



N° d'ordre : 2011telb0198

Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

Télécom Bretagne

En habilitation conjointe avec l'Université de

RENNES 1

École Doctorale – MATISSE

Identification de Systèmes OFDM et Estimation de la QoS : Application à la Radio Opportuniste.

Thèse de Doctorat

Mention : Traitement du signal et télécommunications

Présentée par **OULARBI Mohamed Rabie**

Département : Signal et Communications

Laboratoire : LabSTICC Pôle : CACS/COM

Directeur de thèse : Ramesh Pyndiah

Soutenue le 23 septembre 2011

Jury :

- M. Mérouane Debbah + Professeur Supelec – Gif sur Yvette (Président)
- M. Philippe Ciblat + Professeur TELECOM Paris Tech (Rapporteur)
- Mme. Awatif Hayar + Professeur Université, Hassan 2 – Casablanca – Maroc (Rapporteur)
- M. Saeed Gazor + Professeur Queen's University Ontario - Canada (Examineur)
- M. Ramesh Pyndiah + Professeur TELECOM Bretagne (Directeur de thèse)
- M. Sébastien Houcke + Maître de conférences TELECOM Bretagne (Examineur)
- M. Abdeldjalil Aissa-El-Bey + Maître de conférences TELECOM Bretagne (Examineur)

Remerciements

Ce manuscrit est l'aboutissement de trois années de recherche effectuées au sein du département Signal et Communications de Télécom Bretagne. Je tiens ici à remercier toutes les personnes qui, par leur présence, leurs conseils et leur amitié, ont fait de ces années de thèse des moments agréables.

Je tiens tout d'abord à remercier le Professeur Mérouane Debbah de m'avoir fait l'honneur de présider le jury de ma thèse. Je remercie également les Professeurs Philippe Ciblat et Aawati Hayar pour l'attention qu'ils ont accordée à la lecture de ce manuscrit ainsi que pour les remarques pertinentes qu'ils ont soulevées.

Des remerciements particuliers vont au Professeur Saeed Gazor, de Queen's university, Ontario, Canada, pour l'accueil chaleureux qu'il m'a adressé tout au long de mon séjour au sein de son laboratoire, mais aussi pour avoir fait le déplacement pour participer à mon jury de thèse. Les compétences scientifiques de Saeed et les discussions que nous avons eu ensemble tant au plan professionnel, personnel et politique m'ont été très précieuses.

Je remercie le Professeur Ramesh Pyndiah de m'avoir donné la possibilité d'entreprendre mes travaux de doctorat au sein de son département et pour avoir accepté de diriger ma thèse.

Toute ma gratitude et mes remerciements vont à mes encadrants Messieurs Sébastien Houcke et Abdeldjalil Aissa-El-Bey Maîtres de conférences à Télécom Bretagne. Travailler avec eux a été à la fois très enrichissant scientifiquement et facile humainement grâce à leur bonne humeur. Merci les *TonTons* pour vos conseils, votre disponibilité, votre confiance et votre assistance.

Je n'oublie pas non plus François-Xavier Socheleau, doctorant au département S&C, avec qui j'ai eu une collaboration fort fructueuse au travers de nos discussions et échanges d'idées, mais aussi Said Hadin, ingénieur de recherche au département S&C grâce à qui j'ai pu réaliser des tests expérimentaux sur la plate-forme RAMMUS.

Ces trois années de thèse n'auraient pas été particulièrement réussies sans l'ensemble des permanents et des doctorants que j'ai eu l'occasion de rencontrer à Télécom Bretagne et qui ont contribué à créer une ambiance de travail très agréable.

Un merci particulier va à Karim et Moussa pour la lecture de ce manuscrit et la correction des fautes d'orthographe dans la mesure du possible.

Un énorme merci va à mes amis qui m'ont soutenu, ils sauront se reconnaître.

Pour finir, je tiens à exprimer ma très profonde gratitude et mes plus grands remerciements envers mes parents et ma sœur, pour leur amour, leur confiance, leur soutien, leurs encouragements, . . ., je ne saurais l'exprimer à sa juste valeur au travers de ces quelques lignes mais : merci à vous.

Table des matières

Remerciements	i
Table des matières	iii
Table des figures	vii
Notations	xiii
Abréviations	xv
Résumé	xvii
Abstract	xix

Introduction Générale	1
------------------------------	----------

1 Contexte et formulation du problème	7
--	----------

1 Naissance de la radio opportuniste	8
2 Le vertical handover	8
2.1 Qu'est ce qu'un vertical handover ?	8
2.2 Classification du vertical Handover	9
2.3 Étapes d'un vertical Handover	10
3 Architecture possible d'un terminal opportuniste	13
4 Conclusion	14

2 Identification de Systèmes OFDM	15
--	-----------

1 Introduction	16
2 Modèle du signal	18
3 Systèmes OFDM assistés par pilotes	19
4 Pilot Induced Cyclostationnarity (PIC)	22

5	Algorithme de détection proposé	24
5.1	Détecteur GLRT-1	24
5.2	Synchronisation	29
5.3	Exploitation de la corrélation introduite entre paire de pilotes dans certains systèmes, détecteur EC-GLRT (Exploited Correlation-GLRT)	30
5.4	Simulations	32
5.5	Remarques importantes	38
6	Algorithme de Pre-détection	39
6.1	Simulations	40
7	Vers une structure d'identificateur : GLRT-2	42
7.1	Simulations	44
7.2	Remarques	47
8	Résumé et architecture de l'identificateur	47
9	Conclusion	48
3	Métriques pour des réseaux basés sur la technique d'accès OFDMA	51
1	Introduction	52
2	Estimation du nombre d'antennes d'une station de base	54
2.1	Modèle du signal et formulation du problème	55
2.2	Extension du GLRT pour la détection du nombre d'antennes	55
2.3	Extension de la technique PIC pour la détection du nombre d'antennes	58
2.4	Résultats de simulation	58
3	Estimation du taux d'allocation temps-fréquence des sous-porteuses	61
3.1	Modèle du signal et problématique	61
3.2	État de l'art	63
3.3	Algorithme Proposé	63
3.4	Résultats de simulations	66
4	Conclusion	70
4	Métriques CSMA/CA, traitement par bloc	73

1	Introduction	74
2	Description de la technique d'accès CSMA/CA	74
3	Estimation du taux d'occupation du canal	77
3.1	Modèle du signal	79
3.2	Localisation de trames	79
3.3	Estimation du taux d'occupation du canal	82
3.4	Limites de validité du critère	83
3.5	Estimateur basé sur la méthode des noyaux	84
3.6	Problème des fluctuations	86
3.7	Relation avec le détecteur à Taux de Fausse Alarme Constante (TFAC)	86
3.8	Réduction du coût de calcul	87
3.9	Résultats de simulation	88
3.10	Évaluation expérimentale de l'estimation du taux de charge	90
4	Détection de collisions	92
4.1	Algorithme proposé	97
4.2	Résultats de simulation	100
5	Conclusion	101
5	Métriques CSMA/CA, approche adaptative	105
1	Introduction	106
2	Modélisation du problème	107
3	Algorithme proposé	110
4	Application aux systèmes basés sur le protocole CSMA/CA	113
5	Simulations	116
6	Conclusion	122
	Conclusion générale et perspectives	123
	A Estimation de signaux M-PSK	125
	B Estimation de la variance du bruit	127

Table des figures

1	Mesure de l'occupation du spectre ISM et TV à New York [1].	2
1.1	Exemple d'un Horizontal handover	9
1.2	Exemple d'un contexte hétérogène	10
1.3	Etapes d'un VHO	11
1.4	Architecture possible d'un terminal opportuniste capable d'entreprendre un VHO.	13
2.1	Exemples de configurations des pilotes : (a) Block-type, (b) comb-type, (c) circulaire.	20
2.2	Quelques exemples de motifs de pilotes de systèmes OFDM	21
2.3	Exemple d'une configuration de motifs de pilotes (802.16e WiMax DL-PUSC), $\mathcal{N}_{sc} = 512$ sous-porteuses incluant 360 <i>sous-porteuses de données</i> , 60 <i>sous-porteuses pilotes</i> and 92 <i>sous-porteuses nulles</i> (46 pour l'intervalle de garde gauche, 45 pour l'intervalle de garde droit et une sous-porteuse DC) [2].	22
2.4	Exemple d'une signature de pilotes, $\mathcal{N}_{sc} = 8$, $q = 1$ et $q' = 3$	23
2.5	Test statistique trié dans l'ordre décroissant, pour 10^4 réalisations de Monte-carlo, $\mathcal{M}_s = 12$ symboles OFDM, exemple pour une $P_{fa} = 0.01$	28
2.6	Seuil de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme pour le détecteur, un nombre de symboles OFDM valant 12,24 et 48.	28
2.7	Valeur du test statistique en fonction des offset en fréquence et en temps	30
2.8	Probabilité de non-détection du détecteur en fonction du RSB, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$, configuration comb-type des pilotes.	33
2.9	Probabilité de non-détection du détecteur pour une configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3), $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	34

2.10	Probabilité de non-détection du détecteur EC-GLRT pour une configuration Comb-type, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	34
2.11	Probabilité de non-détection du détecteur EC-GLRT pour une configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	35
2.12	Probabilité de non-détection pour une configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3), pour différentes valeurs de fréquences Doppler, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	36
2.13	Effet des erreurs de synchronisations sur les performances de notre algorithme, configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	36
2.14	Allure du critère en fonction de la position temporelle du motif recherché quand toutes les sous-porteuses ont une modulation PSK du même ordre que celle des pilotes, configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$, pilotes amplifiés de 2.54 dB.	37
2.15	Probabilité de détection d'un motif de pilotes BPSK alors que toutes les sous-porteuses contiennent des symboles QPSK, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	38
2.16	Probabilité de non-détection du pré-détecteur en fonction du RSB, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	41
2.17	Performances du détecteur GLRT et du pré-détecteur où les $d_{n,k}$ sont générés de différentes manières : soit avec une distribution Gaussienne, soit aléatoirement choisis parmi une constellation Q -QAM où Q est aussi aléatoirement tiré dans l'ensemble $\{4, 16, 64\}$, la probabilité de fausse alarme est fixée à $P_{fa} = 0.02$	42
2.18	Valeurs du seuil de décision en fonction du rapport signal sur bruit.	44
2.19	Probabilité de non-détection pour une $P_{fa} = 0.02$, configuration WiMAX (figure 2.3).	45
2.20	Probabilité de détecter un signal <i>non présent</i> pour les deux approches GLRT-1 et GLRT-2.	45
2.21	Courbes Receiver Operating Characteristic en fonction du nombre de symboles OFDM observés, SNR=-12dB, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mu = 0.25D$, configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3).	46
2.22	Probabilité de détection pour une configuration WiMAX DL-PUSC, utilisation du pré-détecteur et du détecteur en cascade $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$	47
2.23	Diagramme de l'identificateur proposé.	49

3.1	Comparaison entre le schéma OFDM et le schéma OFDMA	52
3.2	Transmission à une antenne : standard LTE (extended cyclic prefix) .	56
3.3	Transmission à deux antennes : standard LTE (extended cyclic prefix)	56
3.4	Transmission à quatre antennes : standard LTE (extended cyclic prefix)	56
3.5	Schéma illustrant la technique PIC classique, et la modification proposée à cette dernière.	59
3.6	Probabilité de détection du nombre d'antennes en fonction du RSB, en utilisant l'extension du GLRT, signaux LTE (Fig. 3.2-2.1), $\mathcal{M}_s = 48$ symboles observés, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $D = 128$, $P_{fa} = 0.02$	61
3.7	Probabilité de détection du nombre d'antennes en fonction du RSB, en utilisant l'extension PIC, signaux LTE (Fig. 3.2-2.1), $\mathcal{M}_s = 48$ symboles observés, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $D = 128$, $P_{fa} = 0.02$, pilotes corrélés tel que $p_{n,k} = p_{n,k+50}$	62
3.8	Optional caption for list of figures	67
3.9	NMSE de la méthode proposée en fonction du taux d'allocation temps-fréquence, σ^2 connue et estimée, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz.	68
3.10	EQMN de la méthode proposée comparée à la méthode TFAC, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.	69
3.11	Comparaison de la technique proposée à la technique de tri, nombre de sous-porteuse $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.	69
3.12	EQMN de la méthode proposée sous le cas : d'une distribution uniforme des constellations, et sous le cas d'une distribution $P(c_{n,k} \in \text{BPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{QPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{16-QAM}) = \frac{4}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{64-QAM}) = \frac{4}{10}$, nombre de sous-porteuse $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.	70
3.13	Comparaison de l'EQMN de la méthode proposée et de la technique de tri [3, 4] sous le cas d'une distribution des constellations tel que : $P(c_{n,k} \in \text{BPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{QPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{16-QAM}) = \frac{4}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{64-QAM}) = \frac{4}{10}$, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.	71
3.14	Impact du nombre de symboles sur les performances de notre méthode, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.	72

4.1	La transmission des données dans CSMA/CA (forme simple) [5]	76
4.2	Problème de la station cachée [5]	76
4.3	La transmission des données dans CSMA/CA (forme RTS/CTS) [5]	77
4.4	(a) Débit utile en fonction du NAV, (b) Délais d'accès moyen à un point d'accès WiFi [6].	78
4.5	Couche Physique et analogie avec la couche MAC	79
4.6	Exemple avec une trame, (a) signal physique, (b) critère correspondant..	81
4.7	(a) Valeur absolue du signal physique, (b) Valeurs du critère correspondant $\mathcal{J}(u)$	82
4.8	Comportement des critères (a) $\mathcal{J}(u)$, (b) $\mathcal{J}_K(u)$, (c) $\mathcal{R}(u)$	85
4.9	(a) $\mathcal{J}(u)$, (b) $\Phi(u)$, (c) $\Phi(u)$ lissée.	86
4.10	EQMN du taux d'occupation du canal en fonction du RSB.	89
4.11	NMSE du taux d'occupation du canal en fonction de la variance du bruit pour un SNR fixé à 15 dB.	90
4.12	NMSE du taux d'occupation du canal en fonction du taux d'occupation du canal.	91
4.13	Configuration du réseau utilisé pour les tests.	93
4.14	C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, pour différent nombre d'utilisateur	93
4.15	C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, avec les variances correspondantes, pour différent nombre d'utilisateur	94
4.16	C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation pour différents débits	94
4.17	C_{or} en fonction du débit	95
4.18	C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, débit = 10 Mbps	95
4.19	Probabilité de collision en fonction du débit offert sur un réseau pour différentes tailles de nœuds [7].	97
4.20	Probabilité de détection d'une collision en fonction du SNR, méthode AIC101	
4.21	Probabilité de détection d'une collision en fonction du SNR, méthode MDL	102
4.22	Probabilité de détection d'une collision en fonction du SNR, pour différentes tailles du canal, méthode AIC	102

4.23	Probabilité de détection d'une collision en fonction du SNR, pour différentes tailles du canal, méthode MDL	103
5.1	Modèle de la chaîne de Markov	108
5.2	Diagramme de l'algorithme proposé	114
5.3	Modèle de Markov de la couche physique WiFi	116
5.4	Exemple : (a) Valeur absolue du signal observé, (b) probabilité <i>a posteriori</i> et (c) rangs estimé par notre algorithme et réel.	117
5.5	Cas où les probabilités de transition sont mal choisies : (a) Valeur absolue du signal observé, (b) probabilité <i>a posteriori</i> et (c) rangs estimé par notre algorithme et réel.	118
5.6	Scénario utilisé pour l'estimation et la comparaison des performances de la technique proposée sur ce chapitre.	120
5.7	EQMN sur l'estimation du taux d'occupation du canal en fonction du rapport signal à bruit.	120
5.8	EQMN sur l'estimation du taux de collisions fonction du rapport signal à bruit.	121
5.9	Probabilité de détection d'une collision en fonction du RSB pour l'approche AIC, MDL et Markov.	122

Notations

Nous avons regroupé ci-dessous les principales notations employées dans les différents chapitres du document. Dans la mesure du possible, nous avons tenté de conserver les mêmes notations d'un chapitre à l'autre.

$x(m)$	Signal émis
$y(m)$	Signal reçu
$w(m)$	Bruit additif blanc Gaussien
m	Instant d'échantillonnage
n	Indice temporel
k	Indice fréquentiel
N_{sc}	Nombre de sous-porteuses (Taille de la FFT)
M_s	Nombre de symboles observés
D	Taille du préfixe cyclique
$c_{n,k}$	Symbole présent sur la sous porteuse k à l'instant n
$d_{n,k}$	Symbole de donnée présent sur la sous porteuse k à l'instant n
$p_{n,k}$	Symbole pilote présent sur la sous porteuse k à l'instant n
E_s	Puissance moyenne du signal
$g(m)$	Réponse impulsionnelle du filtre de mise en forme
$\{h(l)\}_{l=1}^L$	Réponse impulsionnelle du canal de propagation en bande de base
L	Taille du canal
$\varepsilon_{n,k}$	Variable caractérisant la présence/absence de signal sur le slot (n, k)
\mathcal{P}	Ensemble des positions de pilotes
\mathcal{P}_k	Ensemble des positions de pilotes sur la sous porteuse k
$\overline{\mathcal{P}}_k$	Ensemble des données sur la sous porteuse k
$\mathcal{CN}(0, \sigma^2)$	Loi complexe-normale de moyenne nulle et de variance σ^2
σ^2	Variance bidimensionnelle du bruit
σ_k^2	Variance des échantillons observée sur une sous-porteuse k
S	Signature associée à un motif de pilotes
η_{det}	Seuil de décision associé à l'identificateur
η_{pre}	Seuil de décision associé au pré-détecteur

P_{fa}	Probabilité de fausse alarme du détecteur
$P_{fa,pre}$	Probabilité de fausse alarme du pré-détecteur
K	Périodicité du motif de pilotes
$\delta = (q, q')$	Offset temps-fréquence définissant la paire corrélée de pilotes
N	Nombre d'antennes du récepteur
M	Nombre de sources constituant le mélange
N_s	Nombre d'échantillons observés
N_f	Nombre d'échantillons constituant une trame
λ_i	i^e valeur propre de la matrice d'auto-corrélation
Υ	Fonction du Kernel
\mathcal{T}	Test statistique de l'identificateur
\mathcal{L}	Rapport de log-vraisemblance pour le pré-détecteur
\mathbf{Y}	Matrice des éléments observés
\mathbf{T}	Matrice de transition de la chaîne de Markov
\mathbf{H}	Matrice canal
$\mathbf{P}_{m m}$	Vecteur de probabilités <i>a posteriori</i>
$\mathbf{P}_{m m-1}$	Vecteur de probabilités <i>a priori</i>
$P_{m m}^\ell$	Probabilité <i>a posteriori</i> d'être sur l'hypothèse ℓ
$P_{m m-1}$	Probabilité <i>a priori</i> d'être sur l'hypothèse ℓ
α_i	Probabilité de transition entre l'état i et l'état $i + 1$
β_i	Probabilité de transition entre l'état i et l'état $i - 1$
ϵ	Facteur d'oubli
$\mathbf{u}_i(\cdot)$	i^e vecteur propre
f_d	Fréquence Doppler
$(\cdot)^*$	Valeur conjuguée de son argument
$(\cdot)^H$	Transpose conjugué de son argument
$(\cdot)^T$	Matrice transposée de son argument
$\widehat{(\cdot)}$	Estimateur d'un paramètre
\mathbb{E}	Espérance mathématique
$\arg \min$	Valeur de la variable pour la quelle la fonction concernée atteint son minimum
\arg	Argument d'un nombre complexe
\Re	Partie réelle d'un nombre complexe
\Im	Partie imaginaire d'un nombre complexe
\log	Logarithme népérien
\mathbf{M}	Matrice
\mathbf{v}	Vecteur
$\text{diag}(\mathbf{v})$	Matrice diagonale construite à partir du vecteur \mathbf{v}
$\text{diag}(\mathbf{M})$	Matrice diagonale construite à partir des éléments diagonaux de la matrice \mathbf{M}

Abréviations

Pour des raisons de lisibilité, la significations d'une abréviation ou d'un acronyme n'est souvent rappelée qu'à sa première apparition dans le texte d'un chapitre. Par ailleurs, puisque nous utilisons l'abréviation la plus usuelle, il est souvent fréquent que ce soit le terme en anglais qui soit employé.

C_{or}	Channel Occupancy Rate
CSMA/CA	Carrier Sense Multiple Access with Collision Avoidance
CSMA/CD	Carrier Sense Multiple Access with Collision Detection
CTS	Clear to Send
DCF	Distributed Coordination function
EQMN	Erreur Quadratique Moyenne Normalisée
FFT	Fats Fourier Transform
GLRT	Generalized Likelihood Ratio Test
HHO	Horizontal Hand-Over
IFS	Inter-Frame Spacing
LTE	Long Term Evolution
MAC	Couche Media Access Control
MIMO	Multiple Input Multiple Output
NAV	Network Allocation Vector
NDA	Non Data Aided
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
OFDMA	Orthogonal Frequency-Division Multiple Access
OSI	Open Systems Interconnection
PCF	Point Coordination Function
PHY	Couche Physique
PIC	Pilot Indiced Cyclostationnarity
PSK	Phase Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation
RC	Radio Cognitive
RO	Radio Opportuniste

RTS	Request to Send
SDR	Software defined Radio
SIMO	Single Input Multiple Output
TFAC	Taux de Fausse Alarme Contant
TO	Terminal Opportuniste
TTL	Time To Live
VHO	Vertical Hand-Over
WiFi	Wireless Fidelity
WiMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access

Résumé

Le schéma de modulation OFDM est très répandu de nos jours (WiFi, WiMAX, . . .) et préconisé comme couche physique pour de nombreux réseaux futurs (3GPP/LTE, IEEE 802.22). Ainsi cette coexistence de réseaux OFDM fait que l'environnement radio est de nos jours hétérogène. Afin de tirer partie de cette hétérogénéité et de satisfaire le concept de “*Always Best connected*”, il a été imaginé des terminaux multistandards capables de basculer de manière transparente d'un réseau à un autre à la recherche du réseau offrant la qualité de service la plus satisfaisante. Ce processus de basculement entre standards est appelé “*vertical handover*”. Avant de déclencher un *vertical handover* le terminal se doit d'identifier les réseaux actifs qui l'entourent et estimer la qualité de service disponible sur chaque réseau. Ainsi, dans le cadre de cette thèse nous proposons dans un premier temps des algorithmes d'identification de systèmes OFDM. Dans un second temps, nous nous intéressons à la qualité de service disponible sur les réseaux détectés, nous avons ainsi proposé des estimateurs de métriques de qualité de service dédiés à des réseaux basés sur les schémas d'accès multiples OFDMA et CSMA/CA. Certaines de ces métriques ont été validées expérimentalement sur la plate-forme RAMMUS de TELECOM Bretagne. Toutes les techniques proposées dans le cadre de cette thèse, sont des approches passives à faible coût de calcul qui ne nécessitent aucune connexion au point d'accès, permettant ainsi une économie en temps et en énergie.

