbes confirment bien que l'estimation SA donne de meilleures performances comparées aux méthodes classiques basées uniquement sur les séquences pilotes i.e \mathbf{h}_{OP} . De plus, l'algorithme SA proposé, dans lequel le système MIMO-OFDM est décomposé en 2 sous-systèmes MIMO (2×4) , donne de bons résultats avec une réduction significative du temps d'exécution (de moitié).

La Figure 3 compare l'influence de l'augmentation du nombre de symboles OFDM N_d sur les performances d'estimation des canaux mesurées en termes de NRMSE pour un $SNR = 10$ dB. Les courbes montrent que les performances de l'estimation SA s'améliorent au fur et à mesure que le nombre de symboles OFDM N_d augmente.

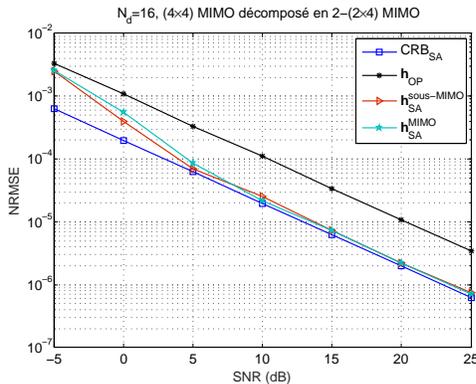


FIGURE 2 – Comparaison des performances d'estimation.

5 Conclusion

Nous avons traité le problème de l'estimation SA du canal des systèmes radio-mobile multi-porteuses et multi-canaux basé sur l'algorithme EM. Deux algorithmes EM d'estimation SA ont été mis en œuvre. Le premier est une version exacte de l'EM. Le deuxième est conçu de façon à réduire la charge de calcul induite par la version exacte en décomposant le système MIMO en sous-systèmes parallèles bien adaptée à une architecture parallèle. Les simulations montrent que ces algorithmes donnent des performances proches (à faible ou moyenne taille d'échantillon)

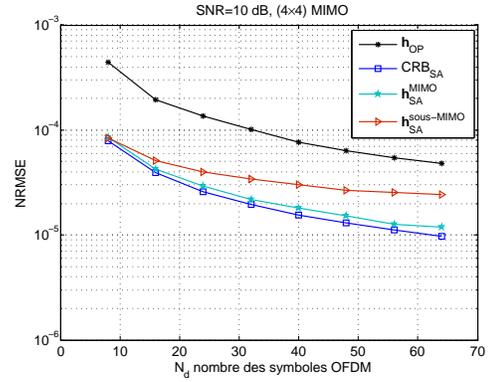


FIGURE 3 – Performances en fonction de N_d .

et sont supérieures à celles de la méthode des moindres carrés qui n'exploite que les séquences pilotes.

Références

- [1] C. Shin, R. W. Heath, and E. J. Powers, "Blind channel estimation for MIMO-OFDM systems," *IEEE Trans. on Vehicular Tech.*, vol. 56, no. 2, pp. 670–685, March 2007.
- [2] O. Simeone, Y. Bar-Ness, and U. Spagnolini, "Pilot-based channel estimation for OFDM systems by tracking the delay-subspace," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 3, no. 1, pp. 315–325, Jan 2004.
- [3] W. Yang, Y. Cai, and Y. Xun, "Semi-blind channel estimation for OFDM systems," in *IEEE 63rd Vehicular Tech. Conference*, vol. 1, May 2006, pp. 226–230.
- [4] A. Ladaycia, A. Mokraoui, K. Abed-Meraim, and A. Belouchrani, "Performance bounds analysis for semi-blind channel estimation in MIMO-OFDM communications systems," *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 16, no. 9, pp. 5925–5938, Sept 2017.
- [5] S. Park, J. W. Choi, J. Y. Seol, and B. Shim, "Expectation-maximization-based channel estimation for multiuser MIMO systems," *IEEE Trans. on Communications*, vol. 65, no. 6, pp. 2397–2410, June 2017.
- [6] G. Hu and D. Li, "EM-based channel estimation for MIMO OFDM system," in *International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing*, vol. 1, April 2009, pp. 159–162.
- [7] E. Nayebi and B. D. Rao, "Semi-blind channel estimation for multiuser massive MIMO systems," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 66, no. 2, pp. 540–553, Jan 2018.
- [8] N. M. L. A. P. Dempster and D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm," *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 39, no. 1, pp. 1–38, 1977.
- [9] M. O. Damen, H. E. Gamal, and G. Caire, "On maximum-likelihood detection and the search for the closest lattice point," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 49, no. 10, pp. 2389–2402, Oct 2003.
- [10] R. S. E. Perahi, *Next Generation Wireless LANS*. New York, USA : Cambridge University Press, 2008.