Estimation de canal pour les systèmes OTFS

Rabah Ouchikh, Thierry Chonavel, Abdeldjalil Aissa El Bey, Mustapha Djeddou

▶ **To cite this version:**

Rabah Ouchikh, Thierry Chonavel, Abdeldjalil Aissa El Bey, Mustapha Djeddou. Estimation de canal pour les systèmes OTFS. XXVIII Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images GRETSI, Sep 2022, Nancy, France. hal-03685638

HAL Id: hal-03685638

https://imt-atlantique.hal.science/hal-03685638

Submitted on 2 Jun 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Estimation de canal pour les systèmes OTFS

Rabah OUCHIKH[1], Thierry CHONAVEL[2], Abdeldjalil AÏSSA-EL-BEY[2], Mustapha DJEDDOU[1]

[1]Laboratoire Télécommunications, Ecole Militaire Polytechnique, Bordj El-Bahri, Algérie

[2]IMT Atlantique, Lab-STICC, UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France

ouchikh16rabah@gmail.com, thierry.chonavel@imt-atlantique.fr
abdeldjalil.aissaelbey@imt-atlantique.fr, djeddou.mustapha@gmail.com

Résumé – Dans cet article, nous proposons deux algorithmes itératifs d'estimation de canal et de détection de symboles pour les systèmes OTFS. La différence entre les deux algorithmes réside dans l'étape d'estimation de canal. La première solution est basée sur une approche MCMC avec échantillonneur de Gibbs, tandis que la seconde est basée sur une approximation variationnelle du champ moyen via l'algorithme VB-EM. L'étape de détection est basée sur un algorithme de Message-Passing (MP) de faible complexité. Enfin, nous comparons la complexité et les performances de la solution proposée à une solution de référence de la littérature en termes de TEB et de NMSE.

Abstract – This paper proposes two iterative algorithms of channel estimation and data detection for OTFS systems involving an MCMC approach with the Gibbs sampler and a variational mean-field approximation via the so-called VB-EM algorithm, respectively. Data detection step is done using a low complexity MP algorithm. Complexity and performance analysis in terms of BER and NMSE of the proposed solution are compared to the literature benchmark.

1 Introduction

Les générations futures de systèmes de communication mobile doivent offrir des communications fiables et à haut débit, même dans des scénarios de grande mobilité [1]. Cependant, la forme d'onde la plus populaire déployée dans la 5G est basée sur la modulation Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) qui souffre d'une dégradation des performances dans les environnements à forte mobilité [1]. La modulation Orthogoanl Time Frequency Space (OTFS) qui a été récemment proposée dans [2] est l'une des formes d'onde prometteuses grâce à sa meilleure robustesse au décalage Doppler induit par le canal par rapport à l'OFDM. L'OTFS est spécifiquement développée pour traiter la dynamique des canaux à trajets multiples variant rapidement dans le temps.

Dans la pratique, la disponibilité de schémas efficaces d'estimation de canal (EC) est très importante pour la réussite des systèmes OTFS. Plusieurs solutions d'EC dans le domaine délai-Doppler (DD) pour le système OTFS ont été récemment proposés dans la littérature. On peut les classer en trois catégories. La première contient des schémas qui utilisent une trame entière pour transmettre des pilotes. Ce type de schéma utilise la première trame OTFS pour l'estimation du canal et la trame suivante pour la transmission des données [3]. La deuxième catégorie consiste à intégrer à la fois les pilotes et les symboles de données dans la même trame OTFS en disposant des intervalles de garde autour des pilotes pour éviter l'interférence pilote/données [4]. Dans ces schémas, et contrairement aux schémas de la première catégorie, l'estimation de canal et la détection de données peuvent se faire dans la même trame OTFS. Dans la troisième catégorie les pilotes et les symboles de données sont superposés (SP) dans le domaine DD [5], ce qui permet d'obtenir une meilleure efficacité spectrale par rapport aux schémas précédents, du fait de l'absence d'intervalles de garde. De plus, le Peak to Average Power Ratio (PAPR) est moins élevé dans ces schémas, que pour ceux de la deuxième catégorie, où les pilotes sont plus puissants par rapports aux symboles de données. Dans [5], un algorithme itératif d'estimation de canal et de détection de données (SP-I) a été proposé pour les schémas SP.