Abstract

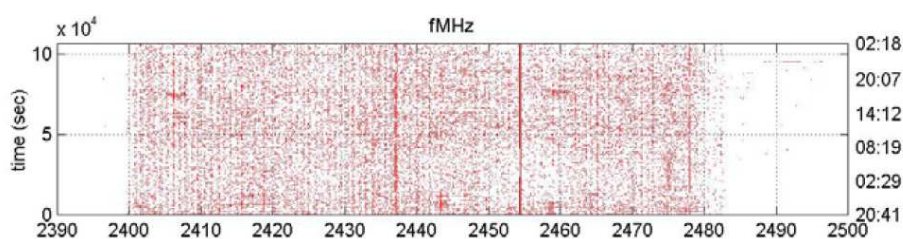
The OFDM modulation scheme is being very widespread nowadays (WiFi, WiMAX, ...) but also advocated as the best modulation candidate for future physical layer networks (3GPP/LTE, IEEE 802.22). This coexistence of OFDM networks makes the radio environment heterogeneous. To take benefits from this heterogeneity one can imagine multi-mode terminals able to switch smartly from one standard to another seeking to satisfy the concept of "*always best connected*". This switching process is known as a "*vertical handover*". Before triggering a *vertical handover*, the terminal has first to identify the active surrounding networks and then to evaluate the available quality of service in each detected network. Within this framework, in this thesis, we propose firstly some OFDM systems identification algorithms. Secondly, we focus on the quality of service estimation for CSMA/CA and OFDMA multiple access based networks. Some of the proposed metrics have been evaluated experimentally on the RAMMUS testbed of TELECOM Beretagne. All the proposed algorithms in this thesis are passive, with a low computational cost and do not require any connection to the access point which allow an economy of time and energy resources.

Introduction Générale

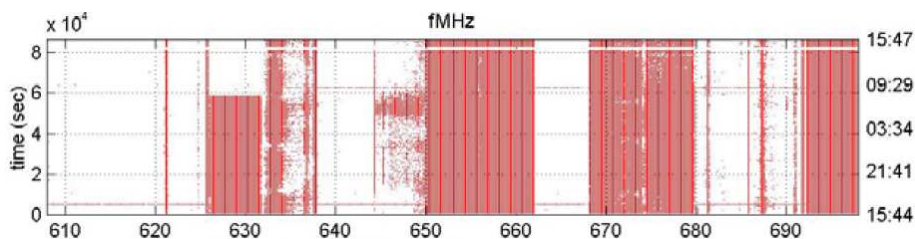
Présentation du problème

Introduite pour la première fois en 1999 par J. Mitola [8], la radio cognitive est un domaine de recherche très étudié de nos jours et en pleine expansion. Une radio cognitive est définie comme étant "une radio capable d'observer son environnement, prendre des décisions et de modifier son fonctionnement en conséquence". Depuis cette date la radio cognitive a souvent été réduite à l'optimisation spectrale. En effet, le besoin permanent d'offrir différents services à l'utilisateur en tout lieu et à tout instant, a résulté en une prolifération de normes de communications sans-fil. Malheureusement, le spectre fréquentiel étant fini, on assiste aujourd'hui à une saturation de ce dernier. Des mesures effectuées en 2003 à New York par la Federal Communication Commission [9] ont montré une utilisation sporadique du spectre. La bande ISM autour de 2.5 Ghz allouée au WiFi par exemple, se trouve saturée à toutes heures de la journée (figure 1(a)), tandis que la bande TV est sous utilisée, avec une certaine variation en fonction du moment de la journée (figure 1(b)). De ce fait, l'actuelle politique d'allocation du spectre dite statique, est une politique restrictive qui rend difficile le déploiement de nouveaux systèmes.

Afin de pallier cette inefficacité, il a été imaginé un premier concept qui permet un accès dynamique au spectre. On définit ainsi, deux catégories d'utilisateurs du spectre : la catégorie d'utilisateurs primaires (Notés UPs) issue de la politique de gestion actuelle du spectre (i.e; ceux disposant d'une bande de fréquence allouée par les autorités de régulation) et la catégorie d'utilisateurs secondaires (Notés USs) qui viennent partager avec les UPs leurs bandes, sous condition de ne pas créer d'interférences nuisibles aux utilisateurs primaires. Ce modèle est appelé modèle d'accès hiérarchique, il définit deux approches : l'approche à *accès simultané* et l'approche à *accès différé*. L'approche à accès simultané permet aux USs d'accéder au spectre au même moment que les UPs, tout en respectant des contraintes sévères en terme de puissance d'émission. L'approche à accès différé quant à elle, a été imaginée pour la première fois par Mitola [10] sous le terme de *spectrum pooling* : si un USs a besoin de transmettre sur une bande de fréquences, il doit d'abord vérifier que celle ci est libre (non utilisée par un UP). Si



(a) Mesure de l'activité spectrale de bande WiFi du 1er au 3 septembre dans la ville de New-York



(b) Mesure de l'activité spectrale de bande TV du 31 août au 1er septembre dans la ville de New-York

FIGURE 1 – Mesure de l'occupation du spectre ISM et TV à New York [1].

c'est le cas, alors il peut y accéder et l'utiliser tant qu'aucun UP ne la réclame pas. Si l'UP demande sa bande, alors l'US doit impérativement la libérer et recommencer sur une nouvelle bande libre.

Ainsi, l'apparition de la radio cognitive, apporte une solution au problème de pénurie du spectre. Dans des rapports publiés en Mai 2004 [11] et Novembre 2008 [12], la FCC a indiqué que le spectre TV pouvait être utilisé par des utilisateurs ne disposant pas de licence. C'est ainsi que le IEEE 802.222 Working Group [13] a été mis en place afin de définir une norme basée sur les principes de la radio cognitive et déployée sur le spectre TV [14, 15].

Si la majorité des travaux de recherche se sont depuis concentrés sur l'accès dynamique au spectre (utilisateurs primaires/secondaires), la radio cognitive est par nature beaucoup plus large et permet d'imaginer d'autres concepts. En effet, elle peut être mise en œuvre dans toutes les couches d'un réseau pour en optimiser le fonctionnement. Par exemple pour optimiser la consommation énergétique, pour anticiper les modifications de l'environnement, pour s'adapter aux besoins de l'utilisateur,...

Une autre approche consiste à définir la notion de réseaux et de terminaux opportunistes. Un réseau opportuniste est un système capable d'exploiter les trous du spectre pour y établir une communication. Un terminal opportuniste est un terminal multi-standards qui est doté d'une certaine cognition qui lui permet de saisir au mieux les meilleures opportunités qui s'offrent à lui. Ce type d'approche permet de satisfaire

au mieux le concept de *Always Best Connected* (ABC). Le concept d'ABC, introduit par Gustafsson *et al.* [16], est défini comme étant un scénario où : *“une personne n'est pas seulement toujours connectée, mais elle est en plus connectée au réseau disponible offrant la qualité de service la plus adaptée à ses besoins”*. La pierre angulaire de ce concept est la capacité à déclencher de manière autonome un *“Vertical Handover”*. Le *vertical handover* ressemble au handover classique mais au lieu que la communication soit prise en charge par une autre cellule du même réseau, elle est ici prise en charge par un autre système.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous plaçons dans ce contexte et proposons différentes techniques toutes nécessaires à la mise en œuvre d'un vertical handover. Avant de déclencher un vertical handover, le terminal doit effectuer certaines actions. Ainsi, la première étape d'un vertical handover est de réussir à identifier les systèmes actifs compatibles. La seconde étape est de prédire la qualité de service pouvant être atteintes sur chacun des réseaux détectés. Enfin, la dernière étape consiste à choisir le système le plus adéquat et de déclencher le vertical handover. C'est dans ce contexte que s'inscrivent les travaux de cette thèse et plus précisément sur les deux premières étapes. *Notre but est de construire de nouveaux algorithmes d'identification de systèmes sans-fil et d'estimation passive de la qualité de service.*

Motivations

Dans la suite de ce document, nous nous intéresserons particulièrement aux systèmes dotés d'une couche physique basée sur la modulation OFDM. On justifie cet intérêt par le fait que la plupart des systèmes actuels sont basés sur ce schéma de modulation. Citons par exemple : WiFi, WiMAX, 3GPP/LTE, DVBT, etc. Mais l'OFDM est aussi présentée comme la meilleure couche physique candidate pour des systèmes futurs, comme l'IEEE 802.22 [14, 15].

L'accès multiple aux systèmes OFDM est aujourd'hui rendu possible moyennant deux techniques principales : la technique CSMA/CA ou l'OFDMA. En s'intéressant au fonctionnement de ces protocoles, nous avons réussi à identifier des métriques intéressantes reflétant la qualité de service disponible sur de tels systèmes. Ainsi, nous avons proposé quatre estimateurs de métriques de qualité de service. Tous les estimateurs proposés sont passifs ce qui permet de renseigner le terminal sur la qualité de service disponible sans pour autant s'y connecter réalisant ainsi une économie en temps et en énergie.

Plan et contributions

Nous présentons ci-après un aperçu des différents chapitres de ce mémoire.

Le chapitre 1 présente la radio opportuniste, avec un intérêt particulier pour le handover vertical. Nous détaillons ce processus et soulignons les problèmes de traitement du signal qu'il soulève. Nous précisons aussi sur quelles étapes du handover vertical nous agissons avec nos techniques, et enfin présentons une architecture possible d'un terminal radio opportuniste.

Dans le chapitre 2, nous présentons une technique d'identification de systèmes OFDM basée sur l'exploitation du motif de pilotes. Cette technique est basée sur un test généralisé de vraisemblance, et permet en plus de l'identification du système d'avoir des informations sur la valeur de la variance du bruit, du gain de canal, de la séquence de pilotes, mais aussi une synchronisation temps-fréquence. Elle permet ainsi de préparer le terrain pour la seconde étape du vertical handover consistant en l'estimation de la qualité du lien entre le terminal et la station de base. Les techniques proposées dans ce chapitre ont fait l'objet d'une communication dans un workshop international [17], d'un article de revue soumis [18] et d'une communication dans une conférence nationale [19].

Dans le chapitre 3, nous nous intéressons aux métriques de décision pour le déclenchement d'un vertical handover dédiées à des systèmes basés sur la technique d'accès OFDMA. Nous proposons d'estimer le nombre d'antennes utilisées par la station de base et le taux d'allocation temps fréquence des slots. Deux estimateurs à faible coût de calcul ont été introduits dans ce chapitre. Ces estimateurs ont fait l'objet de publications dans une conférence internationale [20], d'une conférence nationale [21], d'une *letter* en cours de préparation [22], ainsi que d'une partie dans un article de revue [23].

Le chapitre 4 traite des métriques de décision pour des systèmes basés sur le protocole CSMA/CA. Nous proposons d'estimer le taux de charge et le taux de collisions afin de nous renseigner sur l'état du canal. Une des métriques proposées a fait l'objet d'évaluations expérimentales sur la plateforme RAMMUS de TELECOM Bretagne. Les algorithmes proposés dans ce chapitre ont été publiés dans deux conférences internationales [24, 25] ainsi que dans un article de revue [23].

Nous proposons ensuite, dans le chapitre 5, d'estimer le taux de charge et le taux de collisions d'un système basé sur le protocole CSMA/CA, mais en utilisant une technique adaptative. L'algorithme proposé est basé sur une chaîne de Markov et peut être généralisé pour la poursuite adaptative du nombre de sources d'un signal issu d'un mélange. L'algorithme introduit dans ce chapitre fait l'objet d'un article de revue en cours de préparation [26].

Nous terminons notre mémoire par une conclusion qui résume les apports de nos travaux et ouvre un ensemble de perspectives pour des travaux futurs.

Résumé des Contributions

Les articles publiés, soumis ou en cours de préparations durant cette thèse sont résumés dans ce qui suit :

Article de revue internationale accepté

- **OULARBI Mohamed Rabie**, SOCHELEAU François-Xavier, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « Vertical Handover Metrics Estimation for OFDM Based Systems », *EURASIP Journal On Wireless Communication and Networking*, 2011.

Articles de congrès internationaux acceptés

- **OULARBI Mohamed Rabie**, AISSA EL BEY Abdeldjalil, HOUCKE Sébastien, « Two vertical handcover metrics toward an IEEE 802.11N network ». *COGIS 2009 : Cognitive systems with Interactive Sensors*, 16-18 september 2009, Paris, France, 2009.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, SOCHELEAU François-Xavier, AISSA EL BEY Abdeldjalil, HOUCKE Sébastien « Blind estimation of the time-frequency activity rate of OFDMA signals ». *ICUMT 2010 : International Conference on Ultra Modern Telecommunications*, 18-20 october 2010, Moscou, Russian Federation, 2010.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, AISSA EL BEY Abdeldjalil, HOUCKE Sébastien, « Physical layer IEEE 802.11 channel occupancy rate estimation ». *ISIVC 2010 : International Symposium on Images /Video Communications over fixed and Mobile Networks*, 30 september - 02 october 2010, Rabat, Morocco, 2010.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, GAZOR Saeed, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « OFDM system identification using pilot tone signature ». *The 7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications* , 09-11 may 2011, Tipaza, Algeria, 2011.
- CASTIGNANI German, MONTAVONT Nicolas, ARCIA MORET Andres Emilio, **OULARBI Mohamed Rabie**, HOUCKE Sébastien, « Cross-layer adaptive scanning algorithms for IEEE 802.11 networks ». *WCNC 2011 : IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 28-31 march 2011, Cancun, Mexico, 2011.

Articles de congrès nationaux acceptés

- **OULARBI Mohamed Rabie**, GAZOR Saeed, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « Identification de systèmes OFDM à partir de la signature des pilotes ». *XXIIIe colloque GRETSI : traitement du signal et des images*, 05-08 septembre 2011, Bordeaux, France, 2011.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, SOCHELEAU François-Xavier, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « Estimation du taux d'activité temps-fréquence d'un signal OFDMA pour des applications en radio-cognitive ». *XXIIIe colloque GRETSI : traitement du signal et des images*, 05-08 septembre 2011, Bordeaux, France, 2011.

Articles soumis et en préparation

- **OULARBI Mohamed Rabie**, GAZOR Saeed, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « GLR Test for OFDM System Identification Using Pilot Tones Pattern », *soumis à IEEE Transactions on Communications*.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, GAZOR Saeed, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « Markov Chain Modelling for Channel Occupancy Rate and Collision Rate estimation for CSMA/CA based systems », *en cours de préparations*.
- **OULARBI Mohamed Rabie**, GAZOR Saeed, HOUCKE Sébastien, AISSA EL BEY Abdeldjalil, « GLR Test for base station number of antennas detection », *Letter en cours de préparation*.

Chapitre 1

Contexte et formulation du problème

Résumé

La prolifération des standards de communications sans-fil et leur coexistence, fait que l'environnement radio est "*hétérogène*". Afin de répondre aux besoins de l'utilisateur en qualité de service, et de satisfaire le concept de Always Best Connected [16], il est possible de tirer profit de cette hétérogénéité. En effet, on pourrait très bien imaginer des terminaux opportunistes multistandards, qui basculeraient d'un réseau à un autre à la recherche de la qualité de service la plus adéquate aux applications en cours d'utilisation. Ce processus de migration d'un standard à un autre est appelé "*vertical handover*" (noté VHO). Dans ce chapitre, nous introduisons le contexte dans lequel s'inscrivent les travaux de cette thèse. Nous commençons par introduire le concept de la radio opportuniste. Nous détaillons ensuite le processus de vertical handover et précisons sur quelles étapes du vertical handover les algorithmes développés dans cette thèse agissent. Enfin, nous présentons une architecture possible d'un terminal cognitive capable d'entreprendre un vertical handover.

1 Naissance de la radio opportuniste

Quand Mitola dit *"un terminal Radio Cognitive est un terminal radio, capable de prendre conscience de son environnement et de s'y adapter intelligemment"*, ceci n'est sûrement pas restreint qu'à la détection de bandes libres. Il y a aussi les besoins de l'utilisateur en qualité de service, technologies accessibles, énergie, sécurité, etc. On parle ainsi de Radio Opportuniste (RO).

Par définition, les réseaux opportunistes sont des réseaux qui viendraient saisir l'opportunité d'une bande libre pour y établir une communication. La mise en œuvre de tels réseaux se heurte à un problème pratique qui est le nombre quasi infini de bandes possibles. Il est donc raisonnable de penser que dans une première version de tels systèmes, nous ayons défini au préalable une canalisation définissant un nombre fini de sous-bandes et que tout système opportuniste désirant établir une communication devra utiliser l'une de ces sous-bandes. Cette hypothèse permet de rendre l'accès spectrale dynamique réalisable. En effet, si l'on considère que les réseaux cognitifs peuvent s'établir sur n'importe quelle bande de spectre libre, il faudrait soit un canal dédié de signalisation et partagé par l'ensemble des systèmes opportunistes pour permettre au terminal de connaître les bandes utilisées, soit une capacité du terminal à détecter les réseaux opportunistes quelque soit leur position dans le spectre. La première approche nécessite la mise en œuvre du canal de signalisation et que chaque système présent renseigne sur la bande qu'il utilise. La seconde approche quant à elle soulève des difficultés techniques, notamment au niveau des antennes et des circuits RF, qui devront être large bande afin de renseigner sur la présence d'un système sans pour autant balayer une infinité de sous-bandes, ce qui pourrait aussi engendrer des délais de connexion non raisonnables. Ainsi, l'hypothèse d'un nombre de sous-bandes fini permet de relaxer les problèmes soulevés par les deux approches que nous venons de citer.

Les terminaux doivent alors être en mesure de découvrir les systèmes présents et de choisir le plus adapté à leur besoin. Ils peuvent aussi de manière autonome décider de changer de système pour satisfaire leur QoS. On parle ainsi de vertical handover.

Dans le cadre de cette thèse on s'intéresse à l'application de la radio opportuniste au bon déroulement d'un vertical handover.

2 Le vertical handover

2.1 Qu'est ce qu'un vertical handover ?

Dans le contexte d'un réseau cellulaire, un handover est défini comme le mécanisme par lequel une connexion en cours est transférée d'une station de base à

une autre. Dans ce cas, en considérant que les deux stations de base utilisent la même technologie d'accès, on dira que les systèmes sans-fil homogènes effectuent des "Horizontal Handovers" (noté HHO). La figure 1.1 illustre un exemple où un mobile quitte la zone de couverture d'une première cellule entraînant une baisse de la puissance du signal associé. Afin de maintenir sa connexion, le mobile s'associe à la cellule voisine qui elle offre une meilleure qualité de lien.

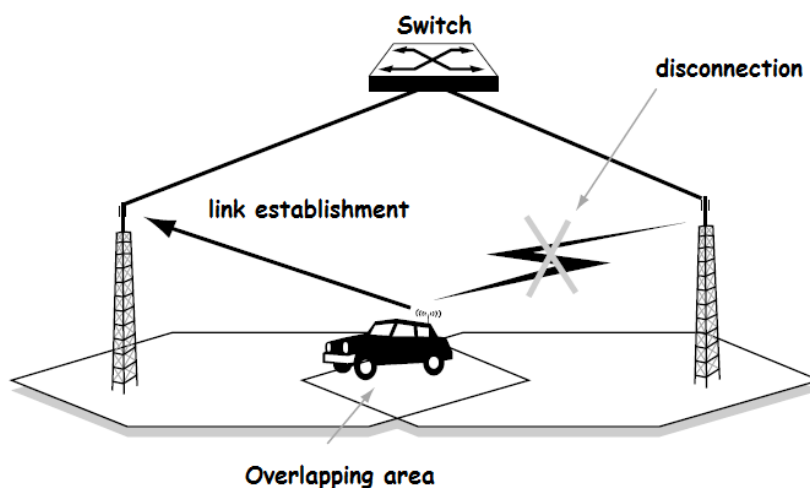


FIGURE 1.1 – Exemple d'un Horizontal handover

A l'inverse, si l'on considère différents standards de communications sans-fil coexistants, on dira que le *vertical handover* est le mécanisme par lequel une connexion en cours est transférée d'une station de base/point d'accès d'un réseau appartenant à un premier standard vers une station de base/point d'accès d'un standard différent. Par exemple, la figure 1.2 illustre un contexte où trois standards coexistent : le WiFi, le WiMAX et l'UMTS. Ainsi, le terminal opportuniste peut basculer d'un réseau à un autre à la recherche de la QoS qui satisfait au mieux ses besoins.

2.2 Classification du vertical Handover

Nous introduisons ici deux classifications du VHO, qui permettent de mieux cerner ce processus et de comprendre ce qui le rend si différent du HHO.

La première classification permet de distinguer des *VHO montants* et *descendants* [27]. Un *VHO montant* se produit lorsqu'une connexion est transférée d'un réseau doté d'une faible couverture et d'un débit élevé vers un autre réseau disposant d'une couverture plus large et un débit plus faible. A l'inverse, un *VHO descendant* se produit si une connexion est transférée dans le sens opposé. Par exemple, considérons le

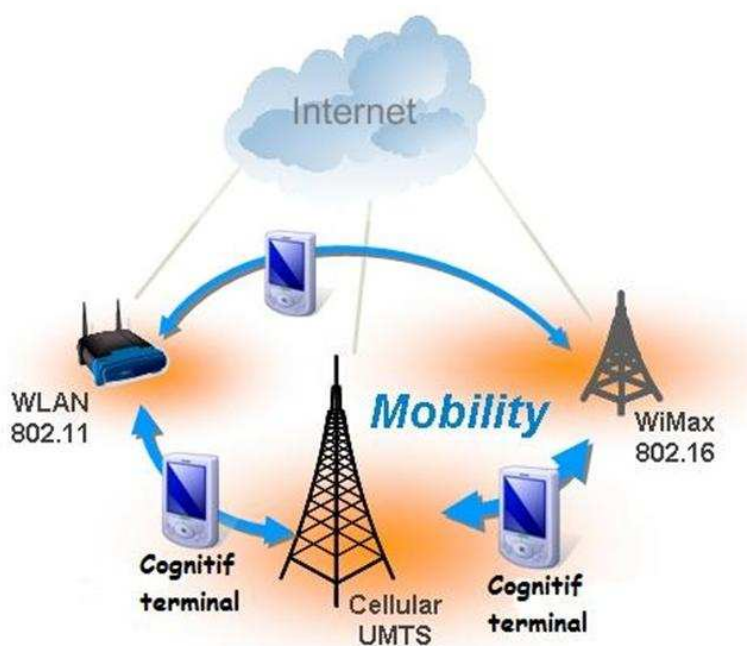


FIGURE 1.2 – Exemple d'un contexte hétérogène

cas d'un réseau WiFi coexistant avec un réseau UMTS. Le WiFi dans notre cas, est le réseau à faible couverture et à haut débit, alors que l'UMTS est le réseau à large couverture et à faible débit.

La seconde classification est : *VHO impératif* et *VHO alternatif* [28]. Un VHO impératif se produit lorsque la qualité du signal que reçoit le terminal opportuniste descend au delà de ses attentes. En d'autres termes, il peut être considéré comme un HHO. L'exécution d'un VHO impératif doit être rapide afin de maintenir la connexion en cours. A l'inverse, un VHO déclenché afin d'atteindre de meilleures performances (en débit, coût, ...) est considéré comme un VHO alternatif. Par exemple, un VHO alternatif peut être déclenché quand un terminal opportuniste connecté à un réseau cellulaire comme l'UMTS entre dans la zone de couverture d'un réseau local comme le WiFi, même si la puissance du signal que reçoit le terminal de la station de base UMTS reste satisfaisante, le terminal opportuniste préférera basculer vers le point d'accès WiFi qui lui offre un débit plus élevé et une connexion plus fiable et/ou à moindre coût.

2.3 Étapes d'un vertical Handover

Comme illustré dans la figure 1.3, un VHO peut être divisé en quatre étapes :

- Détermination des systèmes environnants ;
- Analyse de la qualité de service disponible sur les systèmes détectés ;

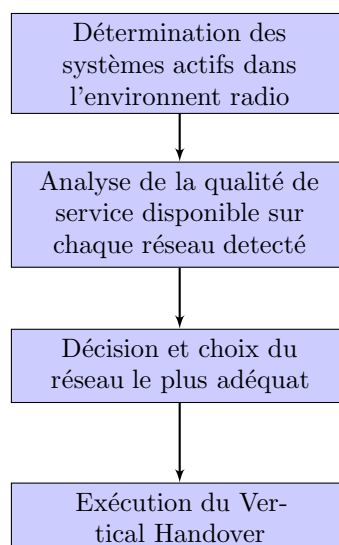


FIGURE 1.3 – Etapes d'un VHO

- Décision et choix du réseau le plus adéquat ;
- Exécution du VHO.

