

Récepteur particulière déterministe en communications radiomobiles pour canaux multi-trajets évanescents

Partie I: FDMA

Deterministic particle receiver for multipath
fading channels in wireless communications

Part I: FDMA

Farah Ben Salem, Gérard Salut

Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes, Centre National de la recherche scientifique,
7, avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse, France.
Tél: (33).05.61.33.62.93. Fax: (33).05.61.33.69.69 . E-mail: salut@laas.fr.

Manuscrit reçu le 2 septembre 2003



Résumé et mots clés

Nous utilisons pour la réception des signaux FDMA une technique particulière déterministe, associée à une caractérisation des évanouissements dans le canal radiomobile. Cette caractérisation prend en compte l'effet Doppler du canal et consiste en une base d'approximation minimale qui suffit à représenter le signal reçu. Les paramètres inconnus associés à cette représentation doivent être estimés conjointement à la séquence de symboles contenant le message. Le filtrage particulière déterministe à maximum de vraisemblance est une solution appropriée pour ce problème d'estimation/détection conjointe. Les résultats de simulation montrent que le récepteur proposé est supérieur au PSP («Per-Survivor Processing») et que la probabilité d'erreur par symbole tend vers l'optimum théorique, lorsque le nombre de particules augmente.

Canal multi-trajets évanescents, signaux FDMA, technique particulière, estimation/détection conjointe à maximum de vraisemblance.

Abstract and key words

We use for FDMA signals reception a deterministic particle technique associated to a characterization of fading in wireless channels. This characterization takes into account the Doppler effect of the channel and consists of a minimal approximation basis that is sufficient to represent the received signal. The unknown parameters associated to this representation have to be estimated jointly to the symbol sequence containing the message. Maximum likelihood deterministic particle filtering is an appropriate solution to this joint estimation/detection problem. Simulation results show that the proposed receiver is superior to PSP ("Per-Survivor Processing") and the symbol error probability tends to the theoretical optimum when the number of particles increases.

Multipath fading channels, FDMA systems, particle technique, maximum likelihood joint estimation/detection.

1. Introduction

Cet article concerne la réception de signaux en communications radiomobiles pour canaux multi-trajets évanescents. Nous nous intéressons, de manière spécifique, aux systèmes de communications à séparation en fréquence (FDMA), où chaque utilisateur se voit attribuer une fréquence pour émettre.

Il est question ici, s'agissant de canaux non-stationnaires, d'estimation/détection conjointe symboles/paramètres. Le critère sera celui à maximum de vraisemblance car la détection d'une séquence à maximum de vraisemblance est optimale au sens où elle minimise la probabilité d'erreur pour des séquences équiprobables. L'optimum absolu est impraticable de par sa complexité combinatoire. Toute solution pratique est nécessairement sous optimale au sens où elle vise le même objectif (minimiser la probabilité d'erreur) pour une complexité calculatoire donnée.

Notons au passage que l'intégration de protocoles de transmission et de codage élaborés dans les systèmes de communications afin d'atteindre les performances requises à l'aide de récepteurs usuels non conjoints a pour conséquence de réduire les capacités de ces systèmes.

Dans la littérature, il existe plusieurs techniques d'estimation/détection conjointe, comme par exemple [1], [2], [3] utilisant la technique d'estimation par échantillonnage d'importance, ou [4], [5], [6] dans la lignée déterministe, dont la plus connue est le PSP/MSP («Per Survivor Processing») [4]. Nous montrons que, pour une capacité de calcul donnée, ses performances sont très éloignées des performances atteignables par la technique particulière déterministe ci-après.

Dans cet article, une première partie est consacrée à la modélisation du canal évanescents, sur laquelle sera basé le traitement du signal reçu.

Dans la seconde partie, nous nous intéressons au problème d'estimation/détection conjointe des composantes à valeurs continues, et du bruit-source à valeurs discrètes de cardinalité finie. Nous développons alors l'algorithme d'estimation particulière visant à atteindre les meilleures performances possibles en terme de détection pour une complexité donnée (nombre de particules), après un bref rappel sur la technique de filtrage particulière déterministe à maximum de vraisemblance. Ses performances, très proches des performances idéales pour une complexité de calcul relativement faible, sont comparées à celles du PSP.

2. Modélisation

Dans la lignée de [7], explicitons les différentes transformations du signal à transmettre modulé en bande de base :

$$e(t) = \sum_l u_l p(t - lT_s) \quad (1)$$

où $\{u_l\}$ est la séquence de symboles appartenant à un alphabet de dimension finie et contenant le message à transmettre, $p(t)$ est la réponse impulsionnelle du filtre de transmission, et T_s est la durée symbole.

Après transmission à travers le canal, le signal équivalent reçu en bande de base est exprimé par la forme intégrale :

$$r(t) = \int_0^{T_m} h(\tau, t) e(t - \tau) d\tau + n(t) \quad (2)$$

$h(\tau, t)$ étant la réponse impulsionnelle, variable avec le temps, du canal, T_m est l'étalement temporel des multi-trajets et $n(t)$ est un bruit blanc additif gaussien complexe, de fonction d'autocorrélation $R_n(\tau) = N_0 \delta(\tau)$.

Soit $y(t)$ le signal continu après filtrage linéaire d'entrée (filtre adapté, passe-bas, etc) :

$$\begin{aligned} y(t) &= \int r(t - \xi) g(\xi) d\xi \\ &= \int \int_0^{T_m} h(\tau, t - \xi) e(t - \xi - \tau) g(\xi) d\tau d\xi \\ &\quad + \int n(t - \xi) g(\xi) d\xi \\ &= \sum_l u_l \int \int_0^{T_m} h(\tau, t - \xi) p(t - \tau - lT_s - \xi) \\ &\quad g(\xi) d\tau d\xi + \tilde{n}(t) \\ &= \sum_l u_l \tilde{h}(t, t - lT_s) + \tilde{n}(t) \end{aligned} \quad (3)$$

où,

$$\tilde{h}(t_1, t_2) = \int \int_0^{T_m} h(\tau, t_1 - \xi) p(t_2 - \tau - \xi) g(\xi) d\tau d\xi \quad (4)$$

$g(\xi)$ est la réponse impulsionnelle du filtre d'entrée et $\tilde{n}(t)$ est le bruit après filtrage.

Le signal reçu est échantillonné à la cadence $T_e = \frac{1}{f_e}$ adaptée au filtrage d'entrée. Les échantillons $\{y_k = y(kT_e)\}$ ont pour bruit additif $\{\tilde{n}_k = \tilde{n}(kT_e)\}$, séquence aléatoire gaussienne complexe blanche de variance $\tilde{N}_0 = f_e N_0$, suivant les hypothèses habituelles de l'optimisation correcte du filtre d'entrée et de l'échantillonnage. Prenons $T_s = \lambda T_e$ où λ est un entier. Notons la nouvelle séquence d'information par :

$$b_l = \begin{cases} u_{l/\lambda} & \text{si } l/\lambda \text{ est un entier} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le signal suréchantillonné s'écrit :

$$\begin{aligned} y_k &= y(kT_e) = \sum_l u_l \tilde{h}(kT_e, kT_e - lT_s) + \tilde{n}_k \\ &= \sum_l b_l \tilde{h}(kT_e, (k-l)T_e) + \tilde{n}_k \\ &= \sum_l b_{k-l} \tilde{h}_{k,l} + \tilde{n}_k \end{aligned} \quad (5)$$

où $\tilde{h}_{k,l} = \tilde{h}(kT_e, lT_e)$.