Dans cet article, nous proposons deux algorithmes d'estimation de canal et de détection des symboles pour les systèmes OTFS pour le schéma SP. La différence entre ces algorithmes réside dans l'étape d'EC. Le premier est basé sur une approche Monte Carlo Markov Chain (MCMC) qui met en œuvre un échantillonneur de Gibbs, tandis que le deuxième est basé sur une approximation du champ moyen via l'algorithme Variational Bayesian-Expectation Maximization (VB-EM). Les simulations montrent que nos algorithmes ont presque les mêmes performances que SP-I [5] avec une complexité légèrement inférieure et sans besoin de connaissances préalables sur le canal, contrairement à SP-I qui suppose connue sa localisation dans le domaine DD.

Notations : Le produit de Hadamard est représenté par $\odot$. Les opérateurs $\mathrm{vec}(.)$ et $\mathrm{vec}^{-1}_{M,N}(.)$ désignent la vectorisation en colonne d'une matrice $M \times N$ en un vecteur colonne MN et l'invectorisation d'un vecteur colonne MN en une matrice $M \times N$. Enfin, $\boldsymbol{F}_n$, $\boldsymbol{F}_n^H$ et $\boldsymbol{I}_M$ désignent la matrice DFT à n points, la matrice IDFT à n points et la matrice identité de taille $M \times M$. $[.]_K$ représente la fonction modulo K.

2 Modèle et formulation du problème

Soient NT et T/M la durée totale de la trame du signal transmis et la période d'échantillonnage, respectivement. La forme d'onde transmise de durée T et la réponse impulsionnelle du filtre de réception sont notées par $g_{tx}(t)$ et $g_{rx}(t)$, respectivement. Le symbole de données $X_d[k,l]$ est superposé au symbole pilote $X_p[k,l]$ dans le domaine DD : $X[k,l] = X_p[k,l] + X_d[k,l]$, pour $k = 0 : M-1$ et $l = 0 : N-1$. $X_p[k,l]$ et $X_d[k,l]$ sont supposés indépendants et identiquement distribués (i.i.d.) avec une moyenne nulle et des variances $\mathbb{E}\{|X_p[k,l]|^2\} = \sigma_p^2$ et $\mathbb{E}\{|X_d[k,l]|^2\} = \sigma_d^2$. Sous forme matricielle, nous obtenons $\boldsymbol{X} = \boldsymbol{X}_d + \boldsymbol{X}_p$, où $\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}_p, \boldsymbol{X}_d \in \mathbb{C}^{M\times N}$. Le signal transmis $s(t)$ peut également être exprimé sous une forme matricielle :

$$\boldsymbol{S} = \boldsymbol{G}_{tx}\boldsymbol{F}_M^H(\boldsymbol{F}_M\boldsymbol{X}\boldsymbol{F}_N^H) = \boldsymbol{G}_{tx}\boldsymbol{X}\boldsymbol{F}_N^H, \tag{1}$$

où $\boldsymbol{G}_{tx} = \mathrm{diag}[g_{tx}(0), g_{tx}(T/M), ..., g_{tx}((M-1)T/M)]$.