Toutes ces étapes doivent se dérouler de manière à assurer un VHO *sans coupure* et *pro-actif*. Par "sans-coupure", nous entendons que le VHO doit avoir lieu de manière transparente sans que les couches hautes ne s'en rendent compte, i.e., sans coupure de connexion. Par "pro-actif", il est exprimé l'idée que le TO (Terminal Opportuniste) doit être capable d'obtenir précisément les attentes de l'utilisateur en qualité de service et les performances pouvant être atteintes sur chacun des réseaux détectés, afin de prendre la meilleure décision possible.

Détermination des systèmes actifs dans l'environnement radio

C'est la première étape du VHO. Cette étape est cruciale, car c'est grâce à elle que le terminal opportuniste pourra déterminer la liste des réseaux candidats pour le VHO. En effet, une fois que le TO a réussi à détecter la présence d'un signal, il souhaite connaître le système auquel appartient le signal détecté. Cette identification doit se faire d'une manière passive sans que le TO ne tente des connexions successives à une table de systèmes. Ainsi, des techniques de traitement du signal doivent être développées à cette fin. Dans cette thèse, le chapitre 2 est consacré à cette étape du VHO.

Analyse de la qualité des systèmes détectés

Une fois les systèmes présents identifiés, le TO entreprend une série de mesures de métriques informatives sur la qualité du lien pouvant être atteinte sur chaque réseau. Le HHO est généralement déclenché en se basant sur la métrique de la puissance du signal reçu. Malheureusement, cette métrique n'est pas suffisante pour déclencher un VHO. Afin, de tirer profit au maximum de la nature hétérogène de l'environnement radio, l'utilisateur doit se connecter au réseau satisfaisant au mieux ses attentes en QoS. Pour trouver le meilleur système, la procédure de handover requiert plus d'informations et de paramètres afin de décider vers quel système il doit basculer. Ces informations et paramètres sont plus communément connus sous le nom de "*métriques de handover*". Ce sont des paramètres mesurés par le TO, afin de donner une indication sur la faisabilité du VHO et aider au choix du système cible. En plus du rapport signal à bruit, pour un VHO il y a des paramètres additionnels à prendre en considération, par exemple : le débit effectif, état de la batterie, la zone de couverture, le coût d'accès, la sécurité, les services disponibles, . . .

Afin de garantir un VHO transparent à l'utilisateur, nous proposons d'effectuer des estimations passives de ces métriques. Cette particularité est très importante, car nous désirons que le terminal arrive à regrouper un maximum d'informations sans devoir au préalable se connecter aux réseaux détectés, permettant d'économiser des ressources en temps et en énergie. Cette estimation passive n'est possible qu'à partir d'observations effectuées sur la couche physique. Ainsi, dans les chapitres 3, 4 et 5, nous montrons comment certaines métriques peuvent être estimées à partir des signaux observés sur la couche physique, et proposons des algorithmes qui permettent de les estimer.

Décision et choix du réseau le plus adéquat

Une fois les métriques de VHO identifiées, afin de prendre une décision, ces informations sont transmises aux couches hautes du modèle OSI (Open Systems Interconnection). Cette décision est prise en fonction des besoins en QoS de l'application utilisée par l'utilisateur. Dès que la décision est prise et que le réseau cible est choisi, la procédure d'exécution du VHO est déclenchée.

Exécution du Vertical Handover

Une fois le réseau cible choisi, la connexion a besoin d'être basculée du réseau actuel vers le réseau choisi de la manière la plus transparente qui soit. Cette dernière étape englobe aussi les étapes d'authentification, d'autorisation et de transfert d'identité de l'utilisateur vers le nouveau point d'accès. Le fait que le terminal doit être

capable de basculer d'un réseau à autre, fait que le terminal doit être doté d'une architecture radio flexible (ou radio logicielle) qui lui permet de changer ses paramètres de connexion afin de s'adapter au réseau choisi par le processus de VHO.

Ces deux dernières étapes ne sont pas traitées dans ce manuscrit, car elles nécessitent le développement d'algorithmes *cross-layer*, qui effectuent une fusion entre les données collectées et les besoins en QoS dictés par les couches applications. Ce type d'algorithmes ne relève pas de notre domaine de recherche.

3 Architecture possible d'un terminal opportuniste

Une architecture possible et imaginable de notre récepteur est basée sur la Radio logicielle ou Software Defined Radio (SDR). Une SDR est un récepteur et éventuellement émetteur radio réalisé principalement par logiciel et dans une moindre mesure par matériel.

Les composantes principales d'une radio logicielle sont : l'*unité de traitement Radio fréquence (RF)*, et l'*unité de traitement en bande de base* (figure 1.4) [29]. Ces deux unités sont contrôlées par un *bus de contrôle* qui permet d'ajuster leur re-configuration en fonction des variations de l'environnement RF.

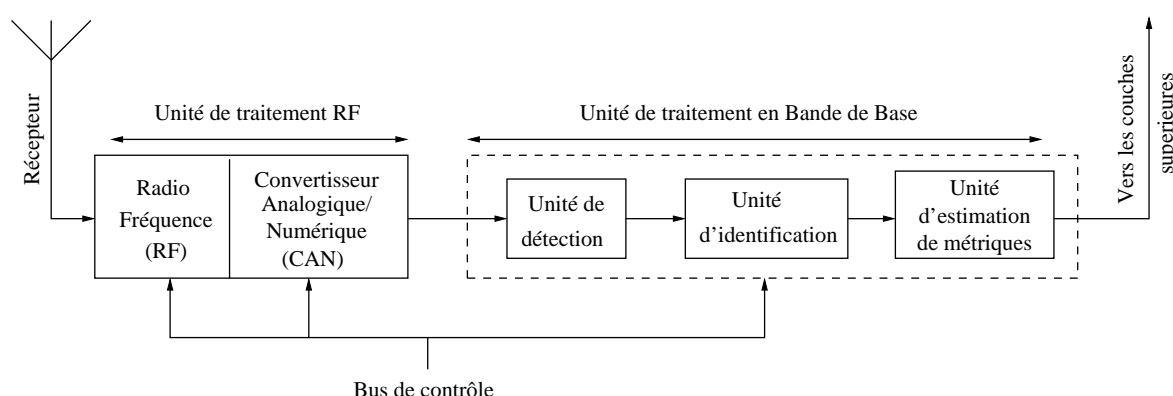


FIGURE 1.4 – Architecture possible d'un terminal opportuniste capable d'entreprendre un VHO.

Dans l'unité de traitement RF, le signal reçu est amplifié, mixé, et numérisé par le convertisseur Analogique/Numérique. On suppose que le terminal opportuniste possède un nombre fini de sous-bandes à balayer. Ainsi, comme le signal présent *a-priori*, est incluse dans une bande connue, il est possible de choisir une fréquence d'échantillonnage qui respecte la règle de Shannon-Nyquist. Dans un système OFDM, la bande B est

approximée par le nombre de sous-porteuses que multiplie l'espacement entre sous-porteuses, ainsi la période d'échantillonnage T_e doit vérifier la condition suivante : $T_e < 1/B$. Comme différents systèmes OFDM peuvent avoir différents paramètres de modulation, l'unité de traitement RF doit générer autant de sorties dédiées à l'unité de traitement en bande de base que de systèmes compatibles avec notre récepteur.

Dans l'unité de traitement en bande de base, afin d'extraire l'information des échantillons reçus de l'unité RF, les traitements qui suivent peuvent être réalisés de façon logicielle : filtrage, démodulation, décodage, ... Ces traitements sont réalisés à l'aide d'un microprocesseur dédié au traitement du signal (DSP, digital signal processor) ou de toutes autres composants électroniques programmables. Cela confère une universalité et une grande adaptabilité de l'émetteur/récepteur. En effet, il suffit de changer ou d'adapter le logiciel pour fonctionner avec un système radio différent. C'est dans cette dernière unité, que les modules de détection, d'identification, et d'estimation de métriques devront être implémentés. En effet, après avoir observé un certain nombre d'échantillons sur une bande de fréquences donnée, le TO examine d'abord si cette bande est libre ou occupée. Si cette bande est occupée, le TO identifie le système présent. Si le système présent est un système qui intéresse le TO, celui ci, examine la qualité du lien avec ce système en estimant des métriques de qualité de service. Une fois toutes ces informations regroupées, elles sont remontées vers les couches hautes du modèle OSI, afin de prendre une décision.

Les algorithmes que nous proposons dans cette thèse doivent être implémentés dans l'unité de traitement de base sur la figure 1.4. Plus précisément, les algorithmes proposés au chapitre 2, sont implémentés dans le module d'identification de systèmes et les algorithmes proposés dans les chapitres 3, 4 et 5 doivent être implémentés dans le module d'estimation de métriques.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la radio opportuniste telle que nous l'étudierons dans cette thèse, défini le VHO et introduit les problématiques de traitement du signal qu'il soulève. Nous avons précisé à quelles étapes de ce dernier cette thèse s'intéresse et enfin proposé une architecture possible du récepteur.

Chapitre 2

Identification de Systèmes OFDM

Résumé

Dans un contexte d'architecture Radio Cognitive, un récepteur opportuniste doit identifier les réseaux actifs dans son environnement radio. Dans ce chapitre, nous proposons une méthode d'identification de systèmes utilisant la technique de modulation OFDM. La méthode que nous proposons, utilise comme signature d'identification les motifs de pilotes déjà présents sur ces systèmes. Ces pilotes sont généralement insérés pour des besoins de synchronisation ou d'estimation de canal. La technique proposée est applicable à plusieurs systèmes existants (comme LTE, WiMAX, WiFi, ...). Elle ne nécessite pas la connaissance de la manière avec laquelle les pilotes ont été générés et possède un faible coût de calcul. Nous proposons aussi une structure GLRT de pré-détection aveugle qui ne nécessite aucune information sur les pilotes, cette structure permet une économie en ressource dans les cas où le récepteur doit balayer un nombre important de systèmes et/ou doit se synchroniser avec la station de base.

1 Introduction

L'identification des systèmes actifs dans l'environnement d'un Terminal Opportuniste (TO), est une étape cruciale qui se pose principalement dans deux cas de figure :

- Lorsque le TO désire effectuer sa première connexion à un réseaux sans fil ;
- Lorsque le TO désire effectuer un Vertical Hand-Over (VHO).

Le premier cas de figure se pose à l'arrivée du TO dans un nouvel environnement radio. En désirant se connecter à un réseau donné, il doit configurer ses paramètres de communication en adéquation avec celui-ci. Comme le TO ne connaît pas quels sont les réseaux présents, il devra d'abord effectuer une identification de systèmes.

Le premier cas de figure quant à lui, se pose quand le réseau auquel est connecté le TO ne satisfait plus ses besoins en qualité de service, le TO se trouve donc dans l'obligation de quitter celui-ci et de se connecter à autre réseau offrant une meilleure qualité de service. Malheureusement, le TO ne dispose d'aucune information sur les autres réseaux actifs et doit donc d'abord les identifier.

Dans un contexte d'allocation spectrale statique, le TO peut facilement vérifier la présence de différents systèmes en se positionnant sur la bande de fréquence qui leur est allouée et en effectuant ou bien une détection d'énergie, un filtre adapté, ou bien toutes autres techniques connues pour le *spectrum sensing* dans la littérature [30, 31]. Malheureusement, comme déjà souligné, dans une architecture radio cognitive, les bandes de fréquences utilisées par les stations de base changent de manière dynamique dans le temps et l'espace. La fréquence porteuse n'est plus discriminante et dans ces conditions, le TO doit être capable d'identifier les systèmes actifs avec qui il est compatible. En supposant que le spectre est divisé en un nombre fini de sous bandes, le but est donc de développer des algorithmes d'identification appliquées à chacune des sous-bandes. Une approche intuitive serait d'identifier ces systèmes en effectuant une inter-corrélation entre le signal observé et la séquence de préambule connue du réseau d'intérêt. Malheureusement, cette approche possède l'inconvénient d'introduire des délai de détection assez longs. Par exemple, pour le réseau IEEE 802.22 [14], le préambule de la supertrame n'est broadcastée que toutes les 160 ms. A partir du moment où le TO, doit scruter plusieurs sous-bandes, un tel délais ne peut être toléré et rend cette approche inutilisable. Dans ce chapitre, on propose une solution alternative qui exploite le motif des pilotes utilisé de manière unique par chaque standard.

On peut classer les techniques d'identification de systèmes OFDM en quatre groupes :

- Le premier groupe [32, 33, 34, 35, 36, 37, 38], est un groupe de techniques dites aveugles, au sens où elles n'utilisent aucune information *a priori* sur le système à détecter. Ces techniques utilisent l'espacement entre sous-porteuse comme signature discriminante. Malheureusement, ces techniques ont un coût de calcul élevé. De plus, sur une architecture radio cognitive convergeant vers

- une couche physique unique, l'espacement entre sous-porteuses risque de ne plus être une signature discriminante.
- Les techniques appartenant au second groupe, utilise la même signature que le premier groupe, mais exploitent quant à elles, certaines propriétés temporelles des signaux OFDM, notamment la cyclo-stationnarité introduite par le préfixe cyclique [39, 40, 41] pour estimer l'espacement entre sous-porteuses. Malheureusement, ces techniques possèdent l'inconvénient d'être sensibles à la taille du préfixe cyclique, mais aussi au rapport entre la taille du canal et la taille du préfixe cyclique, i.e, plus la taille du canal est proche de la taille du préfixe cyclique plus les performances se dégradent.
 - Les techniques du troisième groupe d'approches, proposent d'intégrer des signatures spécifiques dans la couche physique du systèmes [42, 43]. Ces signatures proposées doivent être toujours présentes. Par exemple, les auteurs en [42, 43] proposent de dédier un certain nombre de sous porteuses pour la signalisation, et de créer une certaine corrélation entre elles pour avoir une cyclostationnarité du signal détectable en réception. Malheureusement, cette approche possède l'inconvénient d'introduire de l'information non utile dite *overhead* et de ce fait diminuer le débit utile. De plus, cette approche n'est pas utilisable pour les systèmes existants car elle nécessite des modifications au niveau de la couche physique.
 - Enfin, une dernière approche a été proposée en [44, 45], où les auteurs ont proposé d'exploiter le motif des pilotes, qui est une signature intégrée dans plusieurs systèmes OFDM comme (WiFi, WiMAX, LTE). Les pilotes sont généralement insérés pour d'autres fins, comme l'estimation du canal [46, 47, 48] et la synchronisation [49, 50]. Cette approche est plus efficace car elle n'introduit pas d'information non-utile dans le réseau. La technique proposée en [45] est malheureusement dédiée à des configurations particulières de pilotes et sous l'hypothèse que la séquence de pilotes est finie. Dans [44], deux approches distinctes ont été proposées exploitant certaines propriétés des pilotes. La première, propose d'exploiter la corrélation parfois introduite entre paires de pilotes. Dans ce cas, les auteurs démontrent qu'une cyclostationnarité du signal est détectable en réception et l'exploite comme signature. Une seconde technique, propose d'exploiter le fait que ces pilotes sont générés par une séquence pseudo aléatoire de polynôme générateur bien connu. Ces deux techniques requièrent de l'utilisateur la connaissance de la position des pilotes ainsi qu'une information sur la manière dont ils ont été générés. Cependant, la deuxième information n'est pas toujours présente sur certains systèmes, ce qui rend ces techniques pas toujours applicables.

En remarquant que les pilotes sont des signaux Phase Shift Keying (PSK), BPSK (WiFi ou WiMAX) ou QPSK (LTE), nous développons ici une technique qui agit sans connaissance de la corrélation entre pilotes ni de la m -séquence utilisée pour les générer.

Ainsi, cette technique peut être appliquée pour n'importe quel système OFDM. On développe dans ce qui suit un test de log-vraisemblance généralisé qui estime le gain du canal, la séquence des pilotes, la variance du bruit, mais aussi une synchronisation temps-fréquence. Nous montrons aussi comment il est possible d'exploiter la corrélation introduite entre paires de pilotes, quand celle-ci est présente, et d'atteindre ainsi un gain en performances.

Ce chapitre est organisé comme suit : dans la section 2, nous introduisons le modèle du signal. Nous faisons un bref rappel sur les systèmes OFDM assistés par pilotes dans la section 3. Dans la section 4, nous introduisons la technique Pilot Induced Cyclostationarity proposée dans [44]. Un premier détecteur GLRT est développé en section 5. Une structure de pré-détection permettant une économie de ressources est introduite en section 6. Dans la section 7, nous introduisons un deuxième GLRT permettant une identification cette fois-ci. Un résumé détaillé de la structure globale de l'identificateur tel que nous le proposons est réalisé en section 8. Enfin, la section 9 conclut le chapitre.

2 Modèle du signal

Considérons un signal OFDM constitué de \mathcal{N}_{sc} sous-porteuses, un préfixe cyclique de taille D , le signal discret exprimé en bande de base est donné par l'expression suivante :

$$x(m) = \sqrt{\frac{E_s}{\mathcal{N}_{sc}}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} \sum_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} c_{n,k} e^{2i\pi \frac{k}{\mathcal{N}_{sc}} (m-D-n(\mathcal{N}_{sc}+D))} g(m - n(\mathcal{N}_{sc} + D)) \quad (2.1)$$

où E_s est la puissance moyenne du signal, n et k sont les indices temps et fréquence respectivement, $c_{n,k}$ est le n^{ieme} symbole transmis sur la sous-porteuse k , D est la taille du préfixe cyclique, et $g(m)$ est la réponse impulsionnel du filtre de mise en forme.

Soit $\{h(l)\}_{l=0}^{L-1}$ la réponse impulsionnelle du canal de propagation en bande de base. Dans le développement de notre algorithme, nous supposons que le canal est invariant dans le temps et que $L < D$. Cependant, les résultats de simulations que nous présentons en section 5.4, montrent que notre algorithme reste robuste à des variations lentes du canal. Ainsi, les échantillons reçus par le terminal TO s'expriment de la manière suivante :

$$y(m) = \sum_{l=0}^{L-1} h(l)x(m-l) + w(m), \quad (2.2)$$

où le bruit $w(m)$ est un processus circulaire symétrique blanc Gaussien, d'une moyenne nulle et de variance σ^2 , i.e, $w(m) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$.

A la réception, après extraction du préfixe cyclique, application d'une FFT, et en supposant une synchronisation temps-fréquence parfaite, on peut facilement démontrer que les symboles $c_{n,k}$ sont accessibles via l'observation $Y_{n,k}$ exprimée comme suit :

$$\begin{aligned} Y_{n,k} &\triangleq \frac{1}{\sqrt{N_{sc}}} \sum_{m=0}^{N_{sc}-1} y[n(N_{sc} + D) + D + m] e^{-2i\pi \frac{km}{N_{sc}}}, \\ &= H_k c_{n,k} + W_{n,k}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

où $\mathbf{H} = [H_0, H_1, \dots, H_{N_{sc}}] = \sqrt{\frac{E_s}{N_{sc}}} \text{FFT}[h(0), h(1), \dots, h(L-1), 0, \dots, 0]$ est la réponse fréquentielle du canal. Sachant que la transformation induite par l'équation (2.3) est orthonormale, le processus bruit $W_{n,k}$ exprimé dans (2.3) est donc lui aussi circulaire symétrique blanc Gaussien, d'une moyenne nulle et de variance σ^2 .

3 Systèmes OFDM assistés par pilotes

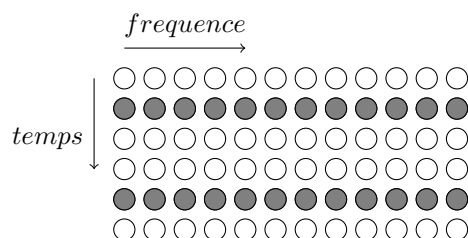
Les pilotes sont des séquences connues par le récepteur et introduite par l'émetteur sur certaines positions afin de permettre une synchronisation [49, 50] et une estimation du canal [46, 47, 48] à la réception. Ainsi, les symboles $c_{n,k}$ de l'équation (2.1), sont soit des symboles de donnée $d_{n,k}$ soit des symboles pilotes $p_{n,k}$, répartis de la manière suivante :

$$c_{n,k} = \begin{cases} p_{n,k} & \text{si } (n, k) \in \mathcal{P}, \\ d_{n,k} & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.4)$$

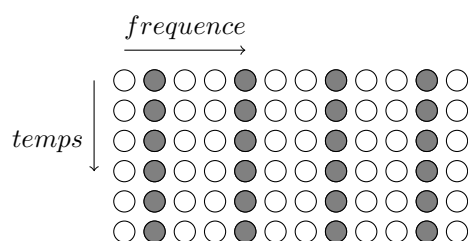
où le motif de pilotes \mathcal{P} représente l'ensemble de tous les indices des positions de pilotes $\nu = (n, k)$ dans le plan temps-fréquence, tel que n et k sont les indices temps et fréquence respectivement d'un pilote. Dans le développement de notre algorithme l'ensemble \mathcal{P} est supposé connu par le terminal TO. Les symboles de données $d_{n,k}$, sont supposés indépendants et identiquement distribués (i.i.d). Notons que les pilotes appartiennent à des constellations BPSK ou QPSK dans tous les systèmes existants à ce jour. Cette particularité nous intéresse car elle nous permet dans la suite d'estimer la séquence des pilotes.

Trois types de configurations de motif de pilotes sont possibles dans les systèmes OFDM. En premier lieu, nous citons la configuration *block type*, cette configuration est souvent dédiée à des cas où le canal varie lentement dans le temps, mais rapidement en fréquence. Les pilotes sont insérés sur toutes les sous-porteuses avec une certaine période K (figure 2.1(a)). En second lieu, nous citons la configuration *comb-type*, cette configuration est dédiée aux canaux qui varient rapidement dans le temps mais lentement en fréquence. Les pilotes sont insérés sur certaines sous-porteuses pour tous les symboles OFDM (figure 2.1(b)). Le dernier arrangement est un arrangement de type

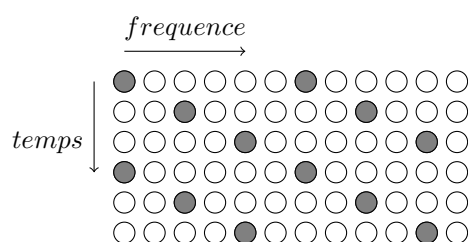
circulaire. Dans cette configuration, les sous porteuses dédiées aux pilotes changent de manière circulaire (figure 2.1(c)). Cette configuration est dédiée à des cas où le canal varie en temps et en fréquence, le motif de pilotes possède une périodicité en temps K , tel que si (n, k) est une position de pilotes alors $(n + K, k)$ est aussi une position de pilotes, sur la figure 2.1(c) la périodicité vaut $K = 3$.



(a) Configuration Block-type



(b) Configuration Comb-type



(c) Configuration Circular

○ Données ● Tons pilotes

FIGURE 2.1 – Exemples de configurations des pilotes : (a) Block-type, (b) comb-type, (c) circulaire.