Les impulsions $p(\cdot)$ et $g(\cdot)$ étant en pratique considérées de durées respectives finies T_p et T_g , la durée totale de $\tilde{h}(t_1, t_2)$ en t_2 est $T_p + T_g + T_m$, et le nombre de symboles corrélés u_k est $L + 1 = \lceil \frac{T_m + T_p + T_g}{T_s} \rceil$. (5) devient :

$$y_k = \sum_{l=0}^{\lambda L + \lambda - 1} \tilde{h}_{k,l} b_{k-l} + \tilde{n}_k \quad (6)$$

2.1. Motivation des bases de représentation

La réponse déterministe $\tilde{h}_{k,l}$ du canal évanescents est non-stationnaire, c'est-à-dire non réductible à la forme h_{k-l}^* . Un tel noyau peut néanmoins toujours se développer sous forme séparable en série de Karhunen-Loeve :

$$\tilde{h}_{k,l} = \sum_{m=0}^{L_{slot}} \lambda_m \phi_m(k) \phi_m(l), 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (7)$$

où $(0, L_{slot})$ est l'intervalle de temps discret, λ_m et $\phi_m(\cdot)$ sont les valeurs propres et fonctions propres associées au noyau $\tilde{h}_{k,l}$ en tant qu'opérateur, et l'on sait que son approximation en norme sup revient à retenir les M valeurs propres dominantes, sous la forme :

$$\tilde{h}_{k,l} \simeq \sum_{m=0}^{L_{slot}} \phi_m(k) c_{m,l}, 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (8)$$

avec $c_{m,l} = \lambda_m \phi_m(l)$. D'où l'idée plus générale de reporter les variations du canal radiomobile dans une approximation linéaire par projection sur M fonctions de base ($M \ll L_{slot}$), judicieusement sélectionnées *a priori*, sans qu'il soit nécessaire pour autant qu'elles soient la base de Karhunen-Loeve (fonctions propres du noyau cherché) :

$$\tilde{h}_{k,l} \simeq \sum_{m=1}^M \psi_m(k) \alpha_{m,l}, 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (9)$$

le degré de liberté ainsi acquis étant reporté sur les coefficients bi-indices $\alpha_{m,l}$.

2.2. Choix de la base de représentation

D'un point de vue pratique, la base sélectionnée doit avoir deux avantages : (a) caractériser le canal, (b) avec une séparabilité d'ordre M réduit, c'est-à-dire avec peu de fonctions. La classe de fonctions de base doit être choisie de façon telle que le point (b) soit bien respecté, pour un bon compromis coût/performance. Généralement, les fonctions $\psi_m(\cdot)$ sont sélectionnées dans une base orthonormale: la base de Fourier est proposée dans [8], [9], [10], [11], et les bases d'ondelettes pour une approximation par multirésolution dans [12], [13]. La décomposition dans la série de Fourier définit une extension péri-

dique de $\tilde{h}_{k,l}$ pour $k \in \mathbb{Z}$. Le nombre important de coefficients de Fourier nécessaires provient de la singularité créée à $k = 0$ et $k = L_{slot}$ par la périodisation. Comme il est bien connu, on peut néanmoins obtenir une approximation harmonique réduite pour la restriction d'une fonction régulière, à un support $(0, L_{slot})$, en l'immergeant dans la périodisation d'un support plus large. Soit $\bar{h}_{k,l}$ la fonction du temps discret k , périodique de période $(0, s \times L_{slot})$, $s > 1$, telle que $\tilde{h}_{k,l} = \bar{h}_{k,l}$ pour $k \in (0, L_{slot})$. Si $\bar{h}_{k,l}$ est suffisamment régulière, alors elle admet une approximation réduite par projection sur les $M \ll L_{slot}$ composantes de plus basses fréquences de la série de Fourier :

$$\{e^{j \frac{2\pi mk}{s \times (L_{slot} + 1)}}\}_{m \in \mathbb{Z}}, \quad (10)$$

c'est-à-dire :

$$\sum_{|m| \leq M/2} \alpha_{m,l} e^{j \frac{2\pi mk}{s \times (L_{slot} + 1)}} \quad (11)$$

Le nombre M de composantes nécessaires pour obtenir une approximation réduite dépend du support fréquentiel de $\bar{h}_{k,l}$. Il est montré dans [14] et plus loin que pour $M = 3$ et $s = 10$, les variations du canal évanescents non-stationnaire en fonction du temps sont représentées avec suffisamment de précision (pour un étalement Doppler allant jusqu'à 500 Hz) pour que les performances ne puissent être améliorées au-delà.

2.3. Modèle global

Le signal $y(t)$ échantillonné à la cadence T_e s'écrit :

$$y_k = \sum_{m=1}^M \psi_m(k) \sum_{l=0}^{\lambda L + \lambda - 1} \alpha_{m,l} b_{k-l} + \tilde{n}_k, 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (12)$$

On considère, sans perte de généralité, le signal reçu échantillonné à la cadence T_s . Les variations du canal sont reportées dans une représentation fixe par les vecteurs $\{(\psi_m(0), \dots, \psi_m(L_{slot}))^T\}_{m=1}^M$. On désigne par fonctions de représentation, les fonctions $\rho_{m,l}$, définies à l'aide des vecteurs sélectionnés et des symboles du message, par :

$$\rho_{m,l}(k) = \psi_m(k) u_{k-l} \quad (13)$$

Notant $\alpha = (\alpha_{1,0}, \dots, \alpha_{1,L}, \dots, \alpha_{M,0}, \dots, \alpha_{M,L})^T$ le vecteur des paramètres, et $x_k = (\rho_{1,0}(k), \dots, \rho_{1,L}(k), \dots, \rho_{M,0}(k), \dots, \rho_{M,L}(k))^T$ le vecteur des fonctions de représentation à l'instant k , l'équation du signal reçu :

$$y_k = \sum_{m=1}^M \sum_{l=0}^L \alpha_{m,l} \psi_m(k) u_{k-l} + \tilde{n}_k, 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (14)$$

peut être mise sous la forme du système :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f_{k+1}(x_k, u_{k+1}) \\ y_k = \alpha^T x_k + \tilde{n}_k \end{cases} \quad 0 \leq k \leq L_{slot} \quad (15)$$

Les symboles du message sont ici d'un alphabet Q aire, de façon équiprobable.

3. Estimation/détection conjointe à maximum de vraisemblance

3.1. Principe

Au vu du système (15), il apparaît clairement que l'identification du canal (équivalente à l'estimation du vecteur α) et la détection du message ne peuvent être considérés comme distinctes, ni sur des horizons de temps distincts. Contrairement aux structures de récepteurs conventionnelles où les paramètres statiques représentant le canal, identifiés à l'aide d'une séquence d'apprentissage sont considérés sans erreur, l'estimation/détection conjointe apparaît nécessaire pour une réception optimale quelque soit le critère. Le critère sera ici celui à maximum de vraisemblance.

On définit les séquences: $U_k = \{u_\tau\}_{\tau=0}^k$, $Y_k = \{y_\tau\}_{\tau=0}^k$ et $X_k = \{x_\tau\}_{\tau=0}^k$. Soit $\{U_k(m)\}_{m=1}^{N_s(k)}$ l'ensemble des séquences possibles où $N_s(k) = Q^{k+1}$. L'estimateur conjoint à maximum de vraisemblance :

$$\widehat{U}_k = \arg \max_{\substack{U_k(m) \\ m=1, \dots, N_s(k)}} \sum_{\tau=1}^k L(y_\tau | Y_{\tau-1}, X_k(m)) \quad (16)$$

s'écrit [15]:

$$\left\{ \begin{aligned} \widehat{U}_k = \arg \max_{\substack{U_k(m) \\ m=1, \dots, N_s(k)}} & \sum_{\tau=1}^k [-\log(\tilde{P}_\tau(m))] \\ & - \frac{1}{\tilde{P}_\tau(m)} (y_\tau - (\widehat{\alpha}_{\tau-1}(m))^T x_\tau(m))^H \\ & (y_\tau - (\widehat{\alpha}_{\tau-1}(m))^T x_\tau(m)) \end{aligned} \right. \quad (17)$$

sous la contrainte (18) (équations du filtre de Kalman paramétré par la séquence m)

$$\left\{ \begin{aligned} K_\tau(m) &= P_{\tau-1}(m) x_\tau(m) ((x_\tau(m))^H P_{\tau-1}(m) x_\tau(m) + \tilde{N}_0)^{-1} \\ P_\tau(m) &= P_{\tau-1}(m) - K_\tau(m) (x_\tau(m))^H P_{\tau-1}(m) \\ \widehat{\alpha}_\tau(m) &= \widehat{\alpha}_{\tau-1}(m) + K_\tau(m) (y_\tau - (\widehat{\alpha}_{\tau-1}(m))^T x_\tau(m)) \end{aligned} \right. \quad (18)$$

avec $\tilde{P}_\tau(m) = x_\tau(m)^H P_{\tau-1}(m) x_\tau(m) + \tilde{N}_0$.