Le canal de propagation est parcimonieux dans le domaine DD et sa réponse impulsionnelle est donnée par $h(\tau,\nu) = \sum_{i=1}^{P} h_i\delta(\tau-\tau_i)\delta(\nu-\nu_i)$. On note $\tau_i = \frac{l_i}{M\Delta f}$ et $\nu_i = \frac{k_i}{NT}$, cela signifie que les retards-Doppler sont supposés entiers (on-grid). Le signal reçu $r(t)$ est échantillonné à $f_s = M/T = M\Delta f$ et fournit $r(n) = \sum_{i=1}^{P} h_i e^{j2\pi\frac{k_i(n-l_i)}{MN}} s([n-l_i]_{MN}) + w(n)$ pour $n = 0 : MN-1$, où $w(n) \sim \mathcal{CN}(0,\sigma_w^2)$ est un bruit additif. Cette équation peut s'écrire sous forme vectorielle comme suit : $\boldsymbol{r} = \boldsymbol{H}\boldsymbol{s} + \boldsymbol{w}$, où $\boldsymbol{s} = \mathrm{vec}(\boldsymbol{S})$, où $\boldsymbol{H} = \sum_{i=1}^{P} h_i\boldsymbol{\Pi}^{l_i}\boldsymbol{\Delta}^{k_i}$ est la matrice de canal, avec $\boldsymbol{\Pi}$ est la matrice de permutation (décalage cyclique avant) et $\boldsymbol{\Delta} = \mathrm{diag}(\exp(j2\pi(0)/MN), ..., \exp(j2\pi(MN-1)/MN))$.

Le signal reçu dans le domaine DD peut être exprimé sous la forme vectorielle suivante :

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{y}_p + \boldsymbol{y}_d + \tilde{\boldsymbol{w}}, \tag{2}$$

où $\boldsymbol{y} \in \mathbb{C}^{MN}$, $\boldsymbol{y}_p = \boldsymbol{H}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_p$ et $\boldsymbol{y}_d = \boldsymbol{H}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_d$, $\boldsymbol{H}_{\text{eff}} = (\boldsymbol{F}_N \otimes \boldsymbol{I}_M)\boldsymbol{H}(\boldsymbol{F}_N^H \otimes \boldsymbol{I}_M) \in \mathbb{C}^{MN\times MN}$ et une matrice qui dépend de $\{h_i, l_i, k_i\}_{i=1:P}$, $\boldsymbol{x}_d = \mathrm{vec}(\boldsymbol{X}_d)$, $\boldsymbol{x}_p = \mathrm{vec}(\boldsymbol{X}_p)$ et $\tilde{\boldsymbol{w}} = (\boldsymbol{F}_N \otimes \boldsymbol{I}_M)\boldsymbol{w}$. Le vecteur $\boldsymbol{y}_p$ peut s'écrire

$$\boldsymbol{y}_p = \boldsymbol{A}\boldsymbol{h}, \tag{3}$$

où $\boldsymbol{A} \in \mathbb{C}^{MN\times L}$ est une matrice formée par les pilots et $\boldsymbol{h} \in \mathbb{C}^L$ est un vecteur contenant seulement P éléments non nuls avec $L = (2k_\nu+1)(l_\tau+1)$, où k_ν et l_τ sont les décalages maximums suivant le Doppler et le délai, respectivement. Ainsi, l'équation (2) peut être écrite comme suit :

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{h} + \boldsymbol{H}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_d + \widetilde{\boldsymbol{w}}. \tag{4}$$

3 Algorithme d'estimation conjointe de canal et des symboles de données

3.1 Estimation de canal

Le vecteur du signal reçu dans (4) est

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{h} + \boldsymbol{H}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_d + \widetilde{\boldsymbol{w}} = \sum_{i=1}^{L} b_i g_i \boldsymbol{A}_i + \tilde{\boldsymbol{v}}_d, \tag{5}$$