Comme indiqué dans l'introduction, le motif de pilotes est une signature bien discriminante des systèmes OFDM. En effet, d'un système à un autre, le motif de pilote change, sur la figure 3 nous avons illustré trois exemples de motifs de pilotes pour les systèmes WiMAX Mobile, LTE et IEEE 802.22. Les motifs illustrés sont des *clusters* ou ensembles, ces ensembles sont répétés autant de fois que nécessaire afin d'atteindre le nombre total de sous-porteuses. Par exemple, la figure 2.3 illustre la configuration

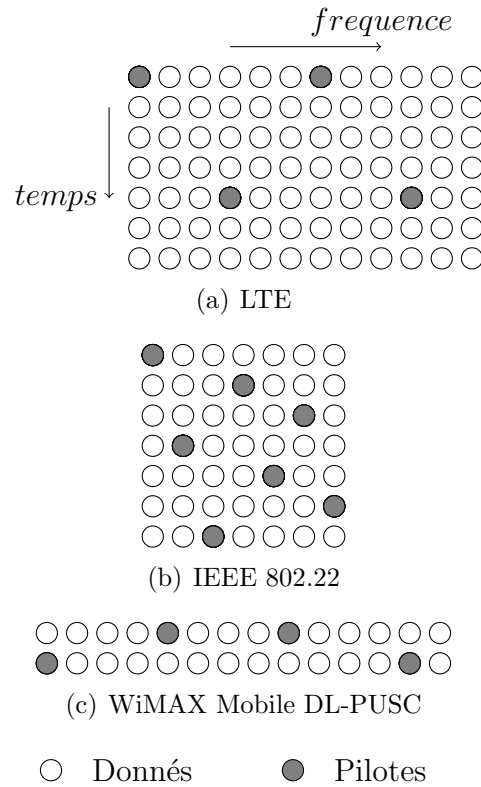


FIGURE 2.2 – Quelques exemples de motifs de pilotes de systèmes OFDM

des sous-porteuses pour un signal *DownLink-Partial Usage of Subchannels* (DL-PUSC), WiMAX Mobile IEEE 802.16e. La configuration illustrée sur cette figure est telle que $\mathcal{N}_{sc} = 512$ sous-porteuses (taille de la FFT), incluant 360 *sous-porteuses de données*, 60 *sous-porteuses pilotes* and 92 *sous-porteuses nulles* (46 pour l'intervalle de garde gauche, 45 pour l'intervalle de garde droit et une sous-porteuse DC). Les pilotes sont dédiés à des fins d'estimation de canal ou de synchronisation et sont généralement connus par le récepteur (mais inconnus par le TO). Aucun signal n'est transmis sur les sous porteuses nulles, afin de permettre au signal de s'évanouir progressivement et de naturellement créer la forme d'un filtre *brick wall* [2]. Dans cette exemple le motif a une dimension de 14 sous-porteuses \times 2 temps-symboles et l'ensemble \mathcal{P} est défini comme suit :

$$\mathcal{P} = \{(n, k(n, n_c, q)) \mid n_c = 0, \dots, 29, n \in \mathbb{Z} \quad q \in \{0, 1\}\}. \quad (2.5)$$

où

$$k(n, n_c, q) = \begin{cases} 50 + 14n_c + 4q, & n_c < 15 \text{ et } n \text{ est pair,} \\ 50 + 14n_c + 4q + 1, & n_c \geq 15 \text{ et } n \text{ est pair,} \\ 46 + 14n_c + 4q, & n_c < 15 \text{ et } n \text{ is impair,} \\ 46 + 14n_c + 4q + 1, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.6)$$

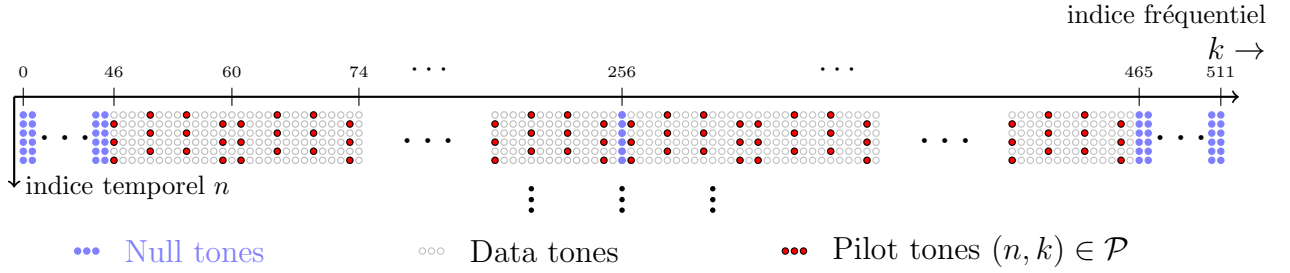


FIGURE 2.3 – Exemple d’une configuration de motifs de pilotes (802.16e WiMax DL-PUSC), $\mathcal{N}_{sc} = 512$ sous-porteuses incluant 360 *sous-porteuses de données*, 60 *sous-porteuses pilotes* and 92 *sous-porteuses nulles* (46 pour l’intervalle de garde gauche, 45 pour l’intervalle de garde droit et une sous-porteuse DC) [2].

4 Pilot Induced Cyclostationarity (PIC)

Dans ce qui suit, nous effectuons un bref rappel de l’état de l’art des techniques d’identifications exploitant la position des pilotes (ainsi qu’une connaissance sur la manière dont ils ont été générés). Dans l’étant actuel de nos connaissances, la technique la plus récente est la PIC (Pilot Induced Cyclostationarity) [44]. Cette technique nous servira de base de comparaison lors de l’évaluation de nos algorithmes.

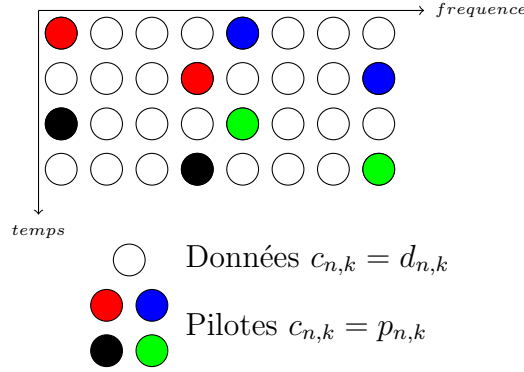
Cette technique exploite la corrélation entre paire de pilotes, parfois présente sur certains systèmes. En effet, les séquences de pilotes sont parfois construites tel que :

$$p_{n,k} = p_{n+q,k+q'} e^{i\varphi} \quad (2.7)$$

où $(q, q') \in \mathbb{Z}^2$, $\varphi \in \{0, \pi\}$. Un exemple est illustré dans la figure 4, où $\mathcal{N}_{sc} = 8$, $q = 1$ et $q' = 3$. Les pilotes corrélés sont représentés de la même couleur. Dans cette figure, le motif est périodique de période $K = 2$. Dans de tels cas, en choisissant judicieusement les paramètres q, q' et K , il est possible de créer une signature spécifique au système, définie comme suit

$$S \triangleq \{(k, k + q, q', K)\} \quad (2.8)$$

Sur cette figure, la signature utilisée est $S = \{(0, 3, 1, 2), (4, 7, 1, 2)\}$, avec $\mathcal{N}_{sc} = 8$ et une valeur connue du préfixe cyclique D non visible sur la figure.


 FIGURE 2.4 – Exemple d’une signature de pilotes, $\mathcal{N}_{sc} = 8$, $q = 1$ et $q' = 3$.

Les auteurs en [44] montrent que les systèmes possédants une telle signature ont la particularité d’avoir une fonction d’inter-corrélation $R_{c^{(k,k+q')}}(n, q) = \mathbb{E}[p_{n,k}p_{n+k,q'}^*]$ périodique qui admet donc une représentation en série tel que :

$$R_{c^{(k,k+q')}}(n, q) = \sum_{\alpha \in \mathcal{A}_{c_{n,k}c_{n+k,q'}}} R_{c^{(k,k+q')}}^\alpha(q) e^{-i2\pi\alpha n}, \quad (2.9)$$

où $R_{c^{(k,k+q')}}^\alpha(q)$ est la fonction d’inter-corrélation cyclique (Cyclic Cross-Correlation Function : CCCF), définie comme suit :

$$R_{c^{(k,k+q')}}^\alpha(q) = \lim_{\mathcal{M}_s \rightarrow +\infty} \frac{1}{2\mathcal{M}_s + 1} \sum_{n=-\mathcal{M}_s}^{\mathcal{M}_s} \mathbb{E}[p_{n,k}p_{n+k,q'}^*] e^{-i2\pi\alpha n}, \quad (2.10)$$

où les fréquences cycliques $\alpha \in \mathcal{A}_{c_{n,k}c_{n+k,q'}} \triangleq \{(m - \lfloor K/2 \rfloor), m \in \{0, 1, \dots, K-1\}\}$ vérifient que $R_{c^{(k,k+q')}}^\alpha(q) \neq 0$, et où $\lfloor \cdot \rfloor$ est la partie entière de son argument. Les auteurs ont donc proposé d’effectuer une identification de systèmes par l’évaluation de l’énergie de la CCCF aux fréquences cycliques $\alpha \in \mathcal{A}_{c_{n,k}c_{n+k,q'}}$.

Cette cyclo-stationnarité se répercute aussi sur le signal observé dans le domaine fréquentiel exprimé dans l’équation (2.3). On démontre alors facilement que la CCCF dans ce cas s’écrit comme suit :

$$R_{Y^{(k,k+q')}}^\alpha(q) = R_{c^{(k,k+q')}}^\alpha H_k H_{k+q'}^*. \quad (2.11)$$

En observant \mathcal{M}_s symboles OFDM, l’énergie de la CCCF de $Y_{n,k}$ et de $Y_{n,k+l}$ est évaluée à l’aide de la fonction suivante :

$$J_{PIC} = \sum_{k \in \zeta} \left(\sum_{\alpha \in \mathcal{A}_{k,k+q'}} |R_{Y^{(k,k+q')}}^\alpha(q)|^2 \right), \quad (2.12)$$

où

$$R_{Y^{(k,k+q')}}^\alpha(q) = \frac{1}{\mathcal{M}_s - \ell} \sum_{n=0}^{\mathcal{M}_s - q - 1} Y_{n,k} Y_{n+q,k+q'}^* e^{-i2\pi\alpha n}, \quad (2.13)$$

et $\zeta = \{k | \mathcal{A}_{k,k+q'} \neq \emptyset \text{ et } q + K < \mathcal{M}_s\}$. La décision est par la suite faite en comparant la fonction coût J_{PIC} à un seuil de décision positive. Si la valeur de J_{PIC} est supérieure à ce seuil alors le système utilisant le motif de pilotes vérifiant la relation décrite dans l'équation (2.7) est présent, sinon il est absent.

Malheureusement, il existe certains systèmes qui ne prévoient pas cette corrélation. Cette technique sera ainsi inutilisable, d'où la nécessité de proposer une nouvelle technique qui ne requiert pas cette information pour identifier le système.

5 Algorithme de détection proposé

5.1 Détecteur GLRT-1

Les échantillons observés sur l'équation (2.3) peuvent être stockés dans une matrice telle que :

$$\mathbf{Y} \triangleq \begin{bmatrix} Y_{1,0} & Y_{1,1} & \dots & Y_{1,\mathcal{N}_{sc}-1} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ Y_{\mathcal{M}_s,1} & Y_{\mathcal{M}_s,2} & \dots & Y_{\mathcal{M}_s,\mathcal{N}_{sc}-1} \end{bmatrix}. \quad (2.14)$$

Nous considérons le test statistique suivant : Soit \mathcal{H}_0 (respectivement \mathcal{H}_1) l'hypothèse où le signal OFDM du système à identifier est absent (respectivement présent), i.e.,

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 & : \text{Présence de bruit seulement;} \\ \mathcal{H}_1 & : \text{Système utilisant le motif } \mathcal{P} \text{ est actif.} \end{cases} \quad (2.15)$$

Sous \mathcal{H}_0 , seul le terme de bruit est présent dans l'équation (2.3) et les signaux observés sont donc i.i.d Gaussien. Il s'en suit que la fonction de vraisemblance s'écrit comme suit :

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0, \sigma^2) = \frac{1}{|\pi\sigma^2|^{\mathcal{M}_s\mathcal{N}_{sc}}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{Y}\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (2.16)$$

où $\|\mathbf{Y}\|^2 = \text{trace}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H)$, et $(.)^H$ est l'opération transposée conjuguée.

Dans cette section, on propose un test de log-vraisemblance généralisé dit GLRT pour (Generalized Likelihood Ratio Test) afin de détecter la présence d'un système utilisant le motif de pilot \mathcal{P} .

Sous \mathcal{H}_1 , on suppose que le signal $c_{n,k}$ est présent et réparti selon un motif de pilotes \mathcal{P} tel décrit par l'équation (2.4). Soit $\nu = (n, k)$ exprimant le couple d'indices temps-fréquences. On dénote par $\mathcal{P}_k = \{(n, k) | \forall n\} \cap \mathcal{P}$ l'ensemble des indices des pilotes se trouvant sur une sous porteuse k donnée. Il est claire que $\{\mathcal{P}_k\}_{k=0}^{N_{sc}-1}$ forme une partition de \mathcal{P} . Aussi, on dénote par $\overline{\mathcal{P}}_k = \{(n, k) | \forall n\} - \mathcal{P}$ le sous ensemble de couples temps-fréquence qui ne sont pas des indices de pilotes sur une sous porteuse donnée k . Le cardinal d'un ensemble \mathcal{A} est noté par $|\mathcal{A}|$. Vu que le transmetteur utilise l'AMC (Adaptive Modulation and Coding), et ne disposant d'aucune information sur la distribution des données reçues, on suppose que les échantillons appartenant à la même sous-porteuse k , suivent une loi Gaussienne de moyenne nulle et de variance σ_k^2 , constante sur une sous-porteuse donnée. Ce choix de distribution permet de n'ajouter qu'un seul inconnu (variance) facilement estimable à partir de nos observations. Sous hypothèse que $\nu \in \mathcal{P}$, on a $(Y_\nu - H_k c_\nu; \nu \in \mathcal{P}) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$, et sous ces conditions, on peut écrire :

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1, \sigma^2, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_k^2) = \prod_k \left(\prod_{\nu \in \mathcal{P}_k} \frac{1}{\pi \sigma^2} e^{-\frac{1}{\sigma^2} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2} \prod_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} \frac{1}{\pi \sigma_k^2} e^{-\frac{1}{\sigma_k^2} |Y_\nu|^2} \right), \quad (2.17)$$

où \mathbf{C} est un vecteur de longueur $|\mathcal{P}|$ contenant les symboles pilotes transmis.

En considérant les équations (2.16) et (2.17), le problème de détection d'un système OFDM utilisant un motif de pilot \mathcal{P} peut s'exprimer sous le test d'hypothèse suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0, \sigma^2) = \frac{1}{(\pi \sigma^2)^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}} \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \|\mathbf{Y}\|^2\right), \\ f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1, \sigma^2, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_k^2) = \prod_k \left(\prod_{\nu \in \mathcal{P}_k} \frac{1}{\pi \sigma^2} e^{-\frac{1}{\sigma^2} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2} \prod_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} \frac{1}{\pi \sigma_k^2} e^{-\frac{1}{\sigma_k^2} |Y_\nu|^2} \right). \end{array} \right. \quad (2.18)$$

Afin de construire le détecteur GLR, nous avons besoin de la connaissance de σ^2 , $\{\sigma_k^2\}_{k=0}^{N_{sc}-1}$. Ces quantités sont calculées en utilisant l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance. On maximise dans un premier temps l'équation (2.16) par rapport à σ^2 et ensuite l'équation (2.17) par rapport à $(\sigma^2, \{\sigma_k^2\}_{k=0}^{N_{sc}-1})$ respectivement. On obtient alors :

$$\mathcal{H}_0 : \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}} \|\mathbf{Y}\|^2 \quad (2.19)$$

$$\mathcal{H}_1 : \quad \left\{ \begin{array}{l} \hat{\sigma}_k^2 = \frac{\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2}{|\overline{\mathcal{P}}_k|} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_k \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2}{|\mathcal{P}|} \end{array} \right. \quad (2.20)$$

En remplaçant respectivement ces estimées dans les densités de probabilité ex-

primées par l'équation (2.18), on obtient :

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0, \hat{\sigma}^2) = \frac{e^{-\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}}{\left(\frac{\pi}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}} \|\mathbf{Y}\|^2 \right)^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}}, \quad (2.21)$$

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1, \hat{\sigma}^2, \hat{\sigma}_k^2) = \frac{e^{-\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}}{\left(\frac{\pi}{|\mathcal{P}|} \sum_k \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2 \right)^{|\mathcal{P}|}} \prod_k \left(\frac{\pi}{|\overline{\mathcal{P}}_k|} \sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right)^{-|\overline{\mathcal{P}}_k|} \quad (2.22)$$

A ce stade, on doit maximiser l'équation (2.22) par rapport à \mathbf{C} et \mathbf{H} . Ceci équivaut à minimiser $\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2$ par rapport à H_k et à la séquence de pilotes émise pour tout k tel que $\mathcal{P}_k \neq \emptyset$. Comme souligné précédemment les éléments c_ν sont modulés PSK. Pour ce cas de figure bien particulier, un algorithme optimal rapide a été proposé récemment par S. Gazor *et al.* [51]. Cet algorithme permet l'estimation de symboles PSK dans un environnement à canal invariant dans le temps, moyennant un coup de calcul de $|\mathcal{P}_k| \log_2(|\mathcal{P}_k|)$ (voir annexe A).

Ainsi, on introduit les $\{Y_\nu\}_{\nu \in \mathcal{P}_k}$ à la procédure proposée en [51] pour obtenir les estimées \hat{c}_ν au sens du maximum de vraisemblance des symboles c_ν . Dans ce cas, on peut obtenir les estimées des H_k au sens du maximum de vraisemblance comme suit :

$$\hat{H}_k = \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu. \quad (2.23)$$

En remplaçant le résultat de l'équation (2.23) et les \hat{c}_ν obtenus à la sortie de la procédure proposée en [51] dans l'équation (2.20), l'estimée au sens du maximum de vraisemblance de σ^2 sous hypothèse \mathcal{H}_1 devient :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_k \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right). \quad (2.24)$$

En remplaçant tous les paramètres estimés dans les densités de probabilité exprimées en (2.18), le rapport de vraisemblance est donné par :

$$\begin{aligned} L(\mathbf{Y}, \mathcal{P}) &= \frac{\sup_{\sigma^2, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_k^2} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1, \sigma^2, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_k^2)}{\sup_{\sigma^2} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0, \sigma^2)}, \quad (2.25) \\ &= \frac{\left(\frac{1}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}} \|\mathbf{Y}\|^2 \right)^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}}{\left(\frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_k \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right)^{|\mathcal{P}|} \prod_k \left(\frac{1}{|\overline{\mathcal{P}}_k|} \sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right)^{|\overline{\mathcal{P}}_k|}}. \end{aligned}$$

De manière équivalente, le rapport de log-vraisemblance $\mathcal{L}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}) = \log(L(\mathbf{Y}, \mathcal{P}))$ est :

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}) &= -\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log(\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}) + \mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log(\|\mathbf{Y}\|^2) + |\mathcal{P}| \log(|\mathcal{P}|) \quad (2.26) \\ &\quad - |\mathcal{P}| \log \left(\sum_k \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ &\quad + \sum_k |\overline{\mathcal{P}}_k| \log(|\overline{\mathcal{P}}_k|) - \sum_k |\overline{\mathcal{P}}_k| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right). \end{aligned}$$

Dans ce qui précède, les termes $\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log(\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc})$, $|\mathcal{P}| \log(|\mathcal{P}|)$ et $\sum_k |\overline{\mathcal{P}}_k| \log(|\overline{\mathcal{P}}_k|)$ sont des constantes. Ainsi, on définit le test statistique suivant, pour décider si le motif de pilotes \mathcal{P} est présent ou non :

$$\begin{aligned} \mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}) &= \mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log(\|\mathbf{Y}\|^2) - |\mathcal{P}| \log \left(\sum_k \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ &\quad - \sum_k |\overline{\mathcal{P}}_k| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta_{\text{det}}, \quad (2.27) \end{aligned}$$

Le seuil de détection η_{det} est indépendant du RSB et de la variance du bruit. En effet, on peut facilement vérifier que le test statique exprimé dans l'équation (2.27) est invariant face à la transformation $G(\mathbf{Y}) = \alpha \mathbf{Y}$, où α est un réel positif quelconque. La distribution d'une telle expression est très difficile à trouver, et pour résoudre ce problème le seuil de détection est obtenu par simulation de Monte-Carlo, en supposant que le motif de pilotes \mathcal{P} est absent, de la manière suivante : les statistiques de décision calculées pour 10^4 essais indépendants, en traitant un bruit blanc Gaussien de variance quelconque, sont triées dans l'ordre décroissant, le seuil de décision est choisi comme étant le $\%100 \times P_{\text{fa}}$ centième des échantillons générés. Par exemple, pour une $P_{\text{fa}} = 0.02$, le seuil est choisi comme étant le $0.02 \times 10^4 = 200^{\text{e}}$ échantillon, i.e, de telle manière à ce que $\%100 \times P_{\text{fa}}$ des valeurs obtenues lui soient supérieures (voire exemple en figure 2.5). Cette procédure est résumée dans l'Algorithme 1. Dans la figures 2.6, nous avons

Algorithm 1 Détermination des seuils de décision

- 1 : Calculer le test statistique 10^4 fois en traitant une matrice de bruit blanc de dimension $\mathcal{M}_s \times \mathcal{N}_{sc}$;
 - 2 : Trier ces valeurs dans l'ordre décroissant et les stocker dans un vecteur $\boldsymbol{\eta}$;
 - 3 : Fixer une probabilité de fausse alarme;
 - 4 : Le seuil de décision est égale à l'élément $\boldsymbol{\eta}(P_{\text{fa}} \times 10^4)$;
-

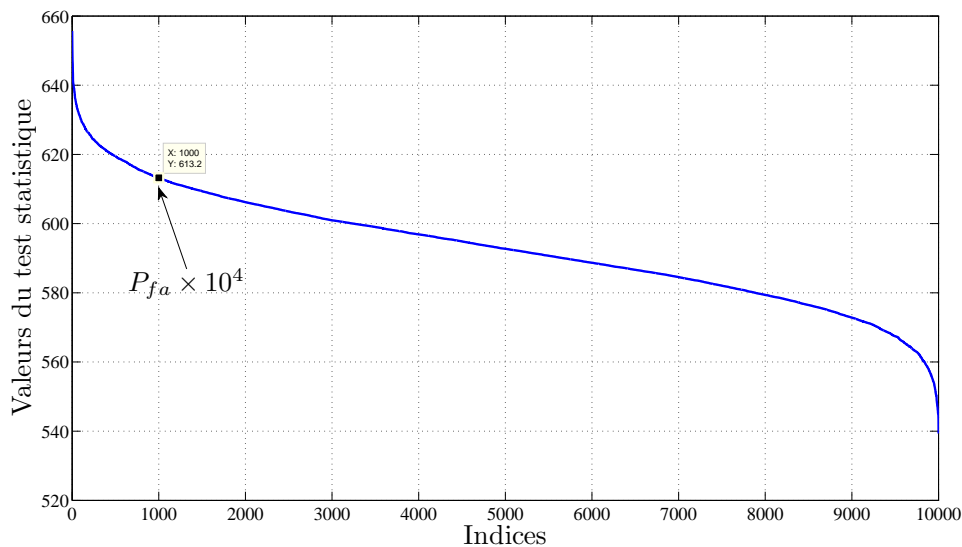


FIGURE 2.5 – Test statistique trié dans l’ordre décroissant, pour 10^4 réalisations de Monte-carlo, $\mathcal{M}_s = 12$ symboles OFDM, exemple pour une $P_{fa} = 0.01$.