L'algorithme optimal (17), qui est la recherche exhaustive, est inenvisageable car sa complexité croît exponentiellement avec le temps en $O(Q^{L_{slot}})$ [16]. L'expression du maximum de vraisemblance dans (17) utilise en effet chaque séquence message candidate entière pour l'estimation paramétrique associée du canal. Tout algorithme de complexité bornée est donc nécessairement sous-optimal.

3.2. Antécédents

L'utilisation du critère à maximum de vraisemblance pour l'estimation/détection conjointe a été investiguée et traitée dans des articles par Seshadri [16], Raheli *et al.* [4], Ghosh et Weber [5] et Zervas *et al.* [6]. Les algorithmes référencés reposent sur l'utilisation de l'algorithme de Viterbi.

Les deux derniers opèrent d'une manière itérative : le récepteur proposé dans [5] traite successivement la détection de la séquence message par l'algorithme de Viterbi, et l'estimation des paramètres du canal par les moindres carrés (en utilisant le message décodé). Le «quantized-channel algorithm» dans [6] opère sur une grille dans l'espace du canal. Il utilise plusieurs algorithmes de Viterbi parallèles correspondants aux canaux candidats. Le canal qui produit la plus faible énergie cumulée des erreurs, est alors utilisé pour confiner les nouveaux canaux candidats dans le voisinage du canal inconnu à estimer.

Le principe du PSP («Per Survivor Processing») [4] est que l'estimation des paramètres inconnus aidée du message peut être incorporée dans la structure de l'algorithme de Viterbi même. Basé sur le même principe, l'algorithme de Seshadri est un type d'algorithme de Viterbi généralisé, qui retient les $K \geq 1$ meilleures estimées de la séquence message à chaque état du treillis et les canaux estimés correspondants. Lorsque $K > 1$, cet algorithme est aussi désigné par MSP («Multiple Survivor Processing»).

Ces algorithmes ont été proposés pour la réception aveugle, c'est-à-dire sans séquence d'apprentissage, à maximum de vraisemblance. Les performances du PSP pour un canal à évanouissement de Rayleigh ont été évaluées dans plusieurs publications, par exemple [4], [17], [18], et l'application du PSP au modèle incluant la représentation du canal par une base d'ondelettes périodiques figure dans [12].

4. Technique particulière déterministe à maximum de vraisemblance

4.1. Rappel sur l'estimation particulière

La technique d'estimation particulière dont il est question ici est déterministe et concerne l'optimisation au sens du maximum de

vraisemblance trajectorielle. Elle consiste à construire la vraisemblance trajectorielle optimale du bruit-source à partir de l'équation de Bellman dans le sens direct, au lieu de la probabilité conditionnelle marginale de l'état courant à partir de son générateur pour le filtrage à minimum de variance.

Concernant le filtrage à minimum de variance, on trouve en 1969/70 dans [19] et [20] les premières idées de techniques à la Monte-Carlo, reprises par [21]. Toutefois, l'absence de redistribution conduisait à la divergence temporelle des poids des particules.

Cette approche fut complétée en 1989 [22], [23] par une voie indépendante (temps continu), interprétant le générateur des équations du filtrage non-linéaire comme celui d'un processus aléatoire de branchement d'une population particulière, de taux localement dépendant des observations. Ce type d'interprétation est sans divergence lorsque la population particulière est maintenue constante, et fut repris et développé en temps discret dans [24] et [25]. Il fut la source d'un premier brevet sur les particules aléatoires de Dirac et Dirac-Gauss [26].

Bien que ces sources soient peu accessibles, elles sont connues de la communauté française du particulière. À l'étranger d'autres chercheurs ont développé indépendamment des idées similaires, sous d'autres appellations telles que le «bootstrap filter» de [27], le «Monte Carlo filter» [28], [29] (pour cet état des choses, voir [30]).

Il s'avéra rapidement que l'aspect «Monte-Carlo» auquel était associé la technique était non-seulement secondaire, mais nuisible : l'introduction d'un aléa externe dégrade séquentiellement la convergence (en $1/\sqrt{N}$ au lieu de $1/N$).

Ainsi, si la redistribution aléatoire multinomiale dans le contexte à minimum variance est celle utilisée dans les premières applications [31], [32], [27], la redistribution déterministe utilisant les parties entières de l'affectation multinomiale est présente dès [33]. Celle, plus proche de l'optimum, utilisant les parties demi-entières est présente dès [34]. L'optimum multinomial exact, à maximum de vraisemblance, est dérivé plus tard dans [35]. Ces travaux demeurent motivés par l'estimation d'état à minimum de variance, (à l'exception de [36] concernant le maximum de vraisemblance mais toujours sous exploration/sélection aléatoires).

Or la redistribution particulière à maximum de vraisemblance s'avère incohérente avec le minimum de variance. Celle-ci s'avéra naturelle pour la formulation globale du filtrage à maximum de vraisemblance et fut brevetée dans [37]. Avec ou sans extension aux particules gaussiennes généralisées [37], elle confirma sa nette supériorité [38] en communications. L'absence de tout tirage aléatoire réduit en effet le nombre de particules nécessaires par rapport à la technique Monte-Carlo [39]. Cela conduit à une procédure simple d'exploration/sélection qui s'avère très efficace, dans le cas d'information source à valeurs discrètes, un fait commenté plus tard dans [40]. L'étude approfondie est détaillée dans [14].

Dans le cas général comportant des bruits sources à valeurs continues, cette même caractéristique s'obtient au moyen de

particules de Gauss généralisées, selon une procédure également déterministe [41] d'exploration de l'espace de probabilité.

4.2. Résolution particulière déterministe

Préserver la structure de l'algorithme de Viterbi en estimation/détection conjointe est une contrainte sans fondement, puisque son optimalité discrète est rompue par la présence de paramètres continus à estimer conjointement. Avec le principe particulière à maximum de vraisemblance, il est possible de résoudre le problème globalement reformulé sous contrainte de complexité bornée (nombre fini de particules).

On explore l'espace des séquences de symboles avec N séquences $\{U_k^i\}_{i=1}^N$ appelées particules, où chacune transporte le filtre optimal associé calculant $\{\hat{\alpha}_\tau^i\}_{\tau=0}^k$. La vraisemblance L_k^i de chaque séquence particulière U_k^i est, à une constante près :

$$L_k^i = \sum_{\tau=1}^k \left[-\log(\tilde{P}_\tau^i) - \frac{1}{\tilde{P}_\tau^i} (y_\tau - (\hat{\alpha}_{\tau-1}^i)^T x_\tau^i)^H (y_\tau - (\hat{\alpha}_{\tau-1}^i)^T x_\tau^i) + L(u_\tau^i) \right] \quad (19)$$

Cette vraisemblance est utilisée pour limiter l'exploration combinatoire aux N particules courantes les plus vraisemblables. L'estimateur à maximum de vraisemblance coïncide avec la séquence particulière $U_k^{i_{max}}$ où $i_{max} = \arg \max_i L_k^i$. Plus le nombre de particules est élevé, mieux on approche l'optimum théorique (inaccessible de manière réalisable).

À chaque instant k , l'algorithme particulière à maximum de vraisemblance détient N séquences $\{U_k^i\}_{i=1}^N$. À l'instant $k+1$, puisque u_{k+1} appartient à un alphabet $\{a_1, \dots, a_Q\}$ de cardinalité Q , on calcule pour chaque particule i les Q vraisemblances $\{L_{k+1}^{i,j}\}_{j=1}^Q$, correspondant aux hypothèses $u_{k+1}^i = a_j$. Parmi les QN séquences ainsi possibles jusqu'à l'instant $k+1$, on sélectionne les N séquences ayant les vraisemblances les plus élevées. Contrairement à l'algorithme de Viterbi généralisé [16], ou MSP, qui sélectionne un nombre donné de meilleures séquences pour chaque état terminal discret du treillis, on peut éliminer ici toutes les séquences pour un état terminal discret donné, si leur vraisemblances ne sont pas favorables.