où $\tilde{\boldsymbol{v}}_d = \boldsymbol{H}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_d + \widetilde{\boldsymbol{w}}$. On note que la moyenne de $\tilde{\boldsymbol{v}}_d$ est exprimée par $\boldsymbol{\mu}_{\tilde{\boldsymbol{v}}_d} = \mathbb{E}\{\tilde{\boldsymbol{v}}_d\} = \boldsymbol{0}_{MN}$ et sa matrice de covariance $\boldsymbol{C}_{\tilde{\boldsymbol{v}}_d} = \mathbb{E}\{\tilde{\boldsymbol{v}}_d\tilde{\boldsymbol{v}}_d^H\} = \left(\left(\sum_{i=1}^{P}\sigma_{h_i}^2\right)\sigma_d^2 + \sigma_w^2\right)\boldsymbol{I}_{MN}$. $\boldsymbol{h} = \boldsymbol{b} \odot \boldsymbol{g}$, c'est-à-dire $h_k = b_k g_k$, où $\boldsymbol{b} = [b_1, b_2, ..., b_L]^T$ est le vecteur support du canal $b_k \in \{0,1\}$ et $\boldsymbol{g} = [g_1, g_2, ..., g_L]^T$ est le vecteur des gains du canal. Par conséquent, $p(\boldsymbol{y}|\boldsymbol{g},\boldsymbol{b}) = \mathcal{CN}(\boldsymbol{A}_b\boldsymbol{g}_b, \boldsymbol{C}_{\tilde{\boldsymbol{v}}_d})$, où $\boldsymbol{A}_b \in \mathbb{C}^{MN\times P}$ et $\boldsymbol{g}_b \in \mathbb{C}^P$ sont constitués des colonnes de $\boldsymbol{A}$ et du sous vecteur de $\boldsymbol{g}$ associés aux composantes non nulles de $\boldsymbol{b}$.

Pour prendre en compte le fait que la plupart des éléments de $\boldsymbol{h}$ sont nuls sauf P d'entre eux, on peut aussi modéliser ces éléments par un modèle Bernoulli-Gaussien (BG) pour lequel, $\boldsymbol{g} \sim p(\boldsymbol{g}) = \prod_{i=1}^{L} p(g_i)$, où $p(g_i) = \mathcal{CN}(0,\sigma_{b_i}^2)$ avec $\sigma_1^2 \gg \sigma_0^2$ et $\boldsymbol{b} \sim p(\boldsymbol{b}) = \prod_{i=1}^{L} p(b_i)$, avec $b_i \sim \mathrm{Ber}(p_i)$, où $p_i = p(b_i = 1) = 1 - p(b_i = 0)$.

L'estimation du couple $(\boldsymbol{b},\boldsymbol{g})$, au sens du Maximum A Posteriori (MAP), prend la forme

$$(\hat{\boldsymbol{g}},\hat{\boldsymbol{b}}) = \underset{\boldsymbol{g},\boldsymbol{b}}{\arg\max}\log p(\boldsymbol{g},\boldsymbol{b}|\boldsymbol{y}). \tag{6}$$

Nous commençons par l'estimation du vecteur de support $\boldsymbol{b}$, qui peut être réalisée à partir du MAP marginalisé :

$$\hat{b}_i = \underset{b_i\in\{0,1\}}{\arg\max}\log p(b_i|\boldsymbol{y}). \tag{7}$$

L'évaluation de $p(b_i|\boldsymbol{y})$ nécessite une marginalisation coûteuse de $p(\boldsymbol{b}|\boldsymbol{y})$. Pour éviter ce problème, nous proposons deux approches bayésiennes permettant d'obtenir un substitut manipulable $q(b_i)$ de $p(b_i|\boldsymbol{y})$.

Une fois le support $\boldsymbol{b}$ estimé, $\boldsymbol{g}$ peut être estimé au sens de maximum de vraisemblance comme suit :

$$\hat{\boldsymbol{g}}_{\hat{\boldsymbol{b}}} = (\boldsymbol{A}_{\hat{\boldsymbol{b}}}^T\boldsymbol{A}_{\hat{\boldsymbol{b}}})^{-1}\boldsymbol{A}_{\hat{\boldsymbol{b}}}^T\boldsymbol{y}, \tag{8}$$

en désignant par $\hat{\boldsymbol{g}}_{\hat{\boldsymbol{b}}}$ les entrées de $\boldsymbol{g}$ limitées au support de canal estimé et par $\boldsymbol{A}_{\hat{\boldsymbol{b}}}$ les colonnes correspondantes de $\boldsymbol{A}$.