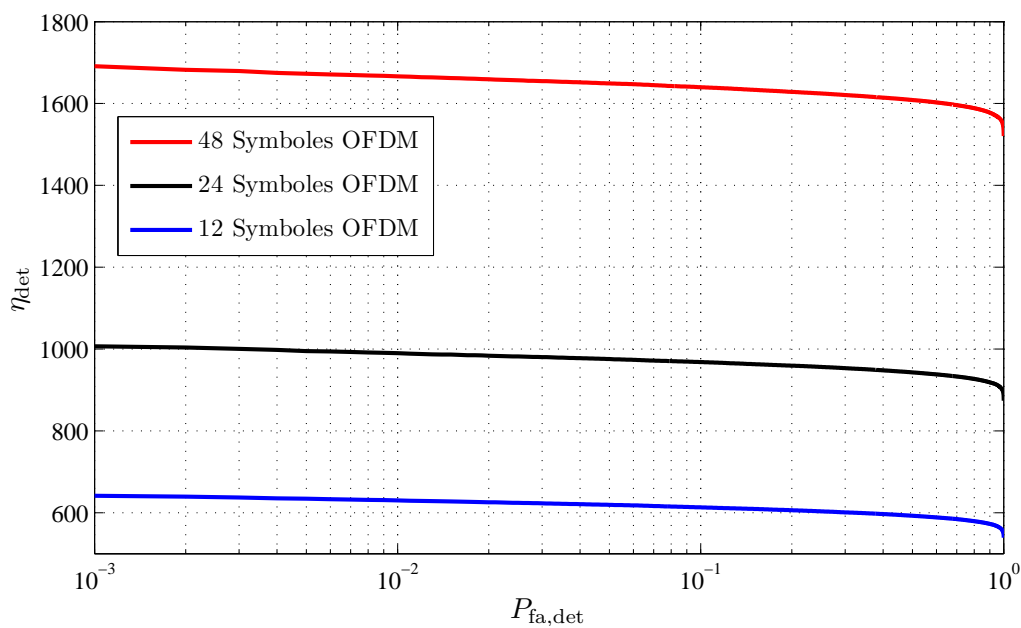


FIGURE 2.6 – Seuil de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme pour le détecteur, un nombre de symboles OFDM valant 12,24 et 48.

illustré les seuils de décision du détecteur, pour un nombre de symboles OFDM variant entre 12 et 48.

Concernant le coût de calcul, l'algorithme proposé utilise une FFT de \mathcal{N}_{sc} -points sur \mathcal{M}_s trames OFDM, détecte $|\mathcal{P}|$ symboles PSK avec l'algorithme proposé en [51]. En prenant en compte la complexité de chaque termes de l'équation (2.27), la complexité de calcul (C.C) globale de l'algorithme proposé est $\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} (2 + \log_2 \mathcal{N}_{sc}) + \sum_k |\mathcal{P}_k| \log_2 |\mathcal{P}_k| + |\mathcal{P}|$. Par exemple, en [44], les auteurs ont considéré un cas de $\mathcal{M}_s = 24$ symboles OFDM observés, 30 paires de pilotes et $\mathcal{N}_{sc} = 2048$. Dans ce cas, la C.C de leur algorithme est de 5.4×10^5 opérations d'Addition-Multiplication, alors que pour notre cas elle est de 6.45×10^5 . Notre algorithme est donc 19% plus complexe que l'algorithme proposé en [44], mais notons que le coût de calcul de la FFT reste dominant. Cette complexité de calcul additionnelle est cependant accompagnée d'informations additionnelles sur les estimées de la variance du bruit, du gain de canal et de la séquence de pilotes, informations cruciales pour la prochaine étape du handover vertical qui consiste à estimer la qualité du lien entre le terminal et la station de base.

5.2 Synchronisation

Tous les calculs conduits jusqu'ici, ont été réalisés sous l'hypothèse de synchronisation parfaite. Malheureusement en pratique, le terminal cognitif ne peut être synchronisé avec un système qu'il n'a pas encore détecté. Dans ce cas l'équation (2.2) n'est plus valide et le signal s'écrit :

$$y(m) = e^{-j(2\pi\varepsilon \frac{m-\tau}{\mathcal{N}_{sc}} + \varphi_0)} \sum_{l=0}^{L-1} h(l)x(m-l-\tau) + w(m), \quad (2.28)$$

où ε est le résidu de porteuse (normalisé par l'espacement entre sous-porteuses), φ_0 est un déphasage initiale, τ est le retard de propagation. On peut tout d'abord observer que le déphasage φ_0 n'a aucun impact sur les performances de notre algorithme, vu que le test statistique est invariant à la transformation $G(y(m)) = y(m)e^{j\varphi_0}$. Cependant, le résidu de porteuse ε et le délai de propagation τ engendre de l'interférence entre sous-porteuses (Inter-Carrier Interference ICI) et de l'interférence inter-symboles (Inter-Symbol Interference ISI) respectivement. En d'autres termes, l'impact de ε et τ apparaît comme un décalage en temps-fréquence inconnu par le terminal cognitif. Une fois le préfixe cyclique supprimé et la FFT appliquée, on obtient :

$$Y_{n,k} \triangleq \frac{1}{\sqrt{\mathcal{N}_{sc}}} \sum_{m=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} y[n(\mathcal{N}_{sc} + D) + D + m - \tau] e^{-2i\pi(\frac{km}{\mathcal{N}_{sc}} + \varepsilon)} \quad (2.29)$$

Afin de se synchroniser, on effectue une recherche exhaustive sur des intervalles d'une certaine largeur en temps et en fréquence, pour compenser le décalage temps-fréquence

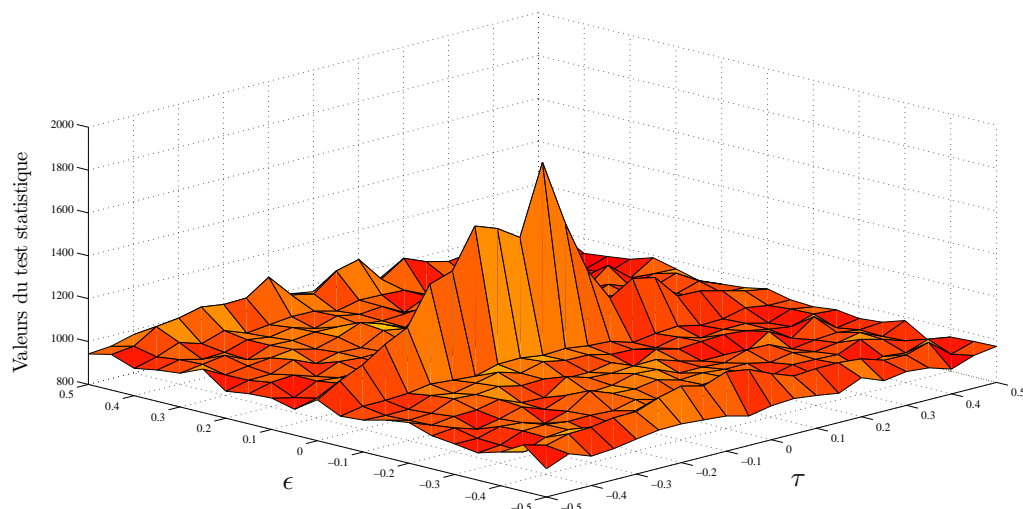


FIGURE 2.7 – Valeur du test statistique en fonction des offset en fréquence et en temps

et se repositionner sur le motif de pilotes. Soit $\mathcal{P}_{\varepsilon,\tau}$ le motif de pilotes décalé en temps-fréquence, on définit le test statistique suivant :

$$\max_{(\varepsilon,\tau)} \{ \mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}_{\varepsilon,\tau}) \} \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta, \quad (2.30)$$

où \mathcal{T} est défini par l'équation (2.27). Il est évident que $(\hat{\varepsilon}, \hat{\tau}) = \arg \max_{\varepsilon,\tau} \{ \mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}_{\varepsilon,\tau}) \}$ sont des estimées au sens du maximum de vraisemblance de ε et τ . Par conséquent, ce détecteur effectue une synchronisation temps-fréquence en parallèle de la détection.

Dans la figure 5.2, nous avons illustré le test statistique en fonction des offsets en temps et en fréquence. Nous avons fait varier, ε dans l'intervalle $[-0.5, 0.5]$, et τ dans l'intervalle $[-0.5(N + D), 0.5(N + D)]$. Le critère est bien maximum pour le couple $(\varepsilon, \tau) = (0, 0)$.

5.3 Exploitation de la corrélation introduite entre paire de pilotes dans certains systèmes, détecteur EC-GLRT (Exploited Correlation-GLRT)

Dans cette section, on démontre qu'en utilisant la corrélation souvent introduite entre paires de pilotes, on arrive à améliorer les performances de l'algorithme proposé et

atteindre de meilleures performances que [44] et ce en utilisant les mêmes informations en entrée.

Les pilotes sont souvent corrélés paire par paire, comme mentionné dans la section 4, i.e. :

$$p_{n,k} = p_{n+q,k+q'} e^{i\varphi} \quad (2.31)$$

où $(q, q') \in \mathbb{Z}^2$, $\varphi \in \{0, \pi\}$. Dans l'algorithme développé en section 5, cette corrélation n'a pas été exploitée, et l'algorithme a été obtenu sans tirer partie de cette propriété. En prenant en compte cette corrélation, il est possible d'améliorer l'estimateur de la variance du bruit et par suite d'obtenir de meilleures performances.

On rappelle que suivant l'équation (2.20), l'estimateur au sens de maximum de vraisemblance de la variance du bruit sous \mathcal{H}_1 est :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_k \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2.$$

Soit \mathcal{C} , l'ensemble des indices des sous porteuses contenant des pilotes, i.e., tel que $\mathcal{P}_k \neq \emptyset$. Et soit $\{\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2\}$ une partition de \mathcal{C} satisfaisant la condition suivante : si $k \in \mathcal{C}_1$ alors $k + q \in \mathcal{C}_2$. On définit le couple d'indices temps-fréquences introduit en (2.7) par $\delta = (q, q')$, et $\nu + (q, q') \triangleq (n + q, k + q')$. Il est évident que si $\nu \in \mathcal{P}_k$ alors $\nu + \delta \in \mathcal{P}_{k+q}$. L'estimateur de σ^2 peut être alors exprimé comme suit :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_{k \in \mathcal{C}_1} \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \|[Y_\nu \ Y_{\nu+\delta}] - [H_k \ H_{k+q'} e^{i\varphi}] p_\nu\|^2, \quad (2.32)$$

en maximisant cette quantité par rapport à tous les $\{p_\nu\}_{\nu \in \mathcal{P}_k}$ pour $k \in \mathcal{C}_1$, l'estimateur au sens du maximum de vraisemblance est obtenu par :

$$\{p_\nu\}_{\nu \in \mathcal{P}_k} = \arg \max_{p_\nu, \phi} \Re \left\{ \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} p_\nu^H (Y_\nu + e^{j\phi} Y_{\nu+\delta}) \right\}, \quad (2.33)$$

où $\Re\{\cdot\}$ représente la partie réelle d'un nombre complexe, et $\phi = \theta_{k+q} - \theta_k + \varphi$, tel que θ_k, θ_{k+q} sont les phases de la réponse fréquentielle du canal sur les sous-porteuses k et $k + q$. Une fois encore, ce problème est le même problème traité par [51] pour des signaux PSK. Cependant, cette fois ci, on doit trouver une estimée de ϕ , avant de pouvoir utiliser la procédure proposée en [51]. L'estimée au sens du M.V de ϕ est donnée par :

$$e^{j\hat{\phi}} = \frac{\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} Y_{\nu+\delta}^H Y_\nu}{\left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} Y_{\nu+\delta}^H Y_\nu \right|}. \quad (2.34)$$

Donc, pour tout $k \in \mathcal{C}_1$, on introduit le vecteur contenant les éléments suivants :

$$\widetilde{Y}_\nu = Y_\nu + e^{j\hat{\phi}} Y_{\nu+\delta}, \nu \in \mathcal{P}_k, \quad (2.35)$$

à l'algorithme proposé en [51], afin d'obtenir les estimées des différents symboles p_ν . Notons que grâce à la corrélation exprimée par l'équation (2.7), une estimation des pilotes n'est nécessaire que pour la moitié des sous-porteuses appartenant à \mathcal{C} . Les valeurs des pilotes restants sont déduites par suite grâce à l'équation (2.7). Une fois les valeurs des différents $\{\hat{p}_\nu\}_{\nu \in \mathcal{P}_k}$ estimées, le test statistique peut être calculé grâce à l'équation (2.27).

5.4 Simulations

Les simulations ont été menées sur des signaux OFDMA, tous les résultats présentés sont moyennés sur 1000 réalisations de Monte-Carlo et une synchronisation temps-fréquence parfaite est supposée. Les signaux simulés sont des signaux inspirés du WiMAX Mobile, avec un nombre totale de $\mathcal{N}_{sc} = 512$ sous-porteuses, un préfixe cyclique de longueur $D = 64$, 60 sous-porteuses dédiées aux pilotes, 360 sous-porteuses dédiées aux données, 91 sous porteuses nulles pour les intervalles de gardes et la DC forcée à zéro. La constellation d'un symbole $d_{n,k}$ est choisie aléatoirement et uniformément parmi les constellations suivantes : QPSK, 16-QAM ou 64-QAM. Une fois la constellation fixée, le symbole est tiré aléatoirement de l'alphabet de cette constellation. Le rapport signal à bruit est défini comme suit $RSB = 10 \log_{10}(\frac{E_s}{\sigma^2})$. Le canal de propagation considéré est un canal discret sélectif en temps et en fréquence, tel que $\{h(l)\}_{l=0}^{L-1}$ sont indépendants de moyenne nulle et de distribution Gaussienne. Les variances des trajets possèdent un profil exponentiel décroissant, i.e, $E[|h(l)|^2] = Ge^{-l/\mu}$ pour $l = 0, \dots, L-1$, où G est choisi tel que $\sum_{l=0}^{L-1} E[|h(l)|^2] = 1$.

En reproduisant les conditions de simulation présentées en [44], on compare les performances de notre détecteur à celui présenté par les auteurs de [44]. La configuration des pilotes est une configuration "comb-type" (i.e., un certain nombre de sous porteuses sont dédiées aux pilotes $\forall n$, figure 2.1(b)), la corrélation introduite entre les pilotes et telle que $p_{n,k} = p_{n+2,k+210}$, les pilotes sont des symboles BPSK. Comme préconisé en [44], on normalise le vecteur de données de chaque sous porteuse par sa variance, afin d'obtenir un critère moins sensible à la puissance du signal reçu. La figure 2.8 illustre les performances (probabilité de non détection $P_{\text{mis}} = 1 - P_d$ où P_d est la probabilité de détection) du GLRT proposé et du détecteur Pilot Induced Cyclostationarity Detector (PICD) [44], pour des probabilités de fausse alarme égales à $P_{\text{fa,det}} = 0.001$ et $P_{\text{fa,det}} = 0.02$ respectivement. On remarque bien que le GLRT proposé est plus performant que le PICD, et ce sans aucune connaissance de la corrélation entre pilotes, et peut ainsi être utilisé même en l'absence de cette dernière.

Dans un scénario encore plus réaliste, on considère le cas du Mobile WiMAX DL-PUSC [2]. Cette configuration est celle illustrée par la figure 2.3, où les pilotes sont des symboles BPSK boostés de 2.54 dB comparés aux autres sous porteuses. On suppose que les autres sous porteuses transmettent à puissance égale, et que les $d_{n,k}$ sont choi-

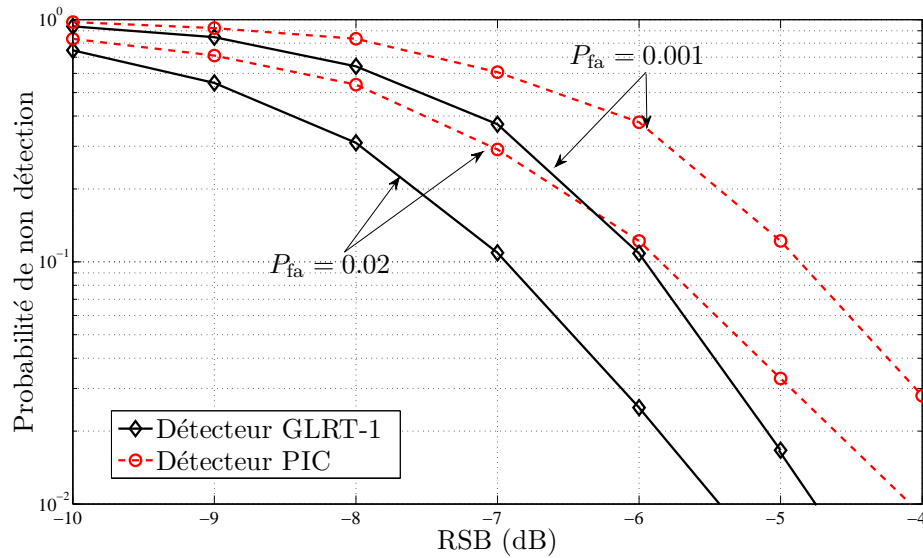


FIGURE 2.8 – Probabilité de non-détection du détecteur en fonction du RSB, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$, configuration comb-type des pilotes.

sis aléatoirement parmi les constellations QPSK, 16-QAM ou 64-QAM d'une manière équiprobable tel qu'expliqué dans le paragraphe précédent. Le canal de propagation est généré de la même manière que sur les simulations précédentes. On suppose que la corrélation introduite entre les pilotes est tel que : $p_{n,k} = p_{n,k+210}$, il est utile de noter que cette corrélation n'existe pas dans la norme, mais qu'elle a été juste introduite pour des fins de comparaison entre les deux techniques. La figure 2.9 compare les performances du GLRT proposé avec celle du PICD, pour une probabilité de fausse alarme $P_{fa,det} = 0.02$ et $P_{fa,det} = 0.001$. Sous cette configuration de pilotes, on remarque que les deux techniques possèdent des performances similaires en faibles RSB. Le GLRT perd en performance dans ce cas en comparaison avec le cas comb-type, ceci est dû au fait que le nombre de pilotes $|\mathcal{P}_k|$ par sous-porteuses est réduit de moitié. A l'inverse, le PICD repose sur le nombre de paires de pilotes corrélées qui lui demeure inchangé.

Enfin, désirant montrer le gain pouvant être atteint en exploitant la corrélation des pilotes, nous avons effectué des simulations en utilisant la procédure décrite dans la section 5.3. Dans un premier temps les simulations sont conduites sous une configuration comb-type telle que décrite en section 3, la corrélation introduite entre les pilotes est telle que $p_{n,k} = p_{n+2,k+210}$. Les résultats de simulation sont illustrés par la figure 2.10. Sur la même figure nous avons comparé les performances du EC-GLRT, du GLRT-1 et du PICD. L'EC-GLRT dépasse les deux autres techniques en performances, et gagne plus de 2 dB par rapport au PICD.

Nous avons aussi effectué des simulations sous une configuration WiMAX. Les

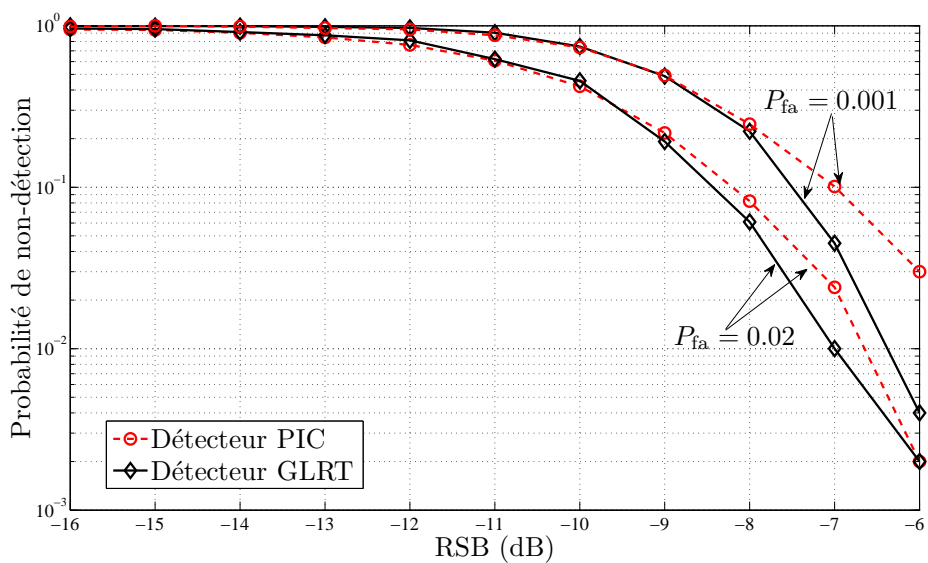


FIGURE 2.9 – Probabilité de non-détection du détecteur pour une configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3), $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

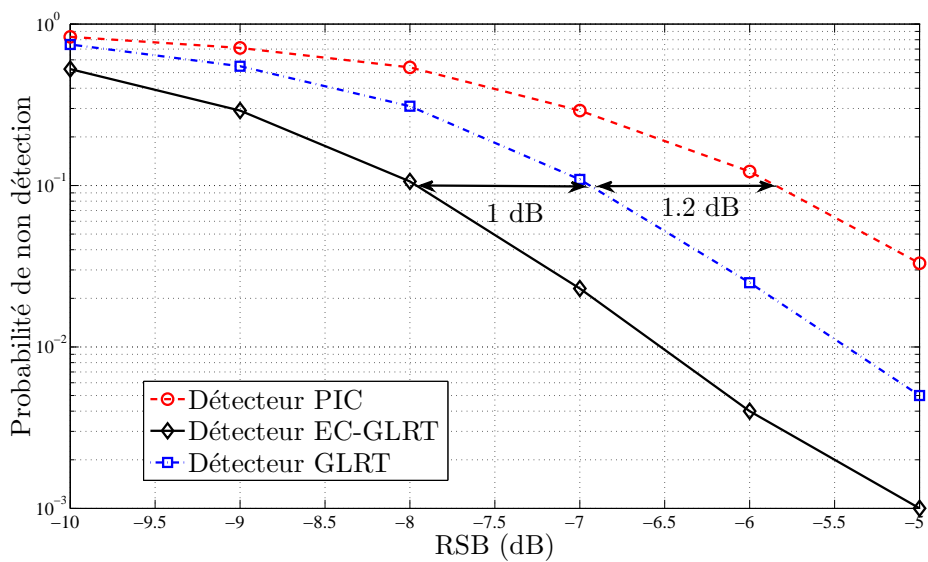


FIGURE 2.10 – Probabilité de non-détection du détecteur EC-GLRT pour une configuration Comb-type, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

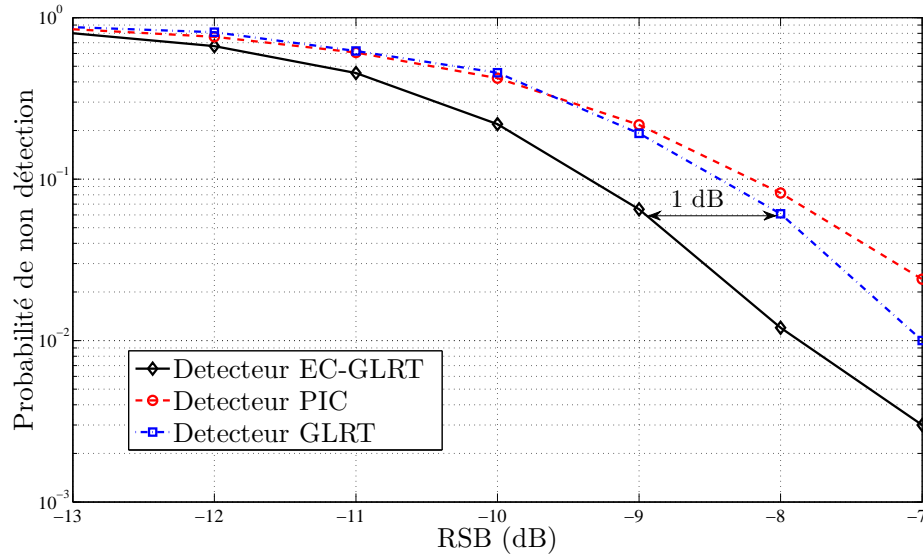


FIGURE 2.11 – Probabilité de non-détection du détecteur EC-GLRT pour une configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

résultats obtenus sont illustrés en figure 2.11. Une fois de plus, on remarque une perte de performance du EC-GLRT dû au fait que le nombre de pilotes par sous-porteuses est réduit par deux.