Algorithme de réception particulière

1. Initialisation exhaustive :

Prenons $N = Q^{L_I}$, de telle façon que l'initialisation des particules couvre toutes les séquences possibles sur L_I .

Après initialisation, l'algorithme récursif de recherche démarre à l'instant $k = L_I$ et comporte trois phases :

2. Calcul des vraisemblances :

À l'instant k , on dispose, pour chaque particule i dans $\{1, \dots, N\}$, de l'estimée $\hat{\alpha}_k^i$, de sa variance associée P_k^i , et de la

séquence U_k^i de vraisemblance L_k^i . Comme u_{k+1}^i appartient à un alphabet $\{a_1, \dots, a_Q\}$ de cardinalité Q , on calcule les QN vraisemblances des séquences $\{\{U_k^i, u_{k+1}^i = a_j\}_{j=1}^Q\}_{i=1}^N$ par l'équation réursive :

$$L_{k+1}^{i,j} = L_k^i + L(y_{k+1} | x_k^i, u_{k+1}^i = a_j) = L_k^i - \log(\tilde{P}_{k+1}^{i,j}) - \frac{1}{\tilde{P}_{k+1}^{i,j}} (y_{k+1} - (\hat{\alpha}_k^i)^T f_{k+1}(x_k^i, a_j))^H (y_{k+1} - (\hat{\alpha}_k^i)^T f_{k+1}(x_k^i, a_j)) \quad (20)$$

$$\text{où } \tilde{P}_{k+1}^{i,j} = f_{k+1}(x_k^i, a_j)^H P_k^i f_{k+1}(x_k^i, a_j) + \tilde{N}_0.$$

3. Redistribution :

Le processus de redistribution consiste à retenir les N séquences particulières, parmi les QN possibilités, possédant les vraisemblances les plus élevées. Elles constituent l'échantillonnage à maximum de vraisemblance de l'espace des probabilités conditionnelles, conformément au passé. Les séquences restantes sont de ce fait éliminées à ce stade.

4. Estimation des paramètres :

Pour chaque séquence retenue U_{k+1}^i , la nouvelle estimation réursive du vecteur des paramètres à l'instant $k+1$ est donnée par les équations du filtre de Kalman conditionnel à chaque particule :

$$\begin{cases} K_{k+1}^i = P_k^i x_{k+1}^i ((x_{k+1}^i)^H P_k^i x_{k+1}^i + \tilde{N}_0)^{-1} \\ P_{k+1}^i = P_k^i - K_{k+1}^i (x_{k+1}^i)^H P_k^i \\ \hat{\alpha}_{k+1}^i = \hat{\alpha}_k^i + K_{k+1}^i (y_{k+1} - (\hat{\alpha}_k^i)^T x_{k+1}^i) \end{cases} \quad (21)$$

$$k \leftarrow k + 1$$

si $k < L_{slot}$ retour en 2.

5. Sélection de la séquence à maximum de vraisemblance :

Finalement, à l'instant $k = L_{slot}$, la séquence à maximum de vraisemblance est $U_{L_{slot}}^{i_{max}}$ où $i_{max} = \arg \max_i L_{L_{slot}}^i$.

Remarque

Certaines idées à la base du récepteur particulière peuvent être interprétées comme étant similaires à celles présentes dans certains algorithmes de détection d'une séquence à maximum de vraisemblance [42], [43], visant à réduire la complexité de l'algorithme de Viterbi (optimal dans ce cas) lorsque le nombre d'états résultant dans le diagramme en treillis est trop grand. Bien que ces algorithmes ne s'adressent pas au problème d'estimation/détection conjointe, nous les rappelons et mettons en évidence les limites de leurs similitudes avec le récepteur particulière.

La sélection d'un nombre réduit de trajectoires parmi les trajectoires candidates à chaque étape d'un algorithme de détection d'une séquence codée figure dans le «M algorithm» [42] où seulement un nombre fixe M d'états sont sélectionnés pour évoluer vers d'autres états à l'étape suivante. Cette idée a été appli-

quée dans l'algorithme ASA («Adaptive State Allocation») [43] en rendant M variable d'une étape à l'autre. L'algorithme ASA associe deux moyens de réduire le nombre d'états à chaque étape et réduire ainsi la complexité calculatoire associée à la structure en treillis de l'algorithme de Viterbi. Le premier moyen est la «fusion» des états qui consiste à combiner plusieurs états en un seul, le processus inverse étant désigné par «diffusion». Le second moyen est le «M algorithm» où M_i états sont retenus parmi un nombre plus important N_i à l'étape i . Plus précisément, les états éliminés sont ceux dont la vraisemblance associée est inférieure à une vraisemblance seuil V_{min} . À chaque étape i , il demeure une seule séquence survivante pour chaque état final, par le principe d'optimalité de Bellman. La stratégie de sélection du «M algorithm» ne s'opère donc pas globalement sur les QM_{i-1} séquences candidates mais sur les N_i états candidats.

Il apparait ainsi clairement que le récepteur particulière n'est pas l'incorporation de l'estimation de l'état continu du système dans la structure d'un récepteur discret déjà existant. Au vu des résultats présentés dans la dernière partie de cet article, cette solution particulière supplante en performance les autres algorithmes, pour une complexité calculatoire donnée.

5. Performances du récepteur particulière déterministe

Afin d'évaluer les performances du récepteur, nous relevons la probabilité d'erreur par bit (symbole binaire) d'information (PEB) en fonction du rapport signal sur bruit (S/B). Étant donné la complexité du récepteur, cette performance ne s'évalue pas analytiquement. La PEB est estimée statistiquement par un grand nombre de réalisations de la séquence du signal reçu distribuées selon la densité conjointe du canal et du message.

5.1. Comparaison avec le PSP/MSP

Nous considérons une modulation binaire. Le canal est simulé statistiquement par des réalisations indépendantes selon les caractéristiques spectrales classiques [44]. La comparaison avec le PSP est réalisée aussi bien en aveugle, qu'avec séquence d'apprentissage. Les figures 1 et 2 présentent le format du slot dans les deux cas. La longueur du slot est fixée à 148 bits et la durée d'un bit à $T_s = 4,7 \mu s$. L'étalement temporel des multi-trajets ainsi que les filtres d'émission et d'entrée sont supposés de durées essentiellement finies telles que $L = 3$. Les 2×3 bits, placés en début et en fin de slot, sont appelés bits de contrôle, et servent, réciproquement, à initialiser et terminer la réception d'un slot pour une mémoire de canal $L = 3$. Les

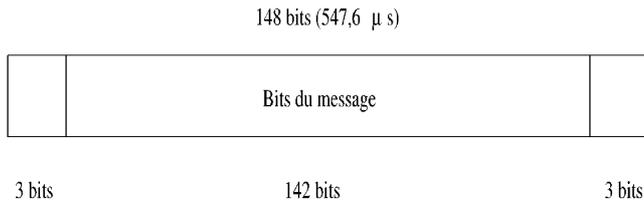


Figure 1. Format du slot en aveugle.

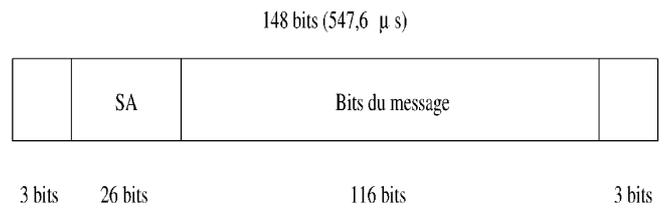


Figure 2. Format du slot avec séquence d'apprentissage.

courbes de performances représentent la PEB en fonction du rapport S/B.

On considère tout d'abord le cas où le canal est invariant avec le temps, c'est-à-dire l'étalement Doppler $B_d = 0$, puis le cas où le canal est évanescents. Pour ce dernier l'étalement Doppler considéré est $B_d = 500$ Hz (ce qui correspond à une vitesse de déplacement de 300 Km/h pour une fréquence porteuse de 1800MHz).