3.1.1 Approche MCMC avec échantillonneur de Gibbs

L'idée est de générer des réalisations d'un processus donné puis de les utiliser pour calculer un estimateur des paramètres. Ainsi, afin de prendre une décision sur $\boldsymbol{b}$, nous simulons $p(\theta|\boldsymbol{y}_p)$ de $\theta = (\boldsymbol{g},\boldsymbol{b})$ par l'échantillonneur de Gibbs. Ce dernier simule des réalisations d'échantillons θ_k selon les marginales a posteriori $p(\theta_k|\boldsymbol{y}_p,\theta_{-k})$, en désignant par $\boldsymbol{t}_{-k}$ le vecteur $\boldsymbol{t}$ privé de t_k. Chaque itération de l'algorithme de Gibbs conduit à une simulation itérative des variables $g_k \sim p(g_k|\boldsymbol{g}_{-k},\boldsymbol{b},\boldsymbol{y}_p)$ et $b_k \sim p(b_k|\boldsymbol{b}_{-k},\boldsymbol{g},\boldsymbol{y}_p)$ [6].

Nous désignons par $(\boldsymbol{b}^{(i)},\boldsymbol{g}^{(i)})_{i=1:K}$ les vecteurs fournis par K itérations de l'échantillonneur de Gibbs. Après K_0 itérations qui représentent une période d'apprentissage, les échantillons

sont sensiblement échantillonnés selon la distribution cible. Ensuite, la comparaison des simulations moyennes pour b_k à un seuil $\rho = 0,5$ minimise le risque de Bayes pour la décision correspondante $\hat{b}_k \in \{0,1\}$.

$$\hat{b}_k = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad \frac{1}{K-K_0}\sum_{i=K_0+1}^{K} b_k^{(i)} > \rho, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{9}$$

3.1.2 Approche SoBaP via l'algorithme VB-EM

La méthodologie adoptée ici pour calculer une approximation $q(b_k)$ de $p(b_k|\boldsymbol{y}_p)$ est appelée approximation du champ moyen (MF : Mean Field) [7]. L'approximation MF de $p(\theta|y_p)$ est la distribution de substitution $q^\star(\theta)$ satisfaisant à la relation $q^\star(\boldsymbol{\theta}) = \arg\min_{q(\boldsymbol{\theta})} \left\{ \int_{\boldsymbol{\theta}} q(\boldsymbol{\theta}) \log\left(\frac{q(\boldsymbol{\theta})}{p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{y}_p)}\right) \mathrm{d}\boldsymbol{\theta} \right\}$, sous contrainte

$$q(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{k=1}^{K} q(\boldsymbol{\theta}_k), \quad \int_{\boldsymbol{\theta}_k} q(\boldsymbol{\theta}_k)\mathrm{d}\boldsymbol{\theta}_k = 1 \quad \forall k \in [1,K], \tag{10}$$

où $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{b}, \boldsymbol{g})$, c'est-à-dire $\theta_k = (b_k, g_k)$ et $p(\boldsymbol{\theta}|\boldsymbol{y}_p)$ est sa distribution à postériori. Ce problème peut être résolu par des minimisations successives de la divergence de Kullback-Leibler. Les approximations MF offrent un bon cadre pour approximer les lois marginales $p(\theta_i|\boldsymbol{y}_p)$. L'algorithme SoBaP utilisé ici considère le cas particulier où l'approximation MF $q(\boldsymbol{g}, \boldsymbol{b})$ de $p(\boldsymbol{g}, \boldsymbol{b}|\boldsymbol{y}_p)$ s'écrit simplement $q(\boldsymbol{g}, \boldsymbol{b}) = \prod_k q(g_k, b_k)$. Les mises à jour VB-EM correspondantes sont données dans [7]. Une approximation de $p(b_k|\boldsymbol{y}_p)$ découle donc des relations suivantes : $p(b_k|\boldsymbol{y}_p) \simeq \int q(g_k, b_k)\mathrm{d}g_k = q(b_k)$.

Grâce à cette approximation, le problème (7) peut être résolu par une simple méthode de seuillage, i.e, $\hat{b}_i = 1$ si $q(b_i = 1) > \rho$ et $\hat{b}_i = 0$ sinon, avec $\rho = 0.5$.