La figure 2.12 montre l'effet d'un canal variant dans le temps sur les performances de notre algorithme. La variation en temps a été simulée grâce au modèle de Jake [52] pour des valeurs de fréquences de Doppler valant $f_d = 0, 100$ et 200Hz , la probabilité de fausse alarme a été fixée à $P_{fa} = 0.02$. On observe clairement que la méthode proposée est toute aussi robuste à un étalement Doppler que celle proposée en [44]. Par exemple, pour un Doppler de 200 Hz , notre algorithme perd 1.33 dB et le PICD 1.2 dB .

La figure 2.13 compare la probabilité de détection atteinte dans les cas synchronisé et non synchronisé. Pour cette simulation, les déphasages ε et τ sont générés aléatoirement de manière uniforme sur les intervalles $\varepsilon \in [-5, 5]$ et $\tau \in [-0.5(\mathcal{N}_{sc} + D), 0.5(\mathcal{N}_{sc} + D)]$ respectivement, dans ce cas précis, le prix à payer en performance est de 5.6 dB . L'algorithme proposé, reste performant sur les gammes de SNR de fonctionnement de la plupart des systèmes opérationnels à ce jour.

Enfin, nous concluons cette section en étudiant la robustesse du détecteur proposé quand des signaux de type PSK sont présents sur le reste des sous-porteuses. Ce cas de figure est très probable lorsque la communication interceptée entre la station de base et l'utilisateur est à faible RSB. Nous pouvons ainsi imaginer deux scénarios :

- Le premier scénario est que toutes les sous-porteuses utilisent une modulation

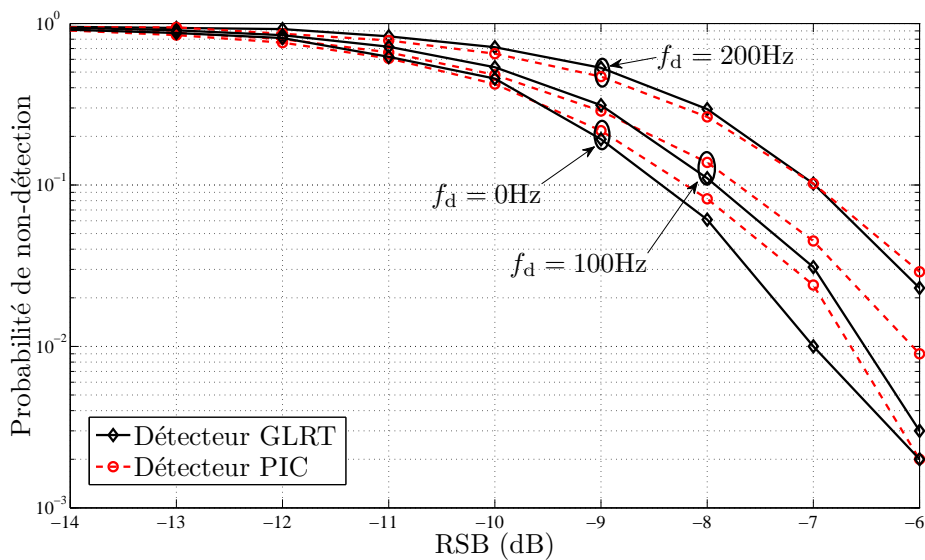


FIGURE 2.12 – Probabilité de non-détection pour une configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3), pour différentes valeurs de fréquences Doppler, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

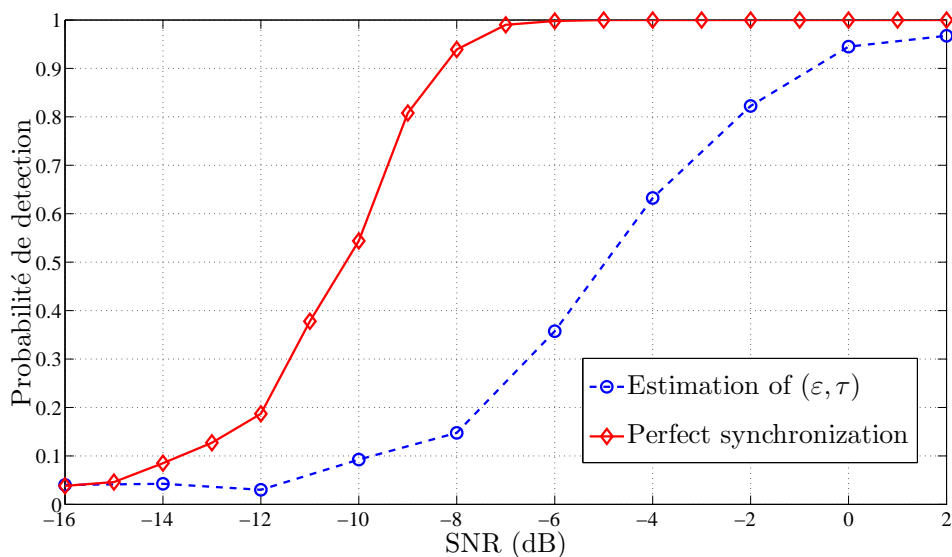


FIGURE 2.13 – Effet des erreurs de synchronisations sur les performances de notre algorithme, configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

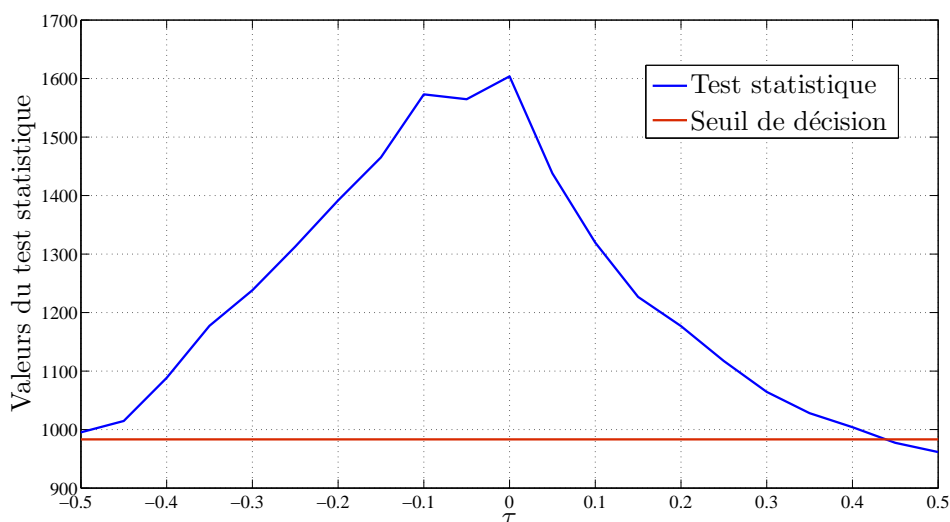


FIGURE 2.14 – Allure du critère en fonction de la position temporelle du motif recherché quand toutes les sous-porteuses ont une modulation PSK du même ordre que celle des pilotes, configuration WiMAX DL-PUSC, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$, pilotes amplifiés de 2.54 dB.

PSK du même ordre que les pilotes. Dans ce cas, le critère se déclenche quelque soit le motif de pilotes recherché, même si celui-ci n'est pas présent. Une solution possible pour détecter ces cas là, serait de tirer partie du fait que les pilotes sont généralement amplifiés en puissance, et d'effectuer ainsi une recherche exhaustive dans le domaine temporel, comme celle effectuée pour se synchroniser. Ainsi, vu que les pilotes ont une puissance supérieure au reste des symboles, un maximum devrait être atteint une fois synchronisé. Sur la figure 2.14, nous avons illustré ce cas de figure, en effectuant des simulations avec des pilotes BPSK amplifiés de 2.54 dB et des symboles BPSK ailleurs. Comme attendu, nous remarquons que la valeur du test statistique est toujours supérieure au seuil de décision, mais atteint un maximum lorsqu'on est synchronisé sur la bonne position des pilotes, ce qui est conforme au raisonnement avancé dans ce paragraphe.

- Le second scénario correspond au cas où les autres sous-porteuses utilisent une modulation PSK mais d'un ordre différent. Dans ce cas, si on cherche à détecter un motif de pilotes différent de celui présent, les valeurs estimées par l'algorithme d'estimation de signaux PSK ne correspondent pas du tout à celles présentes, et ainsi le critère ne se déclenche pas. Dans la figure 2.15, nous avons effectué des simulations où nous cherchons à détecter des pilotes BPSK, alors qu'aucun motif de pilotes n'est présent et que des signaux QPSK sont présents

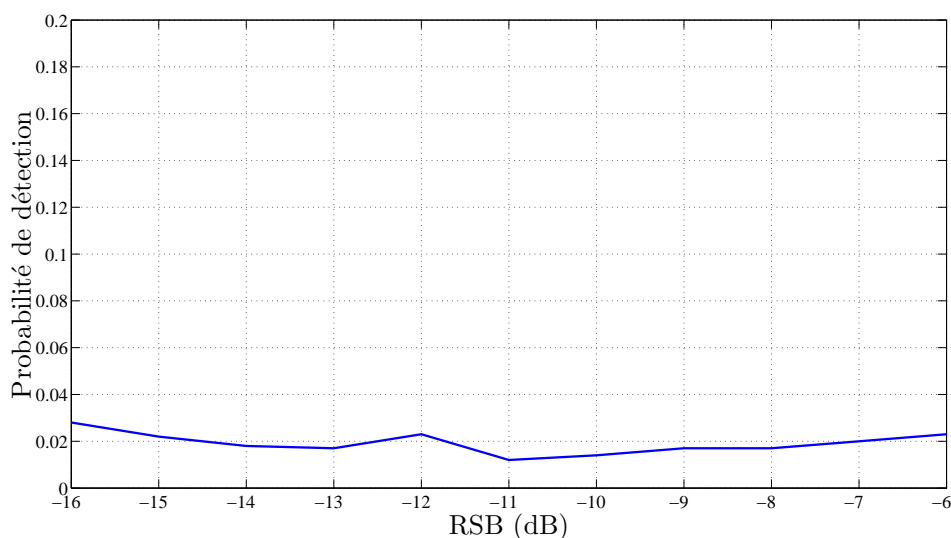


FIGURE 2.15 – Probabilité de détection d’un motif de pilotes BPSK alors que toutes les sous-porteuses contiennent des symboles QPSK, $P_{fa} = 0.02$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

ailleurs. Nous remarquons bien que le critère ne se déclenche pas et qu’ainsi, la probabilité de détection est proche de la probabilité de fausse alarme.

5.5 Remarques importantes

Malheureusement, le test proposé dans cette section est trop restrictif. En effet, nous testons l’hypothèse signal avec motif \mathcal{P} contre l’hypothèse bruit pure. Ce test d’hypothèse ne nous renseigne que sur la présence du signal désiré ou son absence total (i.e, bande libre). A la présence d’autres signaux, nous avons remarqué que ce test n’était pas robuste et qu’à fort rapport signal à bruit, la valeur du test statistique exprimé par l’équation (2.27) atteignait des valeurs, qui même sous absence du motif, dépassait le seuil de décision et induisait le test en erreur. Ce phénomène est tout à fait normal car l’hypothèse de présence d’un autre signal, dont la densité de probabilité est différente de celles exprimées par l’équation (2.18), n’est pas prise en compte par le test d’hypothèse binaire construit sur cette section. Le test ici décrit est en fait un détecteur et non pas un identificateur.

Pour pallier ce problème, nous devons modifier l’hypothèse \mathcal{H}_0 pour des cas plus réalistes. Ainsi l’hypothèse \mathcal{H}_0 devrait englober le cas bruit seulement mais aussi le cas de présence d’un signal OFDM utilisant un motif différent de \mathcal{P} ou n’utilisant pas de

motif de pilotes. Le test d'hypothèse devient :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 & : \text{Bruit ou signal OFDM quelconque;} \\ \mathcal{H}_1 & : \text{Système utilisant le motif } \mathcal{P} \text{ est actif.} \end{cases} \quad (2.36)$$

Il reste qu'il est difficile d'exprimer le cas bruit seulement et le cas signal OFDM sous une seule et même hypothèse. Nous proposons dans ce qui suit d'effectuer d'abord une pré-détection, i.e., vérifier d'abord la présence d'un signal OFDM quelque soit son motif de pilotes, i.e ;

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 & : \text{Bruit seulement;} \\ \mathcal{H}_2 & : \text{Système OFDM quelconque actif.} \end{cases} \quad (2.37)$$

Si la présence d'un signal est détectée, on teste parmi tous les systèmes possibles si le système d'intérêt est présent via le test d'hypothèse :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_2 & : \text{Système OFDM quelconque actif;} \\ \mathcal{H}_1 & : \text{Système utilisant le motif } \mathcal{P} \text{ est actif.} \end{cases} \quad (2.38)$$

De plus, le pré-détecteur que nous proposons permet une économie en coût de calcul. En effet, supposons que le terminal à plusieurs candidats à tester. Pour ce cas, si aucun de ces candidats n'est présents, l'utilisation du détecteur proposé peut s'avérer couteuse en ressources, spécialement si l'on doit de plus se synchroniser avec l'émetteur. En effet, si le détecteur doit balayer K_ε et K_τ fréquences respectivement. La complexité de calcul totale est donc $K_\varepsilon K_\tau$ fois celle du détecteur proposé en équation (2.27). Pour ces différentes raisons, on propose une pré-détection grossière pour tester si un signal OFDM est présent et ce quelque soit son motif de pilote. Ce pré-détecteur n'utilise aucune information sur le motif de pilote, et suppose que les échantillons observés sur chaque sous-porteuses sont Gaussien.

6 Algorithme de Pre-détection

Soit \mathcal{H}_2 l'hypothèse qu'un système OFDM soit présent (notons que \mathcal{H}_1 est inclus dans \mathcal{H}_2). Dans ce cas, la densité de probabilité de \mathbf{Y} est la même que celle exprimée dans l'équation (2.17) sans distinction entre symboles pilotes et symboles de donnée. Elle s'exprime alors comme suit :

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_2, \sigma_k^2) = \prod_{k=0}^{N_{sc}-1} \frac{1}{(\pi\sigma_k^2)^{M_s}} \exp\left(-\frac{1}{\sigma_k^2} \|\mathbf{Y}(k)\|^2\right), \quad (2.39)$$

où $\mathbf{Y}(k)$ dénote la k^e colonne de la matrice \mathbf{Y} , et est supposée avoir une distribution Gaussienne de moyenne nulle, et de variance σ_k^2 . L'estimée au sens de maximum de

vraisemblance de σ_k^2 est donnée par $\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{\mathcal{M}_s} \|\mathbf{Y}(k)\|^2$, ainsi la densité de probabilité peut être ré-écrite comme :

$$f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_2, \hat{\sigma}_k^2) = \left(\frac{\mathcal{M}_s}{\pi e} \right)^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}} \prod_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} (\|\mathbf{Y}(k)\|^2)^{-\mathcal{M}_s}.$$

En utilisant l'équation (2.22), le rapport de vraisemblance s'exprime comme suit :

$$L(\mathbf{Y}) = \frac{\sup_{\sigma_k^2} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_2, \sigma_k^2)}{\sup_{\sigma^2} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_0, \sigma^2)}, \quad (2.40)$$

$$= \frac{(\|\mathbf{Y}\|^2)^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}}{\prod_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} (\|\mathbf{Y}(k)\|^2)_s^{\mathcal{M}_s}}. \quad (2.41)$$

Ce rapport de vraisemblance peut être vu comme une moyenne des rapports d'énergie sur chaque sous porteuse divisée par l'énergie totale. De plus $\frac{1}{\mathcal{M}_s \sqrt{L(\mathbf{Y})}}$ est une mesure de la *spectral flatness* des données observées, i.e., $\mathcal{N}_{sc} \sqrt{L(\mathbf{Y})}$, est le rapport entre la moyenne arithmétique et la moyenne géométrique des énergies de chaque sous-porteuse. Il est clair que sous \mathcal{H}_0 , pour un bruit blanc Gaussien le spectre du signal est plat et ainsi on s'attend à ce que la mesure en (2.40) soit minimale. D'autre part quand le signal est présent, les énergies sur les différentes sous porteuses ne sont pas forcément les mêmes, et donc $L(\mathbf{Y})$ s'accroît. La densité de probabilité d'une telle fonction a été étudiée en détail dans la référence [53]. En prenant le logarithme de l'équation décrite en (2.40), le rapport de log-vraisemblance du pré-détecteur est défini comme suit :

$$\mathcal{L}(\mathbf{Y}) = \mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log (\|\mathbf{Y}\|^2) - \mathcal{M}_s \sum_k \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_2}{\geq}} \eta_{\text{pre}}. \quad (2.42)$$

Si \mathcal{L} est plus grand que le seuil de décision, l'hypothèse \mathcal{H}_2 est validée, et alors seulement dans ce cas, on testera la validité de \mathcal{H}_1 . On calculera les seuils de décision par la méthode de Monte-Carlo (Algorithme 1). Encore une fois ce seuil de décision est indépendant de la variance du bruit et ne dépend que de la probabilité de fausse alarme et du nombre de symboles observés \mathcal{M}_s . Il est utile de noter que dans ce cas, le test d'hypothèse exprimé par l'équation (2.18), n'est plus valable car nous savons qu'un signal est présent. Sous ces conditions, il est nécessaire de dériver un nouveau test d'hypothèse que nous détaillons dans la section 7. Le pré-détecteur proposé possède un coup de calcul valant $\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} \log \mathcal{N}_{sc} + 2\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}$.

6.1 Simulations

Les conditions de simulations décrites à la section précédente sont ici reprises pour évaluer les performances du pré-détecteur. Le signal généré ne contient aucun

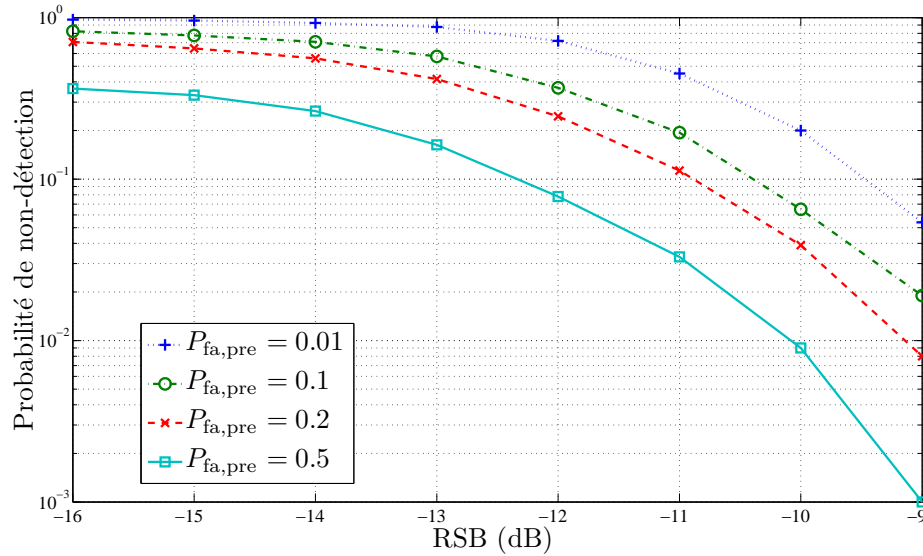


FIGURE 2.16 – Probabilité de non-détection du pré-détecteur en fonction du RSB, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

motif de pilotes. La figure 2.16 illustre la probabilité de non-détection en fonction du rapport signal à bruit, pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme. Comme attendu, on atteint de meilleures performances, sous condition de tolérer une plus grande probabilité de fausse alarme $P_{fa,pre}$.

Dans le développement de notre algorithme, nous avons supposé que les $d_{n,k}$, équation (2.4), ont une distribution Gaussienne, de moyenne nulle et de variance $\sigma_k^2 - \sigma^2$. Cependant en pratique, cette hypothèse n'est pas nécessairement réaliste, et dans la plus part des standards, cette séquence est une suite de symboles choisis parmi des constellations différentes et ne suit donc pas forcément une distribution Gaussienne. Afin d'étudier la robustesse de notre détecteur face à cette hypothèse, nous avons conduit des simulations où les $d_{n,k}$ sont aléatoirement choisis parmi une QPSK, une 16-QAM ou une 64-QAM, comparé avec le cas où les $d_{n,k}$ sont générés à partir d'une distribution Gaussienne. A la figure 2.17, la probabilité de fausse alarme est fixée à $P_{fa} = 0.02$, les données sont générées soit en respectant une distribution Gaussienne, i.e., que les $d_{n,k}$ suivent un processus blanc Gaussien, soit tirés aléatoirement d'une constellation QPSK, 16-QAM ou 64-QAM d'une manière équiprobable. La figure, montre que les performances des détecteurs proposés ne sont pas sensibles à la validité de l'hypothèse de Gaussianité.

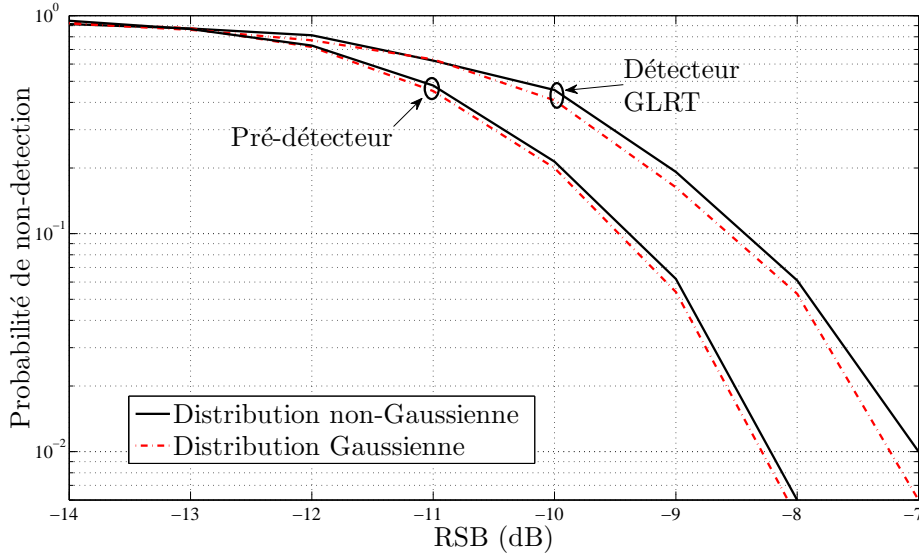


FIGURE 2.17 – Performances du détecteur GLRT et du pré-détecteur où les $d_{n,k}$ sont générés de différentes manières : soit avec une distribution Gaussienne, soit aléatoirement choisis parmi une constellation Q -QAM où Q est aussi aléatoirement tiré dans l'ensemble $\{4, 16, 64\}$, la probabilité de fausse alarme est fixée à $P_{fa} = 0.02$.