Nous utilisons ici pour estimer le canal évanescents, l'approximation linéaire dans la série harmonique $\{e^{j \frac{2\pi mk}{s \times (L_{slot} + 1)}}\}_{|m| \leq M/2}$ où $s = 10$ et $M = 3$. Le long de chaque séquence particulière ainsi que chaque séquence du treillis, on estime ainsi $M \times (L + 1) = 12$ paramètres.

Le nombre d'états du treillis pour le PSP est 2^L . Pour $L = 3$, le récepteur particulière à 8 particules a la même complexité calculatoire. De même, on détermine que le MSP (ou algorithme de Seshadri) avec $S = 2$ possède la même complexité que le récepteur particulière à 16 particules. Les performances des deux récepteurs seront donc comparées à complexités égales.

5.1.1. Comparaison en aveugle

Il est évident à partir des figures 3 et 4 que le récepteur basé sur le filtrage particulière à maximum de vraisemblance est plus proche de l'optimalité que le PSP. Le PSP perd 3 dB de performances par rapport au récepteur particulière pour une probabi-

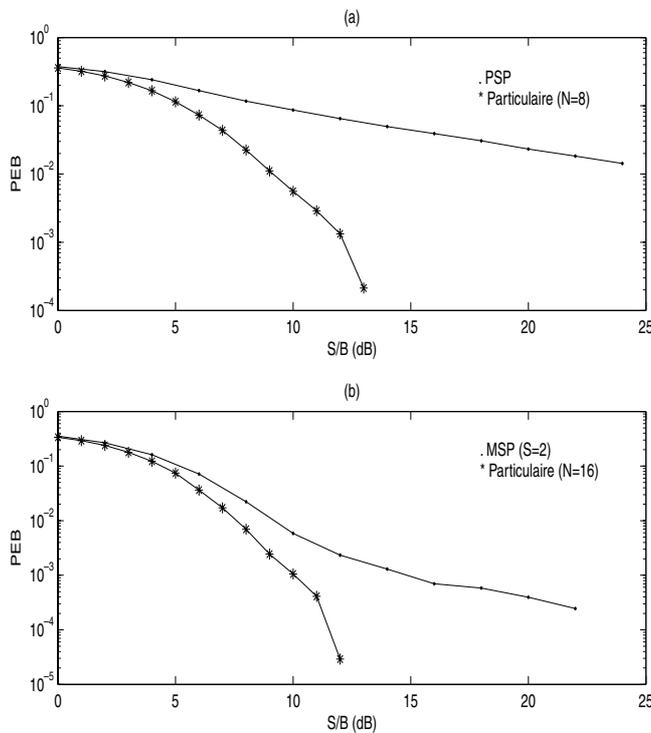


Figure 3. Comparaison des performances en aveugle dans le cas où le canal est invariant avec le temps
 (a) Comparaison entre le PSP et le récepteur particulière avec $N = 8$
 (b) Comparaison entre le MSP ou Algorithme de Seshadri avec $S = 2$ et le récepteur particulière avec $N = 16$.

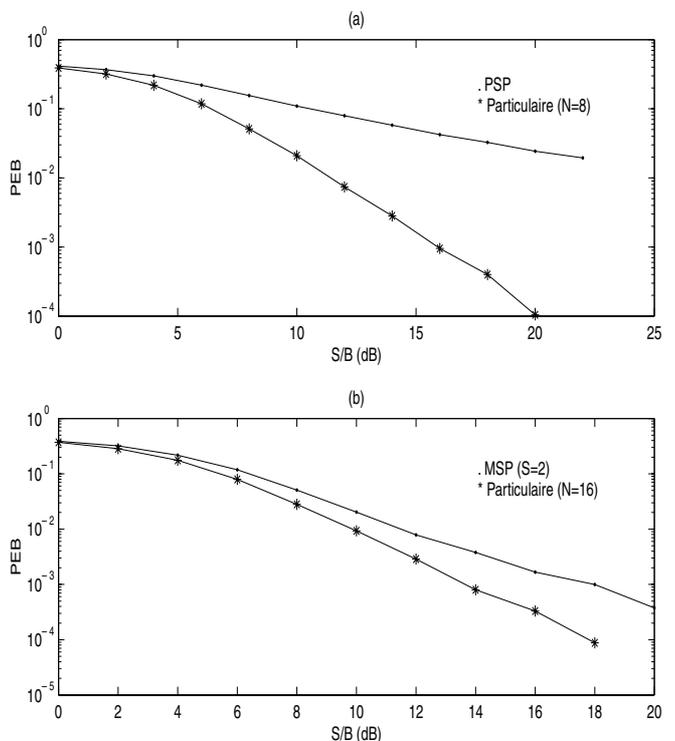


Figure 4. Comparaison des performances en aveugle pour un canal évanescents
 (a) Comparaison entre le PSP et le récepteur particulière avec $N = 8$
 (b) Comparaison entre le MSP ou Algorithme de Seshadri avec $S = 2$ et le récepteur particulière avec $N = 16$.

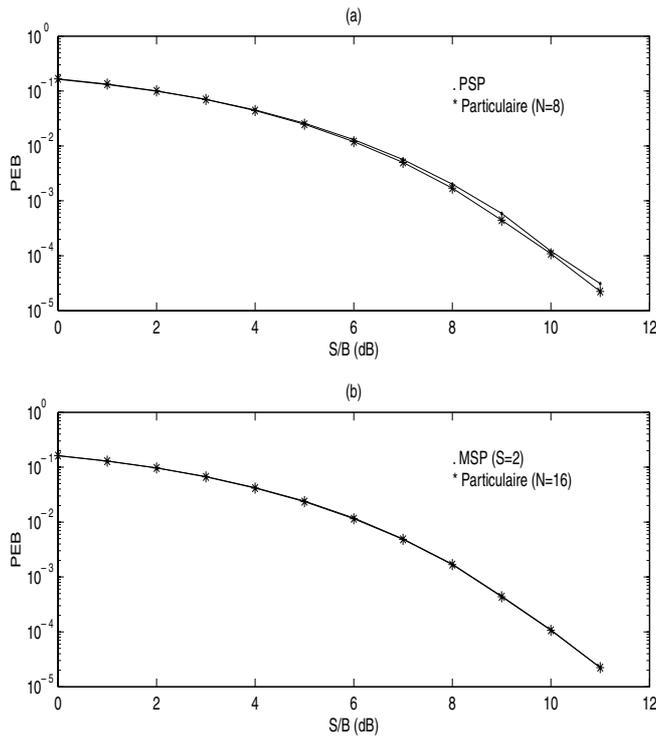


Figure 5. Comparaison des performances avec séquence d'apprentissage dans le cas où le canal est invariant avec le temps
 (a) Comparaison entre le PSP et le récepteur particulaire avec $N = 8$
 (b) Comparaison entre le MSP ou Algorithme de Seshadri avec $S = 2$ et le récepteur particulaire avec $N = 16$.

lité d'erreur par bit (PEB) de l'ordre de 1.15×10^{-1} lorsque le canal ne varie pas avec le temps figure 3 (a), et 12 dB à PEB $\approx 2.3 \times 10^{-2}$.

Lorsque le canal est évanescents, il y a davantage de paramètres à estimer conjointement à la détection, et par conséquent les performances des deux récepteurs (figure 4) diminuent par rapport aux performances à canal constant. Cependant, les pertes de performances du PSP/MSP sont plus importantes. Dans ce cas, le PSP perd 4 dB à PEB $\approx 1.15 \times 10^{-1}$ et 12 dB à PEB $\approx 2 \times 10^{-2}$ figure 4 (a).

Lorsqu'on augmente la complexité (les ressources calculatoires) des deux récepteurs, la perte de performances en dB du MSP par rapport au récepteur particulaire s'estompe asymptotiquement avec la ressource calculatoire tout en restant uniformément dominée. Par exemple, elle est de 1.5 dB de perte à PEB $\approx 1.7 \times 10^{-2}$ et de 4.5 dB à PEB $\approx 1.1 \times 10^{-3}$, lorsque le canal est constant, figure 3 (b).

L'augmentation de complexité tend à estomper la sous optimalité du processus de sélection du PSP/MSP. En effet, lorsque le nombre de particules et le nombre de séquences survivantes $S \times 2^L$ du MSP atteignent le nombre de séquences possibles, les deux récepteurs sont équivalents à la recherche exhaustive.