3.2 Détection de données

Le signal utilisé pour la détection des données est obtenu en soustrayant le signal pilote estimé du signal reçu dans (4) comme suit

$$\boldsymbol{y}_d = \boldsymbol{y} - \boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{h}} = \hat{\boldsymbol{H}}_{\text{eff}}\boldsymbol{x}_d + \widetilde{\boldsymbol{w}}_e, \tag{11}$$

où $\tilde{\boldsymbol{w}}_e = \tilde{\boldsymbol{w}} + \boldsymbol{A}(\boldsymbol{h} - \hat{\boldsymbol{h}})$ se compose du bruit et de l'erreur d'estimation du canal. L'objectif ici est d'estimer le vecteur de symboles de données $\boldsymbol{x}_d$ à partir de $\boldsymbol{y}_d$, $\hat{\boldsymbol{H}}$ et de $\sigma^2_{\tilde{\boldsymbol{w}}}$. À cette fin, nous utilisons l'algorithme MP à faible complexité proposé dans [8], qui convient à l'OTFS non codé, en tirant parti de la parcimonie des canaux. Nous observons que seuls P éléments de NM sont non nuls dans chaque ligne et colonne de $\hat{\boldsymbol{H}}_{\text{eff}}$. Soient $\mathcal{I}_d$ et $\mathcal{J}_c$ les ensembles de positions non nulles dans la d-ème ligne et la c-ème colonne, respectivement, alors $|\mathcal{I}_d| = |\mathcal{J}_c| = P$. Sur la base de (11), le système est modélisé comme un graphe factoriel faiblement connecté avec des nœuds de variables NM correspondant à $\boldsymbol{x}_d$ et des nœuds d'observation NM correspondant à $\boldsymbol{y}_d$. Dans ce graphe, le nœud d'observation y_d est connecté à l'ensemble des nœuds variables $\{x_e, e \in \mathcal{I}_d\}$. De même, le nœud de variable x_c est connecté à l'ensemble des nœuds de variable $\{y_e, e \in \mathcal{J}_c\}$. Les symboles transmis x_c sont supposés équiprobables et les composantes de $\boldsymbol{y}_d$ sont approximativement indépendantes pour un x_c donné, en raison de la parcimonie de $\hat{\boldsymbol{H}}_{\text{eff}}$. Pour chaque y_e, une variable x_c est isolée des autres termes d'interférence, qui sont alors approximés par un bruit gaussien avec une moyenne et une variance facilement calculables. La moyenne et la variance des termes d'interférence sont utilisées comme messages des nœuds d'observation aux nœuds de variables. Le message transmis par un nœud variable x_c pour chaque $c = \{0, ..., NM-1\}$, au noeud d'observation y_d pour $d \in \mathcal{J}_c$, est la fonction de probabilité de masse (pmf) $\boldsymbol{P}_{cd} = \{p_{cd}(a_j)\}$ des symboles de l'alphabet.

Les deux algorithmes proposés diffèrent par l'étape d'estimation du canal et sont résumés dans l'Algorithme. 1.

Algorithme 1 : Algorithmes proposés.

Entrées : signal reçu $\boldsymbol{y}$, matrice des pilotes $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{\mu}_{\tilde{\boldsymbol{v}}_d}$, $\boldsymbol{C}_{\tilde{\boldsymbol{v}}_d}$, et estimation initiale du canal $\hat{\boldsymbol{h}}^{(0)}$: $\{\hat{h}_j^{(0)}, \hat{l}_j^{(0)}, \hat{k}_j^{(0)}\}_{j=1}^{P}$ par MCMC ou VB-EM,

tant que $(|\hat{\boldsymbol{h}}^{(i+1)} - \hat{\boldsymbol{h}}^{(i)}| > \epsilon)$