7 Vers une structure d'identificateur : GLRT-2

Si l'hypothèse \mathcal{H}_2 est validée, nous proposons de tester la présence du signal OFDM avec motif contre signal OFDM quelque soit son pattern (ou sans pattern), le test d'hypothèse s'exprime comme suit :

$$\begin{cases} f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_2, \sigma_k^2) = \prod_{k=0}^{N_{sc}-1} \frac{1}{(\pi\sigma_k^2)^{M_s}} \exp\left(-\frac{1}{\sigma_k^2} \|\mathbf{Y}(k)\|^2\right), \\ f(\mathbf{Y}; \mathcal{H}_1, \sigma^2, \mathbf{C}, \mathbf{H}, \sigma_k^2) = \prod_k \left(\prod_{\nu \in \mathcal{P}_k} \frac{1}{\pi\sigma^2} e^{-\frac{1}{\sigma^2} |Y_\nu - H_k c_\nu|^2} \prod_{\nu \in \overline{\mathcal{P}_k}} \frac{1}{\pi\sigma_k^2} e^{-\frac{1}{\sigma_k^2} |Y_\nu|^2} \right). \end{cases} \quad (2.43)$$

Ainsi, après maximisation des quantités inconnues, et calcul du test rapport de log vraisemblance, on utilise le test statistique suivant pour décider de la présence d'un signal avec pattern \mathcal{P} :

$$\begin{aligned} \mathcal{L}'(\mathbf{Y}) &= M_s \sum_k \log(\|\mathbf{Y}(k)\|^2) - |\mathcal{P}| \log \left(\sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ &\quad - \sum_k |\overline{\mathcal{P}_k}| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}_k}} |Y_\nu|^2 \right) \underset{\mathcal{H}_1}{\overset{\mathcal{H}_2}{\geq}} \eta, \end{aligned} \quad (2.44)$$

En considérant qu'il y a certaines sous-porteuses pour lesquelles $\mathcal{P}_k = \emptyset$ et donc $|\overline{\mathcal{P}}_k| = \mathcal{M}_s$, cette équation peut s'exprimer comme suit :

$$\begin{aligned} \mathcal{L}'(\mathbf{Y}) = & \mathcal{M}_s \sum_k \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) - |\mathcal{P}| \log \left(\sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \widehat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ & - \sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} |\overline{\mathcal{P}}_k| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right) - \mathcal{M}_s \sum_{k, \mathcal{P}_k = \emptyset} \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) \stackrel{\mathcal{H}_2}{\underset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta, \end{aligned} \quad (2.45)$$

De plus le terme $\mathcal{M}_s \sum_k \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2)$ peut être divisé en deux parties :

$$\mathcal{M}_s \sum_k \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) = \mathcal{M}_s \sum_{k, \mathcal{P}_k = \emptyset} \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) + \mathcal{M}_s \sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) \quad (2.46)$$

Finalement le test statistique peut être exprimé par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \mathcal{T}'(\mathbf{Y}, \mathcal{P}) = & \mathcal{M}_s \sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} \log (\|\mathbf{Y}(k)\|^2) - |\mathcal{P}| \log \left(\sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} \widehat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ & - \sum_{k, \mathcal{P}_k \neq \emptyset} |\overline{\mathcal{P}}_k| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}}_k} |Y_\nu|^2 \right) \stackrel{\mathcal{H}'_1}{\underset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \eta, \end{aligned} \quad (2.47)$$

Le seuil de décision est comme précédemment obtenu par simulation de Monte-Carlo. Malheureusement, cette fois ci le seuil est une fonction du RSB et l'identification ne peut ainsi être effectuée que si le RSB est disponible. Nous illustrons la variation du seuil de décision en fonction du RSB, pour différentes valeurs de la probabilité de fausse alarme dans la figure 2.18.

Nous remarquons que pour de faibles RSB le seuil de décision varie très lentement en fonction du RSB. En effet, pour une variation de 22 dB du RSB, la valeur du seuil ne varie que de 2%. Vu cette faible variation de la valeur du seuil, nous proposons d'utiliser une estimation grossière du RSB : si un système est déclaré présent, en supposant que c'est un systèmes OFDM, la sous-porteuse DC (situé à $\mathcal{N}_{sc}/2$) est toujours mise à zéro. Ainsi, une estimation grossière de la variance du bruit peut être exprimée par :

$$\tilde{\sigma}^2 = \frac{1}{\mathcal{M}_s} \|\mathbf{Y}(\frac{\mathcal{N}_{sc}}{2})\|^2. \quad (2.48)$$

Les autres sous-porteuses quant à elles, nous renseignent sur la somme des puissances bruit plus signal, i.e., que la puissance du signal peut être estimée en prenant une moyenne des $\sigma_k^2 - \tilde{\sigma}^2$, pour $k \neq \mathcal{N}_{sc}/2$. Dans la section qui suit, nous montrons l'impacte de l'utilisation d'un tel estimateur sur les performances du détecteur proposé.

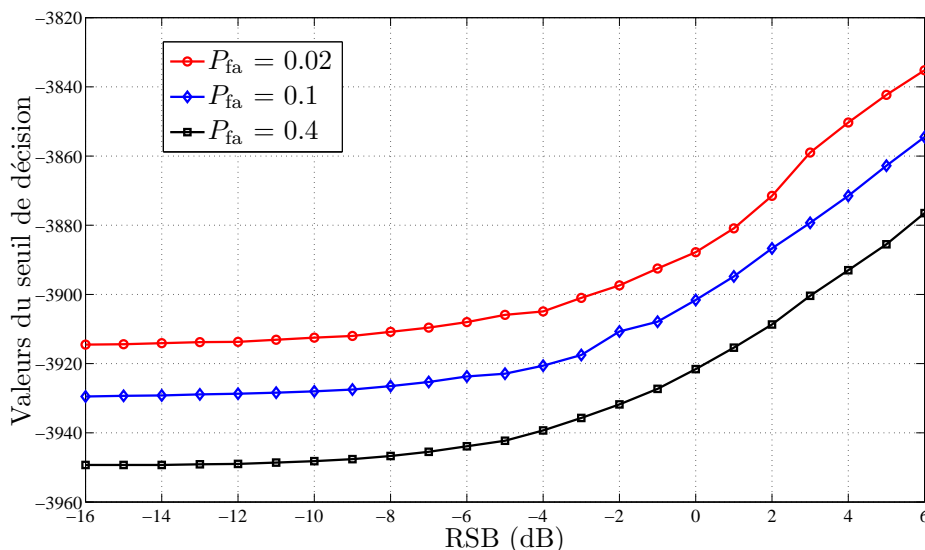


FIGURE 2.18 – Valeurs du seuil de décision en fonction du rapport signal sur bruit.

7.1 Simulations

En utilisant les mêmes signaux précédemment décrit (WiMAX, figure 2.3), nous avons testé les performances de l'identificateur proposé. Dans la figure 2.19, nous comparons les performances de l'identificateur GLRT-2 avec RSB connu, le GLRT-2 avec estimation grossière du RSB, du détecteur GLRT-1 et du détecteur PIC. Nous remarquons que les quatre algorithmes possèdent des performances équivalentes. L'estimation grossière du RSB, affecte très peu les performances de la technique proposée, ceci est principalement dû au fait que le seuil de décision est faiblement variable surtout à bas RSB. Mais aussi à la capacité de discrimination de l'algorithme, car quand le système est présent la distance entre la valeur du test statistique et celle du seuil de décision est très grande, ce qui fait que l'identificateur peut se permettre une certaine marge d'erreur concernant la valeur du seuil.

Afin de vérifier la capacité de discrimination de l'algorithme proposé, nous avons effectué des simulations sur un signal ne contenant aucun motif de pilot, et avons essayé de détecter un signal WiMAX, avec le GLRT-1, le GLRT-2 avec RSB connu et le GLRT-2 avec RSB estimé. Nous remarquons comme prévu (figure 2.20) que le GLRT-1, détecte la présence d'un signal alors qu'il est absent, ceci est principalement dû aux raisons citées précédemment. Les deux autres algorithmes quant à eux possèdent une probabilité de mauvaise détection qui tourne autour de la probabilité de fausse alarme choisie et ce même si le RSB est grossièrement estimé. Les simulations conduites pour le GLRT-2 montre bien que ce détecteur est à taux de fausse alarme constant.

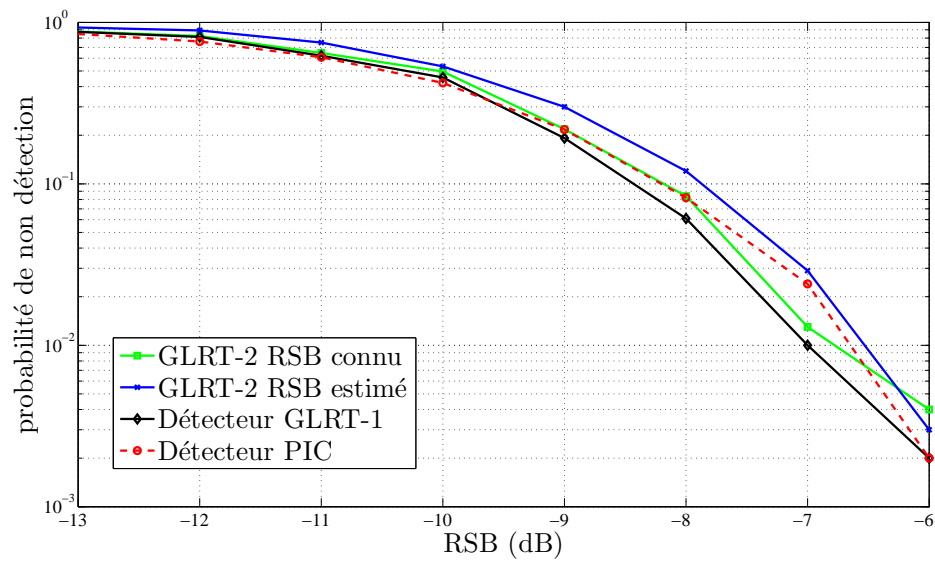


FIGURE 2.19 – Probabilité de non-détection pour une $P_{fa} = 0.02$, configuration WiMAX (figure 2.3).

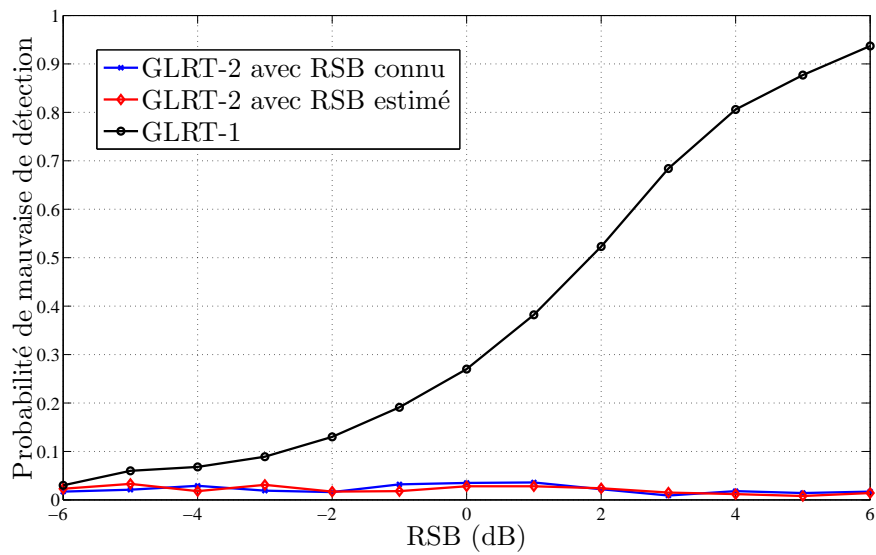


FIGURE 2.20 – Probabilité de détecter un signal *non présent* pour les deux approches GLRT-1 et GLRT-2.

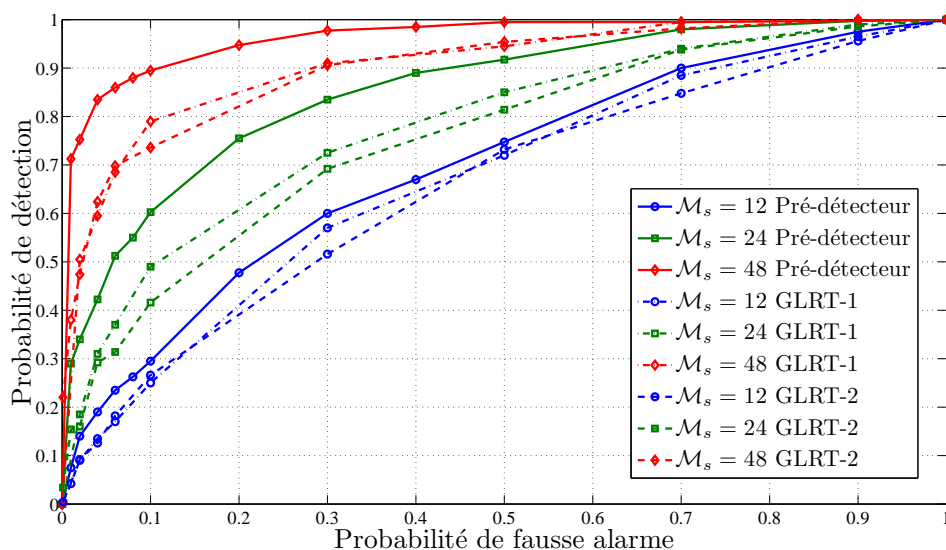


FIGURE 2.21 – Courbes Receiver Operating Characteristic en fonction du nombre de symboles OFDM observés, $\text{SNR} = -12\text{dB}$, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mu = 0.25D$, configuration WiMAX DL-PUSC (Fig. 2.3).

La figure 2.21 présente les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) du pré-détecteur et du détecteur GLRT-1 et l'identificateur GLRT-2, en fonction du nombre de symboles OFDM observés \mathcal{M}_s . Évidemment les performances des algorithmes s'améliorent en augmentant le nombre de symboles \mathcal{M}_s . Ceci peut être justifié de manière intuitive, en effet, une plus grande précision est atteinte sur l'estimation des paramètres inconnus utilisés pour développer les GLRT. Évidemment, on ne peut pas augmenter \mathcal{M}_s de manière arbitraire vu que ce paramètre détermine le temps d'acquisition des échantillons (temps avant qu'une décision ne soit prise). Par exemple 12, 24 et 48 symboles correspondent à 1.25, 2.5 et 5 ms pour le système WiMAX Mobile. Donc en pratique, un compromis entre le délai d'acquisition \mathcal{M}_s , $(P_{fa}, P_{fa,pre})$ et les performances requises par le système est nécessaire.

Sur la figure 2.22, les performances de la combinaison en cascade du pré-détecteur et du GLRT-2 sont comparées avec celles du GLRT-2 sans aucune pré-détection. Pour la combinaison en cascade, premièrement une pré-détection est effectuée grâce à (2.42) avec une $P_{fa,pre} = 0.02$ ou 0.1, ensuite la détection est réalisée par (2.47) avec $P_{fa} = 0.02$. On observe que les performances obtenues sont très similaires. Ceci est dû au fait que le pré-détecteur, possède des performances satisfaisantes dans la gamme du rapport signal à bruit opérationnelle, i.e., la probabilité de non détection du pré-détecteur est très petite et il est donc peu probable qu'un candidat potentiel soit rejeté par le pré-détecteur. C'est ce qui explique que les performances de la cascade ne sont pas

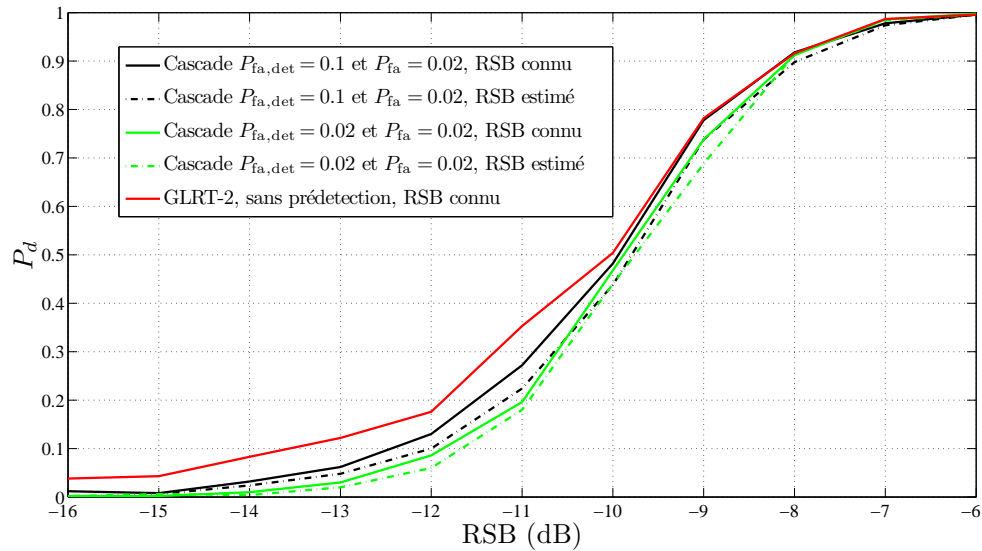


FIGURE 2.22 – Probabilité de détection pour une configuration WiMAX DL-PUSC, utilisation du pré-détecteur et du détecteur en cascade $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $\mathcal{M}_s = 24$, $\mu = 0.25D$.

significativement détériorées en comparaison avec celles du GLRT-2 sans pré-détection.

7.2 Remarques

A ce stade il est utile de noter que les approches de synchronisation et d'exploitation de la corrélation induite entre paire de pilotes présentées dans les sections 5.2 et 5.3 respectivement, restent valables pour le GLRT-2 présenté dans cette section. Il en est de même pour l'influence de l'hypothèse de Gaussianité des échantillons observé sur les sous-porteuses et de la variation du canal dans le temps. Les performances du GLRT-2 restent similaires à celle du GLRT-1.

8 Résumé et architecture de l'identificateur

Le détecteur proposé doit être implémenté dans l'unité de traitement en bande de base. On suppose que le spectre est divisé en un nombre fini de sous bandes utilisables par les réseaux opportunistes. Les détecteurs proposés dans ce chapitre, ont pour mission de détecter et d'identifier la présence de ces réseaux.

Les paramètres \mathcal{N}_{sc} , D et \mathcal{P} sont supposés connus pour tous les réseaux d'intérêts. Un diagramme de la structure globale du détecteur proposé est illustré à la figure 2.23. Dans un premier temps, les échantillons reçus sont translatés dans la domaine fréquentiel moyennant une FFT afin d'obtenir les $Y_{n,k}$ (éq. (2.3)). Ensuite, la pré-détection est effectuée en calculant le $\mathcal{L}(\mathbf{Y})$ et en le comparant à un seuil de pré-détection η_{pre} précédemment calculé et dépendant d'une probabilité de fausse alarme désirée $P_{fa,pre}$ (voir équation (2.42)). Si $\mathcal{L}(\mathbf{Y})$ est inférieur au seuil de détection alors la sous-bande traitée est déclarée vacante et la prochaine sous-bande sera traitée. Sinon, si $\mathcal{L}(\mathbf{Y}) > \eta_{pre}$, le système commencera alors à étudier la possibilité de présence d'un système donné connaissant le motif de pilotes \mathcal{P} qu'il utilise et le test statistique exprimé en (2.47), en comparant $\mathcal{T}'(\mathbf{Y}, \mathcal{P})$ à un seuil de détection η . A cette étape, on peut décider si le système utilisant le motif \mathcal{P} est présent ou non. Il est utile de noter que le test sur \mathcal{P} doit être effectué autant de fois que de systèmes que l'on désire identifier.

9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle méthode d'identification de systèmes OFDM. La technique proposée exploite le motif de pilote comme information discriminante pour développer un détecteur GLRT. L'algorithme proposé possède un faible coût de calcul et ne nécessite aucune modification de la couche physique des systèmes existants et n'affecte pas l'efficacité spectrale de la transmission. Les performances de la technique proposée sont comparées à la technique PICD proposée en [44]. Notre méthode n'utilise pas la corrélation entre pilotes comme information en entrée, mais possède des performances équivalentes dans le cas du WiMAX mobile et montre une robustesse équivalents pour des canaux variants dans le temps. De plus, elle offre des estimées de la variance du bruit et de la réponse fréquentielle du canal.

L'avantage de notre technique comparativement à celle proposée en [44], est qu'elle ne nécessite pas d'avoir des pilotes corrélés entre eux et peut donc être utilisée pour identifier un plus grand nombre de systèmes. Aussi, elle permet d'obtenir une estimation du RSB plus fine après identification du système.

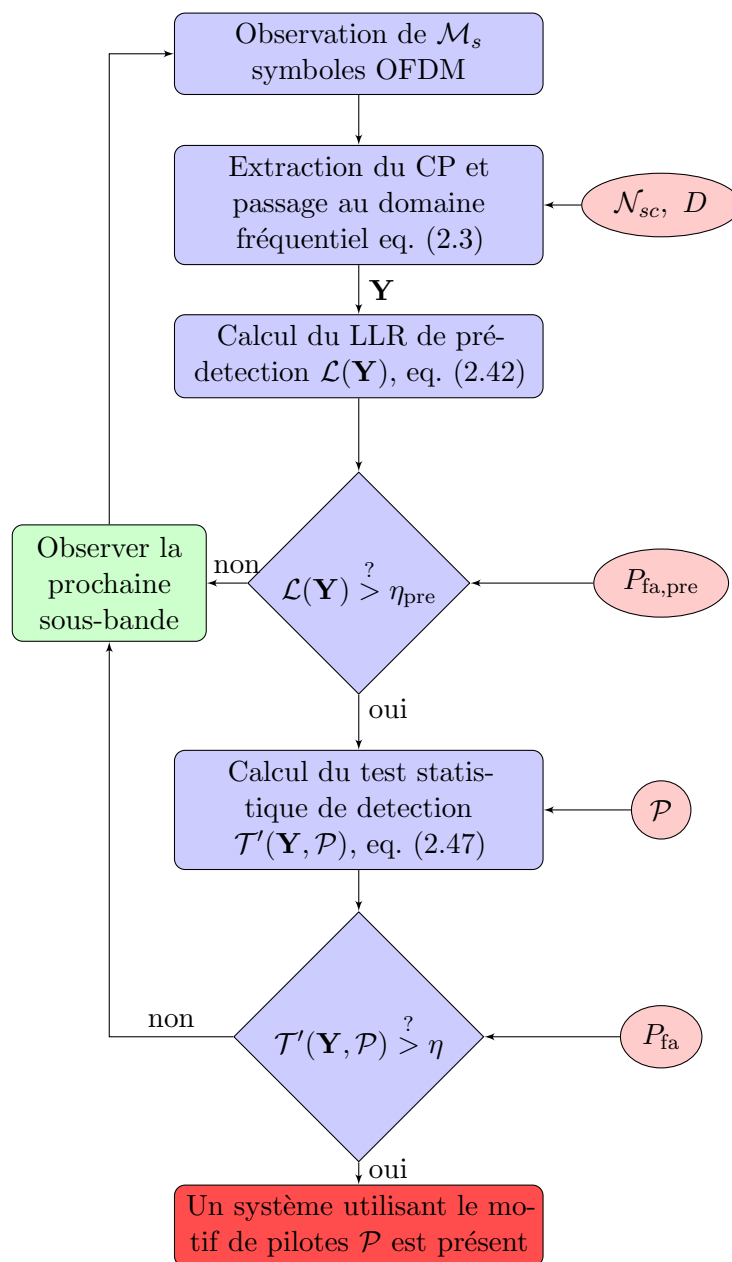


FIGURE 2.23 – Diagramme de l’identificateur proposé.

Chapitre 3

Métriques pour des réseaux basés sur la technique d'accès Orthogonal Frequency-Division Multiple Access (OFDMA)

Résumé

Avant de déclencher un Vertical HandOver (VHO), le terminal mobile doit d'abord mesurer des métriques reflétant la qualité de service disponible sur chacun des réseaux environnants. Dans ce chapitre, on s'intéresse aux réseaux basés sur une technique d'accès Orthogonal Frequency-Division Multiple Access (OFDMA). La technique d'accès OFDMA, est un protocole multi-utilisateurs répandu de nos jours (WiMAX Mobile, LTE) et aussi prévu pour les futurs réseaux comme IEEE 802.22. Dans une philosophie d'estimation passive de métrique, nous proposons dans ce chapitre deux estimateurs basés sur une écoute de la couche physique qui permettent d'obtenir le nombre d'antennes utilisées par la station de base ainsi que le taux d'allocation temps-fréquence des sous-porteuses. Les deux estimateurs proposés sont évalués par des simulations qui montrent leur efficacité pour des applications en radio opportuniste.