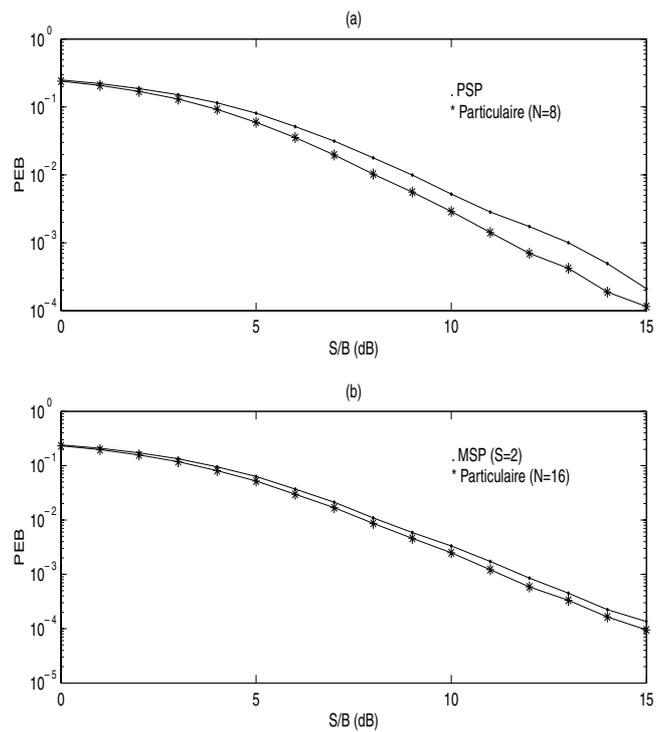


Figure 6. Comparaison des performances avec séquence d'apprentissage pour un canal évanescents
 (a) Comparaison entre le PSP et le récepteur particulaire avec $N = 8$
 (b) Comparaison entre le MSP ou Algorithme de Seshadri avec $S = 2$ et le récepteur particulaire avec $N = 16$.

5.1.2. Comparaison avec séquence d'apprentissage

Lorsque le canal est invariant avec le temps, figure 5, et identifié par séquence d'apprentissage, la supériorité du récepteur particulaire est évidemment marginale: elle est très faible à 8 particules sur le PSP de même complexité, et nulle sur le récepteur à 16 particules, qui enregistre les mêmes performances que le MSP équivalent. Ceci s'explique par la séquence d'apprentissage aidant à estimer le canal, qui rapproche le PSP de l'optimum, c'est-à-dire l'algorithme de Viterbi à paramètres du canal connus, lorsque celui-ci est invariant.

Lorsque le canal varie avec le temps, figure 6, la séquence d'apprentissage est moins efficace sur le PSP. Elle aide marginalement à améliorer ses performances ainsi que celles du récepteur particulaire. Dans ce cas les paramètres à estimer dépendent en effet de toute la séquence, et la sélection particulaire à maximum de vraisemblance s'avère à nouveau plus performante en accord avec les résultats représentés par les figures 3 et 4.

5.2. Performances en fonction du nombre de particules

Ici, nous représentons les performances du récepteur particulaire en fonction du nombre de particules avec séquence d'apprentissage.

prentissage et également en aveugle, pour deux cas de canaux évanescents: $B_d = 500$ Hz et $B_d = 100$ Hz. Les conditions de simulation sont encore les mêmes que dans 5.1.

Les performances en aveugle sont représentées figures 9 ($B_d = 500$ Hz) et 10 ($B_d = 100$ Hz). Les performances avec séquence d'apprentissage sont représentées figures 7 ($B_d = 500$ Hz) et 8 ($B_d = 100$ Hz). Elles ont été évaluées pour $N = 8, 16$ et 32 particules, le canal étant représenté par les $M = 3$ composantes de plus basses fréquences de la série harmonique $\{e^{j \frac{2\pi mk}{s \times (L_{slot} + 1)}}\}_{|m| \leq M/2}$, où $s = 10$.

Nous représentons également sur ces figures, à titre de comparaison avec des performances idéales, les courbes de PEB de l'algorithme de Viterbi utilisant la connaissance exacte du canal (Il s'agit bien entendu de bornes inférieures plus faibles que l'optimum à recherche exhaustive pour canal inconnu).

Bien évidemment, dans tous les cas, l'augmentation du nombre de particules améliore les performances du récepteur.

5.2.1. Performances avec séquence d'apprentissage

Dans le cas où l'estimation du canal est aidée initialement par une séquence d'apprentissage, la progression en performances lorsqu'on passe de $N = 8$ à 16 et à 32 particules est de très faible gain. De plus, les performances avec 16 et 32 particules sont quasiment identiques à partir d'un certain rapport S/B ($S/B = 11$ dB à $B_d = 500$ Hz et $S/B = 7$ dB à $B_d = 100$ Hz).

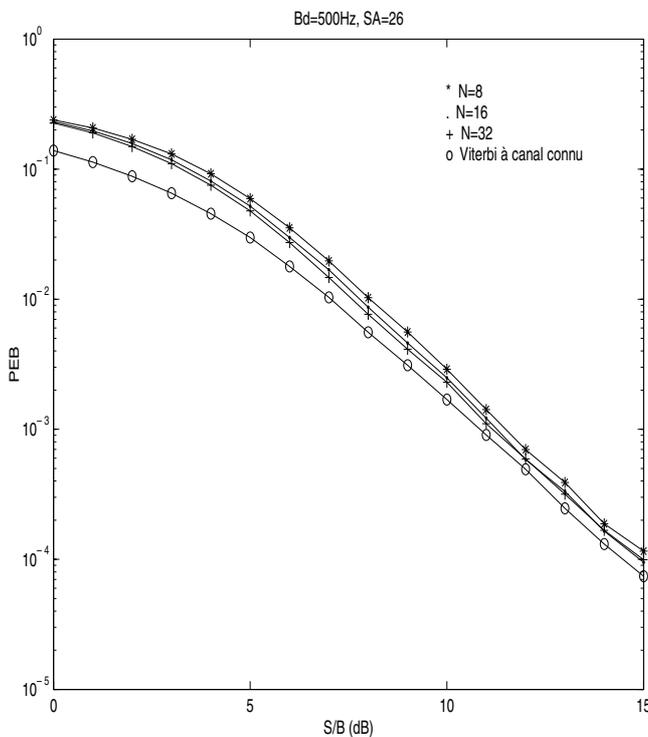


Figure 7. Performances du récepteur particulière ($N = 8, 16, 32$), avec séquence d'apprentissage, pour un canal évanescents ($B_d = 500$ Hz).

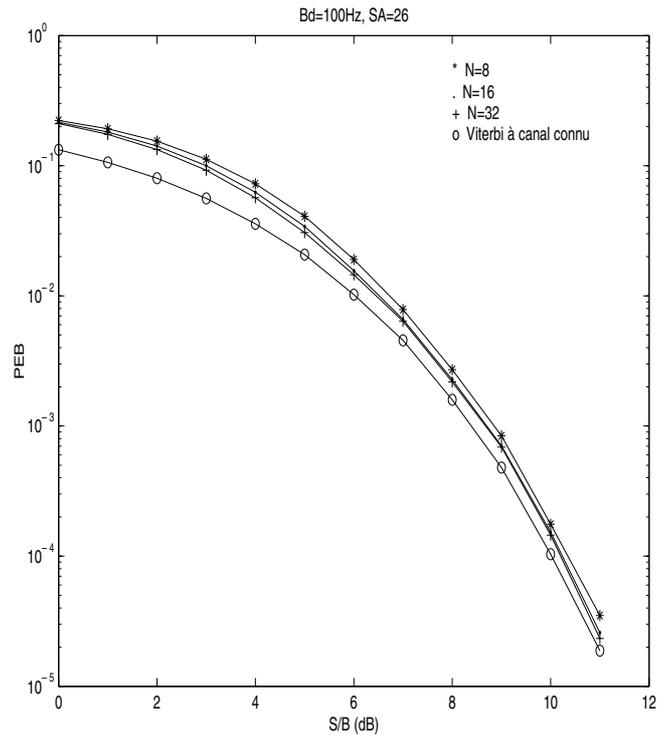


Figure 8. Performances du récepteur particulière ($N = 8, 16, 32$), avec séquence d'apprentissage, pour un canal évanescents ($B_d = 100$ Hz).