- Calculer $\hat{\boldsymbol{H}}^{(i)} = \boldsymbol{H}\left(\{\hat{h}_j^{(i)}, \hat{l}_j^{(i)}, \hat{k}_j^{(i)}\}_{j=1}^{P}\right)$,
- Calculer $\boldsymbol{y}_d^{(i)} = \boldsymbol{y} - \boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{h}}^{(i)} = \hat{\boldsymbol{H}}^{(i)}\boldsymbol{x}_d + \tilde{\boldsymbol{w}}_e$,
- Calculer $\hat{\boldsymbol{x}}_d$ en alimentant l'algorithme MP avec $\hat{\boldsymbol{H}}^{(i)}$, $\boldsymbol{y}_d^{(i)}$ et $\sigma^2_{\tilde{\boldsymbol{w}}}$,
- Calculer $\hat{\boldsymbol{h}}^{(i+1)} : \{\hat{h}_j^{(i+1)}, \hat{l}_j^{(i+1)}, \hat{k}_j^{(i+1)}\}_{j=1}^{P}$ par MCMC ou VB-EM, avec $\boldsymbol{y} = \boldsymbol{A}\boldsymbol{h} + \tilde{\boldsymbol{v}}_d$ et $\tilde{\boldsymbol{v}}_d \sim \mathcal{CN}(\hat{\boldsymbol{H}}\mathbb{E}\{\hat{\boldsymbol{x}}_d\}, \hat{\boldsymbol{H}}\mathbb{E}\{\hat{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{d}}\hat{\boldsymbol{x}}_{\boldsymbol{d}}^H\}\hat{\boldsymbol{H}}^H + \sigma^2_{\tilde{\boldsymbol{w}}}\boldsymbol{I})$.

fin

Résultats : $\hat{\boldsymbol{h}}$, $\hat{\boldsymbol{x}}_d$.

4 Résultats de simulations

La fréquence de la porteuse et l'espacement entre les sous-porteuses sont fixés à 4 GHz et 15 kHz, respectivement. La taille d'une trame OTFS est de $M = N = 32$. Une impulsion rectangulaire et une constellation BPSK sont considérées. On utilise un canal à 5 trajets avec des paramètres identiques à ceux de [5]. Les valeurs de Doppler sont générées comme suit : $\nu_i = \nu_{max}\cos(\theta_i)$, où $\theta_i \sim \mathcal{U}_{[0,2\pi]}$. Le décalage Doppler maximum ν_{max} est de 1851 Hz, ce qui correspond à un décalage Doppler $k_\nu = 4$. Cette valeur correspond à un scénario à grande mobilité avec une vitesse de 500 km/h.

La figure 1 montre une comparaison des NMSE $= 1 - \left(|\boldsymbol{h}^H\hat{\boldsymbol{h}}|/\|\boldsymbol{h}\|_2\|\hat{\boldsymbol{h}}\|_2\right)^2$ obtenues pour l'estimation de canal dans un système OTFS utilisant les schémas proposés et avec l'algorithme SP-I [5] pour lequel les retards et Doppler des trajets du canal sont supposés connus (préalablement estimés). Nous observons que les algorithmes proposés ont des performances très proches de celles de l'algorithme SP-I.

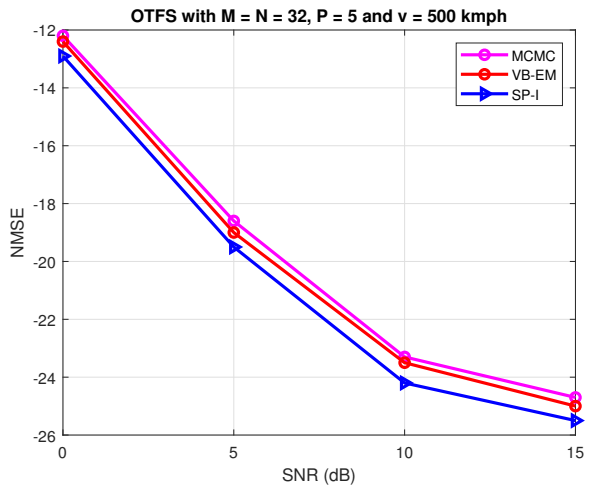

FIGURE 1 – Comparaison des valeurs de NMSE entre les algorithmes proposés et le benchmark SP-I.