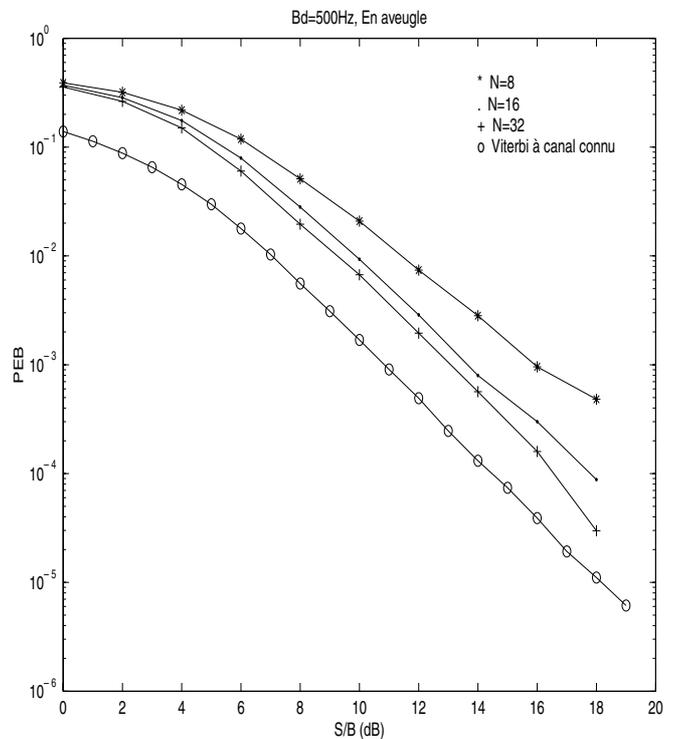


Figure 9. Performances du récepteur particulière ($N = 8, 16, 32$), en aveugle, pour un canal évanescents ($B_d = 500$ Hz).

Par rapport à l'algorithme de Viterbi à canal connu, la perte de performance du récepteur particulière pour $N = 32$ particules est :

- Pour $B_d = 500$ Hz,
 ≈ 3 dB à $PEB = 10^{-1}$,
 ≈ 0.5 dB à $PEB = 10^{-2}$,
 ≈ 0.25 dB à $PEB = 10^{-3}$ et 10^{-4} .

- Pour $B_d = 100$ Hz,
 ≈ 2 dB à $PEB = 10^{-1}$,
 ≈ 0.5 dB à $PEB = 10^{-2}$,
 ≈ 0.25 dB à $PEB = 10^{-3}$ et 10^{-4} .

Ceci signifie que les performances du récepteur particulière avec séquence d'apprentissage tendent très rapidement avec N vers les performances optimales.

5.2.2. Performances en aveugle

Lorsque le récepteur particulière est aveugle (exempt de séquence d'apprentissage), la convergence de ses performances avec N , vers les performances optimales, reste rapide (bien que naturellement plus lente qu'avec séquence d'apprentissage). Dans ce cas, le récepteur à $N = 32$ particules enregistre les pertes suivantes, par rapport à l'algorithme de Viterbi à canal connu :

- Pour $B_d = 500$ Hz,
 ≈ 2 dB à $PEB = 10^{-2}$ et 10^{-3} ,
 ≈ 1.6 dB à $PEB = 10^{-4}$.

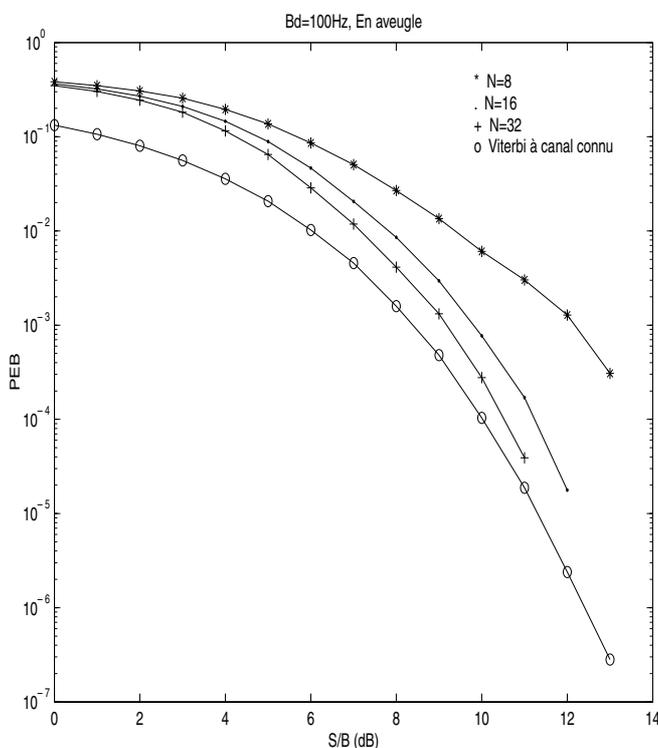


Figure 10. Performances du récepteur particulière ($N = 8, 16, 32$), en aveugle, pour un canal évanescents ($B_d = 100$ Hz).

- Pour $B_d = 100$ Hz,
 ≈ 1 dB à $PEB = 10^{-2}$,
 ≈ 0.7 dB à $PEB = 10^{-3}$,
 ≈ 0.5 dB à $PEB = 10^{-4}$.

6. Conclusion

Cet article montre l'efficacité de la technique particulière déterministe ([37], [38]) dans l'estimation conjointe symboles/paramètres, au sens du maximum de vraisemblance, pour les communications radiomobiles à multi-trajets évanescents. S'appuyant sur une base de représentation paramétrique suffisamment générale du canal, la procédure utilise une ressource de calcul finie (N particules) pour explorer la combinatoire croissante du message, au moyen de réaffectations conservatives, au sens du maximum de vraisemblance. La comparaison avec les algorithmes existants montre un net accroissement de performances, ainsi que la proximité asymptotique de l'optimum absolu.

Références

- [1] R. CHEN, J. LIU, X. WANG, « Adaptive joint detection and decoding in flat-fading channels via mixture kalman filtering », *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 46, no. 6, p. 2079-2094, Sept 2000.
- [2] X. WANG, R. CHEN, D. GUO, « Delayed-pilot sampling for mixture kalman filter with application in fading channels », *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, p. 241-254, Feb 2002.
- [3] Z. YANG, X. WANG, « A sequential monte carlo blind receiver for ofdm systems in frequency-selective fading channels », *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no. 2, p. 241-254, Feb 2002.
- [4] R. RAHELI, A. POLYDOROS, C. K. TZOU, « The principle of survivor processing: A general approach to approximate and adaptive MLSE », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 43, no. 2/3/4, p. 354-364, Feb/Mar/April 1995.
- [5] M. GHOSH, C. L. WEBER, « Maximum likelihood blind equalization », dans *Proc. 1991 SPIE Conf.*, San Diego, Calif, July 1991.
- [6] E. ZERVAS, J. G. PROAKIS, V. EYUBOGLU, « A quantized channel approach to blind equalization », dans *Proc. ICC'91*, Chicago, June 1991.
- [7] J-M. BROSSIER, *Signal et communication numérique: égalisation et synchronisation*, Hermes, 1997.
- [8] A. M. SAYEED, A. SENDONARIS, B. AAZHANG, « Multiuser detection in fast-fading multipath environments », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 16, no. 9, p. 1691-1701, December 1998.
- [9] A. M. SAYEED, B. AAZHANG, « Joint multipath-doppler diversity in mobile wireless communications », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 47, no. 1, p. 123-132, january 1999.
- [10] E. N. ONGGOSANUSI, A. M. SAYEED, B. D. VAN VEEN, « Canonical space-time processing for wireless communications », *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 10, p. 1669-1680, october 2000.