La figure 2 montre une comparaison du Taux d'Erreur Binaire (TEB) avec des informations d'état de canal connues et en utilisant les algorithmes itératifs proposés pour l'estimation de canal et la détection de données ainsi que l'algorithme SP-I [5]. Nous observons que les algorithmes proposés et l'algorithme SP-I ont presque les mêmes performances en terme de TEB ce qui est cohérent avec les NMSE proches obtenus pour l'estimation de canal et restent proches de la transmission sur canal mono-trajet.

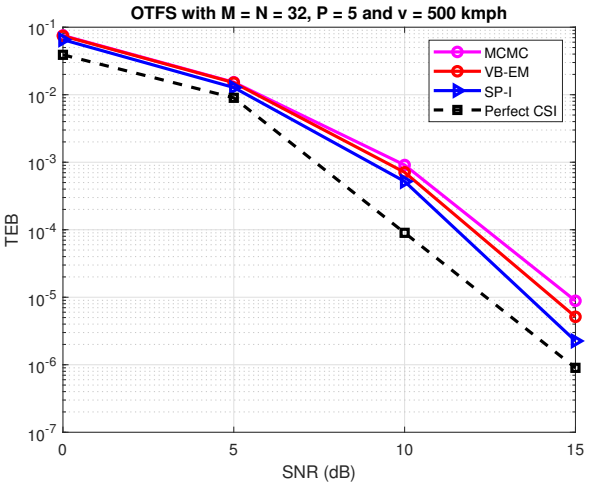

FIGURE 2 – Comparaison des TEB entre les algorithmes proposés et le benchmark SP-I.

La complexité globale des deux algorithmes proposés est $\mathcal{O}(NMSP)$ par itération. La complexité de SP-I est sensiblement équivalente et nous constatons que le nombre d'itérations nécessaire pour la convergence des deux algorithmes est du même ordre. Lors des simulations nous avons observer une différence de temps d'exécution inférieure à 1% entre les méthodes proposées et SP-I. Nous parvenons donc à estimer le canal sans coût supplémentaire significatif par rapport à [5] où les délais et les fréquences Doppler du canal sont connus.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons développé deux algorithmes d'EC et de détection des données pour l'OTFS. L'étape d'EC est abordée d'un point de vue bayésien via deux approches. La première est basée sur la méthode MCMC avec l'échantillonneur de Gibbs, tandis que la seconde est basée sur l'algorithme VB-EM. En plus du gain en terme d'efficacité spectrale par rapport aux schémas de la deuxième catégorie citée dans l'introduction, nos algorithmes présentent des performances TEB et NMSE ainsi qu'un coût comparables à ceux de SP-I et sans aucune hypothèse préalable sur la connaissance de canal.

Références

[1] S. K. Mohammed, "Derivation of OTFS modulation from first principles", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 8, pp. 7619–7636, 2021.

[2] R. Hadani, S. Rakib, M. Tsatsanis, A. Monk, A. J. Goldsmith, A. F. Molisch, R. Calderbank, "Orthogonal Time Frequency Space modulation", *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pp. 1–6, 2017.

[3] M. Zhang, F. Wang, X. Yuan, L. Chen, "2D structured turbo compressed sensing for channel estimation in OTFS systems", *IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS)*, pp. 45–49, 2018.

[4] P. Raviteja, K. T. Phan, Y. Hong, "Embedded pilot-aided channel estimation for OTFS in delay–Doppler channels", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 5, pp. 4906–4917, 2019.

[5] H. B. Mishra, P. Singh, A. K. Prasad, R. Budhiraja, "OTFS channel estimation and data detection designs with superimposed pilots", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021.

[6] O. Rabaste and T. Chonavel, "Estimation of multipath channels with long impulse response at low snr via an mcmc method", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 55, no. 4, pp. 1312–1325, 2007.

[7] A. Drémeau, C. Herzet, and L. Daudet, "Boltzmann machine and mean-field approximation for structured sparse decompositions", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 60, no. 7, pp. 3425–3438, 2012.

[8] P. Raviteja, K. T. Phan, Y. Hong, and E. Viterbo, "Interference cancellation and iterative detection for orthogonal time frequency space modulation", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 17, no. 10, pp. 6501–6515, 2018.