- [11] S. BHASHYAM, A.M. SAYEED, B. AAZHANG, «Time-selective signaling and reception for communication over multipath fading channels», *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 1, p. 83-94, Jan 2000.
- [12] M. MARTONE, «Wavelet-based separating kernels for sequence estimation with unknown rapidly time-varying channels», *IEEE Communications Letters*, vol. 3, no. 3, p. 78-80, June 1999.
- [13] M. MARTONE, «Wavelet-based separating kernels for array processing of cellular ds/cdma signals in fast fading», *IEEE Transactions on Communications*, vol. 48, no. 6, p. 979-995, June 2000.
- [14] F. BEN SALEM, *Réception particulière pour canaux multi-trajets évanescents en communications radiomobiles*, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier – Toulouse, 2002.
- [15] Q. DAI, E. SHWEDYK, «Detection of bandlimited signals over frequency selective rayleigh fading channels», *IEEE Transactions on Communications*, vol. 42, no. 2/3/4, p. 941-950, Feb/Mar/Apr 1994.
- [16] N. SESHADRI, «Joint data and channel estimation using blind trellis search techniques», *IEEE Transactions on Communications*, vol. 42, no. 2/3/4, p. 1000-1011, Feb/Mar/April 1994.
- [17] C.K. TZOU, *Per-Survivor-Processing: A General Approach to MLSE in Uncertain Environments*, Ph.D. thesis, University of Southern California, 1993.
- [18] P. CASTOLDI, R. RAHELI, G. MARINO, «Efficient trellis search algorithms for adaptive mlse on fast rayleigh fading channels», dans *Proc. CTMC-Globecom*, Chicago, Nov 1994.
- [19] J. HANDSCHIN, D. MAYNE, «Monte-carlo techniques to estimate the conditionnal expectation in multi-stage non-linear filtering», *Int. J. Control*, p. 547-559, 1969.
- [20] J. HANDSCHIN, «Monte-carlo techniques for prediction and filtering of non-linear stochastic processes», *Automatica*, p. 555-563, 1970.
- [21] V. ZARITSKII, V. SVETNIK, and L. SHIMELEVICH, «Monte-carlo techniques in problems of optimal data processing», *Automatic and Remote Control*, p. 95-103, 1975.
- [22] G. SALUT, «Le thème non-linéaire en automatique et traitement du signal», dans *Conférence invitée, Journées Nationales du GdR, «Traitement du signal et images*», Chantilly, 25-27 sept 1989.
- [23] T. HUILLET, G. SALUT, «Interprétation des équations du filtrage non-linéaire», dans *Séance du GdR Automatique du CNRS (Pôle non linéaire)*, Paris, 6-8 nov 1989.
- [24] G. RIGAL, «La résolution particulière en estimation filtrage. résultats expérimentaux. part c», Tech. Rep. 2, Contrat DIGILOG 89.34.553.00.470.75.01, 1992.
- [25] G. RIGAL, G. SALUT, «L'estimation particulière dans les problèmes non-linéaires généraux», dans *Séance du G.D.R. Traitement du signal*, Paris, Oct 1992.
- [26] G. SALUT, Procedure and system for the optimal non-linear estimation of real-time dynamical processes, Brevet INPI: 94/07274, Europe 95595256.5-5.2206, US patent 5933352, 6 juin 1994.
- [27] N.J. GORDON, D.J. SALMOND, A. SMITH, «Novel approach to non-linear/non-gaussian bayesian state estimation», dans *IEEE-Proceedings-F*, 1993, vol. 140, p. 107-113.
- [28] G. KITAGAWA, «A monte-carlo filtering and smoothing method for non-gaussian non-linear state space models», dans *Proc. 2nd US-Japan Joint Seminar of Statistical Time-Series Analysis*, 1993.
- [29] G. KITAGAWA, «Monte carlo filter and smoother for non-gaussian non-linear state space models», *Journal of Computational and Graphical Statistics*, vol. 5, no.1, p. 1-25, 1996.
- [30] M.S. ARULAMPALAM, S. MASKELL, N. GORDON, T. CLAPP, «A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 50, no.2, p. 241-254, Feb 2002.
- [31] J.C. NOYER, *Résolution particulière en filtrage non-linéaire*, Mémoire de DEA, DEA de Physique des particules, physique mathématique et modélisation. Universités d'Aix-Marseille I,II, Nice, Toulon, Toulouse, juin 1992.
- [32] G. RIGAL, *Filtrage non-linéaire, résolution particulière et applications sur traitement du signal*, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier – Toulouse, 1993.
- [33] G. RIGAL, «Poursuite de cibles manoeuvrantes par une méthode de filtrage particulière», Tech. Rep. 1, Contrat DCN/DIGILOG/LAAS A 94.77.773, 1995.
- [34] A. MONIN, «Traitement du signal loran par estimation dynamique non-linéaire», Tech. Rep. 2, Contrat DCN/STERIA/LAAS A 94.75.106, 1995.
- [35] F. LE GALL, G. SALUT, «Algorithme modal d'affectation multinomiale dans l'estimation particulière», dans *CIFA'2000*, Lille, juillet 2000.
- [36] P. DEL MORAL, J.C. NOYER, G. SALUT, «Maslov optimisation theory: Stochastic interpretation, particle resolution», dans *11^{ème} Conférence Internationale sur l'Analyse et l'Optimisation des Systèmes*, École des mines Sophia-Antipolis, France, 15-16-17 Jun 1994, Lecture Note in Control and Information Sciences 199, Springer-Verlag.
- [37] G. SALUT, *Récepteur particulière pour l'estimation optimale conjointe de l'information digitale et continue dans les signaux à modulation pulsée*, Brevet INPI:01/00849, jan 2001.
- [38] F. BEN SALEM, «Récepteur particulière pour canaux mobiles évanescents», dans *JDA'01 Journées Doctorales d'Automatique*, Toulouse, sept 2001, www.laas.fr/JDA2001.
- [39] E. PUNSKAYA, C. ANDRIEU, A. DOUCET, B. FITZGERALT, «Particle filtering for demodulation in fading channels with non-gaussian additive noise», *IEEE Transactions on Communications*, no. 49, p. 579-582, 2001.
- [40] E. PUNSKAYA, A. DOUCET, W.J. FITZGERALT, «On the use and misuse of particle filtering in digital communications», dans *EUSIPCO'2002, 11th European Signal Processing Conference*, Toulouse, France, 3-6 Sept 2002, EURASIP, TESA, INP, CNES, vol. II.
- [41] A. ZIADI, *Récepteurs particulières déterministes pour le traitement des signaux RADAR et GPS*, Ph.D. thesis, Université Paul Sabatier – Toulouse, À paraître.
- [42] J.B. ANDERSON, S. MOHAN, «Sequential coding algorithms: A survey and cost analysis», *IEEE Transactions on Communications*, vol. COM-32, no. 2, p. 169-176, Feb 1984.
- [43] H. ZAMIRI-JAFARIAN, S. PASUPATHY, «Adaptive state allocation algorithm in mlss receiver for multipath fading channels: Structure and strategy», *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 48, no. 1, p. 174-187, Jan 1999.
- [44] P. HOEHER, «A statistical discrete-time model for the wssus multipath channel», *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 41, no. 4, p. 461-468, Nov 1992.



Farah **Bensalem**

Farah Bensalem est née en 1974 à Tunis. Après des études supérieures en Mathématiques Appliquées à l'Université P. Sabatier, Toulouse, elle a obtenu son DEA avec mémoire sur l'optimisation en nombres entiers. Elle a soutenu sa thèse doctorale au LAAS-CNRS, Toulouse, en Novembre 2002 sur la réception radiomobile par techniques particulières, qui lui a valu les félicitations du jury. Elle est actuellement ingénieur à France Telecom R&D.



Gérard **Salut**

Gérard Salut est né le 19.02.1947 à Toulouse. Après sa thèse d'état soutenue le 16.06.1975, il entre au CNRS où il obtient la médaille de bronze en 1977. Ses travaux portent sur les systèmes stochastiques et les problèmes d'estimation optimale, plus particulièrement sur les techniques particulières depuis 1989, deux brevets étant à son actif dans ce domaine. Il est actuellement Directeur de recherche au CNRS, LAAS, Toulouse.