1 Introduction

Dans ce chapitre, on s'intéresse à l'étape *sondage* du handover vertical. Comme indiqué dans le chapitre 1, une fois que les réseaux présents dans l'environnement du terminal cognitif sont détectés, celui-ci doit mesurer et estimer les capacités offertes ou pouvant être atteintes sur chacun des réseaux détectés afin de choisir le réseau le plus adapté à ses besoins en QoS. Avant de détailler les techniques développées, nous tenons à mettre en évidence le caractère *passif* de l'estimation des métriques proposées. En effet, dans le contexte d'un VHO, seule l'estimation passive est pertinente, car le terminal désire savoir *a priori* si le réseau analysé répond à ses attentes, sans se connecter à ce dernier, perdant de ce fait des ressources en temps et en puissance. A l'heure actuelle, plusieurs techniques d'estimation de métriques basées sur la couche MAC¹ (et donc qui nécessitent une connexion/authentification préalable) ont été proposées [54, 55, 56, 57, 58, 59], mais aucune technique uniquement basée sur la couche PHY² n'a été développée.

On s'intéresse aux réseaux basés sur une technique d'accès OFDMA. L'OFDMA est une version multi-utilisateurs du schéma de modulation Orthogonal frequency-division multiplexing (OFDM). L'accès multiple est atteint en OFDMA en assignant des sous-ensembles de sous-porteuses et slots temporels individuellement à chaque utilisateur. Ceci permet d'ajuster les paramètres de transmission (modulation, puissance, rendement de code, ...) individuellement en fonction du lien reliant chaque utilisateur à la station de base. Par exemple, la figure 3.1 illustre un schéma comparatif avec l'OFDM classique. A l'instar de l'OFDM qui associe toutes les sous porteuses à un utilisateur donné, en OFDMA on remarque que 4 utilisateurs se partagent les sous porteuses (une couleur est assignée à chaque utilisateur).

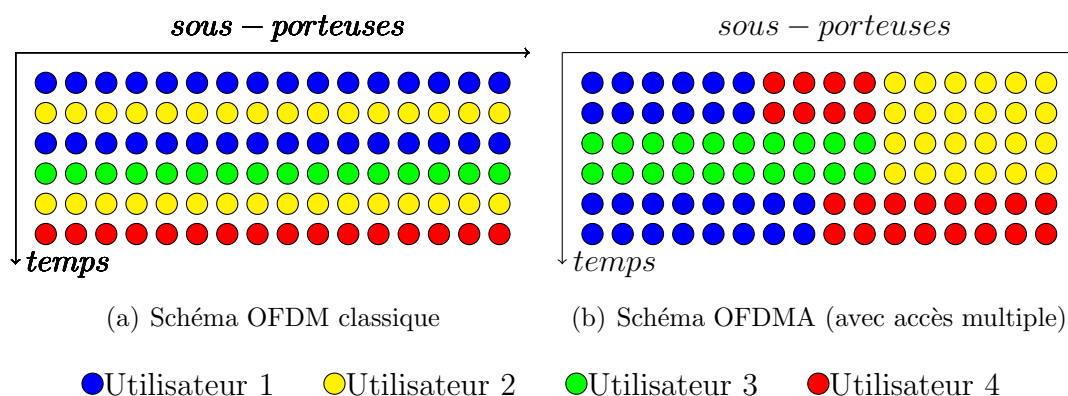


FIGURE 3.1 – Comparaison entre le schéma OFDM et le schéma OFDMA

-
1. Couche Media Access Control
 2. Couche physique

L'utilisation de l'algorithme présenté dans le chapitre 2, permet d'identifier le système, mais aussi d'avoir une estimation fine de la variance du bruit et le gain du canal de propagation. Nous avons une première idée sur la qualité du lien qui lie le terminal à la station de base. Afin de compléter cette information sur le RSB, nous proposons dans ce chapitre, une extension de cet algorithme et de la technique PIC [44] pour estimer le nombre d'antennes utilisées par la station de base. En effet, la combinaison MIMO-OFDM permet d'améliorer les performances des systèmes sans fil [60]. Un nouveau challenge pour les terminaux cognitifs est donc l'estimation du nombre d'antennes de la station de base avec laquelle ils désirent potentiellement entrer en connexion.

Une fois ces deux informations capitales réunies, on analyse le taux d'occupation du système. Pour ce faire, on s'intéresse à l'estimation du taux d'allocation de sous-porteuses pour un signal "down-link" OFDMA. Le taux d'allocation temps-fréquence est défini comme le nombre de slots actifs divisé par le nombre total de slots sur une fenêtre d'observation donnée. Plus le nombre de sous-porteuses actives est faible, plus le nombre d'utilisateurs actifs et le trafic sur cette station de base le sont aussi. On en conclut, qu'il est préférable pour un terminal multistandards de se connecter à une telle station de base qu'à une où le taux d'activité temps-fréquence est élevé. Cette métrique est spécialement informative dans le cas où le taux de charge est faible. En effet, dans le cas inverse, si le taux de charge est élevé on ne peut pas tirer de conclusion car :

- soit il y a un seul utilisateur et la station de base lui alloue une grande bande passante. Dans ce cas une connexion est envisageable, car il y a possibilité de se partager la bande passante par deux.
- soit un grand nombre d'utilisateur sont connectés et dans ce cas, il est préférable de ne pas se connecter.

Dans certains réseaux, comme le WiMAX, l'allocation physique des slots est diffusée régulièrement par la station de base, afin d'être connue par n'importe quel terminal connecté à la station de base. Intercepter cette information requiert du terminal d'écouter toutes les trames échangées afin d'en extraire le préambule. Cette opération est très coûteuse en temps et en énergie et risque de rendre le processus de handover vertical très lent.

Une approche alternative développée dans ce chapitre, consiste à obtenir le taux d'activité temps-fréquence en l'estimant de manière aveugle à partir du signal physique observé. Une telle approche se concentre uniquement sur les propriétés du signal observé sur la couche physique, et ne nécessite aucun décodage de préambule³. Dans l'état actuel de nos connaissances, il n'existe qu'une seule technique publiée à ce jour qui traite de la problématique de l'estimation aveugle du taux d'activité temps-fréquence des signaux OFDMA [3, 4]. En s'inspirant de l'aspect aveugle de cette technique, on propose une méthode à faible coût de calcul basée sur les moments d'ordre un et deux

3. à condition que le protocole prévoit la diffusion du taux de charge

du signal observé.

Ce chapitre est organisé comme suit : d'abord on introduira la technique d'estimation du nombre d'antennes de la station de base dans la section 2, ensuite nous présenterons la technique d'estimation du taux d'allocation temps-fréquence des signaux OFDMA en section 3. La section 4 conclut le chapitre.

2 Estimation du nombre d'antennes d'une station de base

Dans cette section, on propose une extension du GLRT de détection de systèmes OFDM proposé dans le chapitre 2 et de la technique PIC [44] pour détecter le nombre d'antennes qu'utilise une station de base.

Le "*combo MIMO-OFDM*" possède un véritable impact sur les performances des réseaux sans-fil [61] et plusieurs standards OFDM prévoient un schéma MIMO pour leur couche physique (LTE, WiMAX, IEEE 802.11n, ...). Un nouveau challenge apparaît alors pour les terminaux opportunistes : *réussir à estimer le nombre d'antennes qu'utilise la station de base du système actif*. La connaissance du nombre d'antennes d'une station de base est une métrique de QoS, car généralement de meilleures performances peuvent être atteintes avec un plus grand nombre d'antennes. De plus, combinée avec une information sur le RSB, ces deux métriques constituent un couple d'information très intéressant pour le terminal opportuniste.

Le problème de détection du nombre d'antennes a déjà été traité dans un certain nombre d'article. Dans [62], les auteurs ont proposé une technique basée sur des critères d'information théorique, dans [63] les auteurs proposent une technique adaptative basée sur un test de Schur. Des techniques basées sur des séquences pilotes connues introduites dans le préambule des trames envoyées ont été proposées en [64, 65]. Malheureusement, toutes les techniques que nous venons de citer nécessitent un nombre d'antennes à la réception supérieur ou égal au nombre d'antennes d'émission utilisées par la station de base.

Dans ce chapitre, nous proposons des techniques basées sur l'orthogonalité des motifs de pilotes utilisées par chaque antenne de transmission. Les techniques proposées sont inspirées du GLRT-2 proposé au chapitre 2 et de la technique PIC [44]. Les algorithmes que nous proposons sont les premiers algorithmes capables d'estimer le nombre d'antennes d'une station de base étant donné une seule antenne à la réception.

2.1 Modèle du signal et formulation du problème

Considérons que notre récepteur cognitif soit doté d'une seule antenne, et que la station de base soit dotée de N antennes à l'émission. Le signal reçu après extraction du cyclique préfixe et FFT (voir équation (2.3)), et en supposant une synchronisation temps-fréquence parfaite, s'écrit de la manière suivante :

$$Y_{n,k} \triangleq \sum_{i=1}^N H_k^{(i)} a_{n,k}^{(i)} + W_{n,k} \quad (3.1)$$

où $H_k^{(i)}$ est la réponse fréquentielle du canal sur la sous-porteuse k , de la i^e antenne de la station de base vers notre récepteur cognitif. Les symboles $a_{n,k}^{(i)}$ émis par l'antenne i de la station de base sont soit des symboles de données $d_{n,k}$, des pilotes $p_{n,k}$ ou des tons nuls,

$$a_{n,k}^{(i)} = \begin{cases} p_{n,k} & \text{si } (n, k) \in \mathcal{P}^{(i)}, \\ 0 & \text{si } (n, k) \in \mathcal{P}^{(j)}, \forall j \neq i, \\ d_{n,k} & \text{si } (n, k) \in \mathcal{D}. \end{cases} \quad (3.2)$$

où $\mathcal{P}^{(i)}$ est le motif de pilotes associé à l'antenne i et représente l'ensemble des indices (n, k) des pilotes associé à l'antenne i . Les séquences de pilotes sont supposées inconnues par le récepteur, seul les motifs $\mathcal{P}^{(i)}, i = 1, \dots, N$, les tailles de la FFT \mathcal{N}_{sc} et du préfixe cyclique D sont supposées connus. Il est utile de noter qu'en se référant à l'équation (3.2), si (n, k) correspond à une position de pilotes pour l'antenne i alors $a_{n,k}^{(j)}, j \neq i$ est nul pour toutes les autres antennes. En d'autres termes, les motifs de pilotes sont orthogonaux, cette condition est très importante pour les techniques que nous proposons sur cette section. Un exemple de configuration de pilotes correspondant à des trames LTE downlink (extended cyclique prefix) pour quatre antennes est illustré sur les figures 3.2 à 2.1.

2.2 Extension du GLRT pour la détection du nombre d'antennes

Le problème de détection du nombre d'antennes d'une station de base, peut être exprimé comme le test d'hypothèse suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{H}_0 : \text{Le système d'intérêt est absent,} \\ \mathcal{H}_1 : \text{Le motif de pilotes } \mathcal{P}^{(1)} \text{ est présent} \\ \mathcal{H}_2 : \text{Les motifs } \mathcal{P}^{(1)} \text{ et } \mathcal{P}^{(2)} \text{ sont présents} \\ \vdots \\ \mathcal{H}_N : \text{Les motifs } \mathcal{P}^{(1)}, \dots, \mathcal{P}^{(N)} \text{ sont présents} \end{array} \right. \quad (3.3)$$

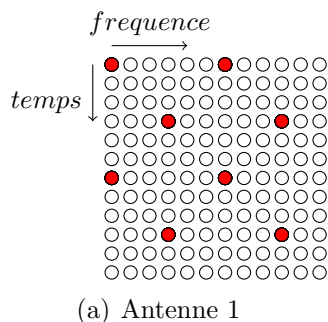


FIGURE 3.2 – Transmission à une antenne : standard LTE (extended cyclic prefix)

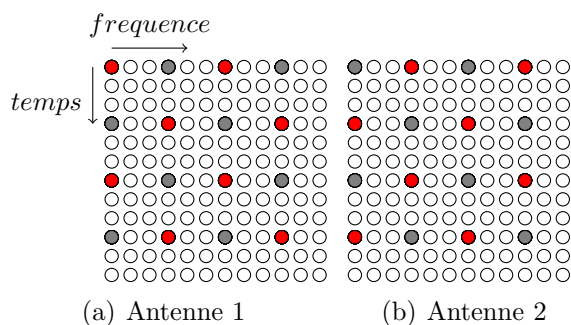
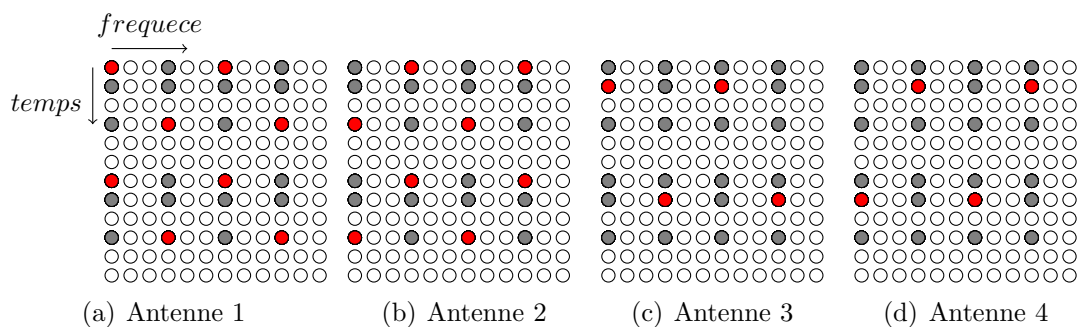


FIGURE 3.3 – Transmission à deux antennes : standard LTE (extended cyclic prefix)



● Tons pilotes ● Tons nuls ○ Tons de données

FIGURE 3.4 – Transmission à quatre antennes : standard LTE (extended cyclic prefix)

On en déduit alors que le problème de détection du nombre d'antennes peut être vu comme le problème de détection de motifs de pilotes. En effet, si on arrive à détecter la présence d'un ensemble de motifs de pilotes de manière simultanée, on pourra ensuite prendre une décision sur le nombre d'antennes de la station de la base, i.e., détecter la présence de N antennes revient à la détection de présence de N motifs différents de pilotes dans le signal observé.

En se basant sur l'équation (2.47), le test statistique utilisé pour la détection du motif $\mathcal{P}^{(i)}$ est le suivant :

$$\begin{aligned} \mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)}) = & \mathcal{M}_s \sum_{k, \mathcal{P}_k^{(i)} \neq \emptyset} \log (|\mathbf{Y}(k)|^2) - |\mathcal{P}^{(i)}| \log \left(\sum_k \left(\sum_{\nu \in \mathcal{P}_k^{(i)}} |Y_\nu|^2 - \frac{1}{|\mathcal{P}_k^{(i)}|} \left| \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k^{(i)}} \hat{c}_\nu^H Y_\nu \right|^2 \right) \right) \\ & - \sum_{k, \mathcal{P}_k^{(i)} \neq \emptyset} |\overline{\mathcal{P}_k^{(i)}}| \log \left(\sum_{\nu \in \overline{\mathcal{P}_k^{(i)}}} |Y_\nu|^2 \right) \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_i}{\gtrless}} \eta(\mathcal{P}_k^{(i)}), \end{aligned} \quad (3.4)$$

Les couches physiques des systèmes de communications sans-fil sont faites de telle manière que les motifs de pilotes soient orthogonaux. En tirant partie de cette particularité, nous proposons de tester la présence des motifs de pilotes de façon successive allant du premier motif jusqu'au dernier, i.e, si le motif (i) est présent, nous testons la présence du motif $(i + 1)$, sinon l'algorithme s'arrête et décide que $(i - 1)$ antennes sont utilisées par la station de base. L'algorithme proposé est résumé dans le cadre Algorithme 2. Notons que 0 motif détecté correspond à l'absence total du système d'intérêt.

Algorithm 2 Algorithme de detection du nombre d'antennes, GLRT

- 1 : Observer \mathcal{M}_s symboles OFDM ;
 - 2 : Extraction du préfixe cyclique (CP) ;
 - 3 : Application d'une FFT ;
 - 4 : **while** $i = 1 : N$ **do**
 - 5 : Lire $\mathcal{P}^{(i)}$;
 - 6 : Calculer $\mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)})$ grâce à (3.4) ;
 - 7 : **if** $\mathcal{T}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)}) > \eta_{\text{det}}(\mathcal{P}^{(i)})$ **then**
 - 8 : $i = i + 1$
 - 9 : **else**
 - 10 : $(i - 1)$ antennes sont utilisées ;
 - 11 : **Break** ;
 - 12 : **end if**
 - 13 : **end while**
-

2.3 Extension de la technique PIC pour la détection du nombre d'antennes

De la même manière que dans la section 2.2, nous proposons ici, d'étendre la technique PIC proposée par Socheleau *et al.* [44], afin de pouvoir détecter le nombre d'antennes utilisées par une station de base. En supposant que chaque motif émis par chaque antenne possède une signature embarquée $S^{(i)}$, pour $i = 1, \dots, M$. La détection du nombre d'antennes revient donc à détecter la présence de chaque signature indépendamment et une par une, afin de déduire par la suite le nombre d'antennes.

Cependant, avant d'utiliser le critère PIC, nous devons d'abord procéder à une modification de celui-ci. En effet, le critère tel que défini en [44] effectue une corrélation entre tous les symboles appartenant à la sous-porteuse k avec tous les symboles appartenant à la sous-porteuse $k + q'$, et ce même si certains d'entre eux sont des symboles de données et non pas pilotes (voir figure 3.5(a)). Dans le cas de présence de deux ou plusieurs antennes, dont les motifs se partagent les mêmes sous-porteuses (où l'orthogonalité est assuré par alternance des motifs dans le temps (figure 3.5(b))) le critère PIC classique n'est pas efficace pour la détection du nombre d'antennes. En effet, tel défini, si une seule antenne est présente alors le critère s'allumera pour les autres antennes même si leurs motifs ne sont pas présents. Pour remédier à ce problème, nous proposons de n'effectuer la corrélation qu'entre les pilotes, tel que défini sur la figure 3.5(c). Il faut noter qu'une fois cette modification introduite, dans le cas où le terminal n'est pas synchronisé trame avec l'émetteur il devra effectuer K réalisations du test et en choisir celui qui donne le maximum afin de se synchroniser.

Ainsi, la formule exprimée en équation (2.13) devient :

$$R_{Y^{(k,k+q')}}^\alpha(q) = \frac{1}{\mathcal{M}_s - q} \sum_{\nu \in \mathcal{P}_k} Y_\nu Y_{\nu+\delta}^* e^{-i2\pi\alpha k}, \quad (3.5)$$

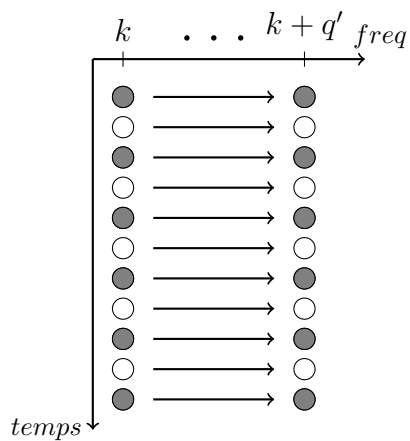
et la fonction de coût du critère de décision est obtenue de la même manière que pour l'équation (2.12), que nous rappelons ici :

$$J_{PIC}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)}, S^{(i)}) = \sum_{k \in \zeta} \left(\sum_{\alpha \in \mathcal{A}_{k,k+q}} |R_{Y^{(k,k+q')}}^\alpha(q)|^2 \right). \quad (3.6)$$

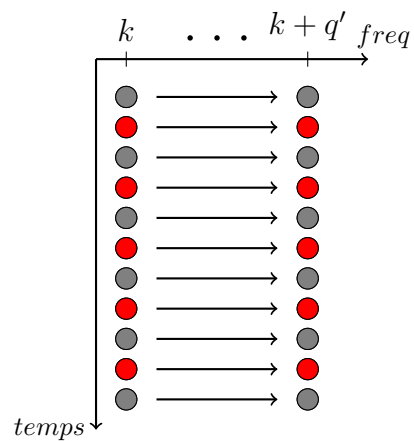
et $\zeta = \{k | \mathcal{A}_{k,k+q'} \neq \emptyset \text{ et } q + K < \mathcal{M}_s\}$. L'algorithme proposé est résumé dans le cadre Algorithme 3.

2.4 Résultats de simulation

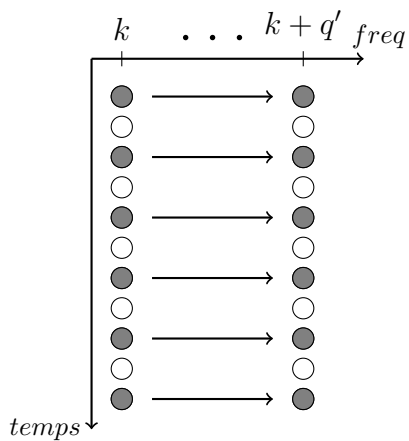
On présente ici, les résultats de simulation associés aux techniques présentées dans la section 2. Les signaux simulés sont des signaux de type LTE, les motifs de pilotes



(a) Calcul classique du critère, dans le cas d'une seule antenne le problème ne se pose pas



(b) Cas de deux antennes se partageant les mêmes sous porteuse par alternance dans le temps, le problème se pose.



(c) Solution retenue, corrélérer uniquement les pilotes entre eux.

- Données
- Pilotes antenne 1
- Pilotes antenne 2

FIGURE 3.5 – Schéma illustrant la technique PIC classique, et la modification proposée à cette dernière.

Algorithm 3 Algorithme de detection du nombre d'antennes, PIC

```

1 : Observer  $\mathcal{M}_s$  symboles OFDM ;
2 : Extraction du préfixe cyclique (CP) ;
3 : Application d'une FFT ;
4 : while  $i = 1 : M$  do
5 :   Lire  $\mathcal{P}^{(i)}$  et  $S^{(i)}$  ;
6 :   Calculer  $\mathcal{J}_{PIC}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)}, S^{(i)})$  grâce à (3.6) ;
7 :   if  $\mathcal{J}_{PIC}(\mathbf{Y}, \mathcal{P}^{(i)}, S^{(i)}) > \eta_{\text{det}}(\mathcal{P}^{(i)})$  then
8 :      $i = i + 1$ 
9 :   else
10 :     $(i - 1)$  antennes sont utilisées ;
11 :    Break ;
12 :   end if
13 : end while

```

sont tels qu'illustrés dans les figures 3.2 à 2.1. Les pilotes sont modulés en BPSK, les symboles de données sont tirés aléatoirement d'une constellations QPSK, 16-QAM ou 64-QAM. Le canal de propagation simulé est un canal sélectif en fréquence et en temps, généré comme décrit dans le chapitre 2, section 5.4 . Le nombre de sous-porteuses est égale à $\mathcal{N}_{sc} = 512$, la taille du préfixe cyclique est $D = 128$, le nombre de symboles OFDM observés est égal à 48.

La figure 3.6 illustre les performances du détecteur GLRT, en fonction du RSB pour les trois configurations : une, deux et quatre antennes et ce pour une $P_{fa} = 0.02$. La technique proposée possède des performances tout à fait acceptables, pour des gammes de RSB relativement faibles surtout pour les configurations à une et deux antennes. Pour la configuration à quatre antennes, le nombre de pilotes par sous-porteuse diminue de moitié par rapport aux deux autres configurations ce qui explique la perte de performances.

Dans la figure 3.7, nous avons tracé les performances du détecteur PIC pour une $P_{fa} = 0.02$, en fonction du RSB pour les trois configurations à une antenne, deux antennes et quatre antennes, les pilotes sont corrélés tel que $p_{n,k} = p_{n,k+50}$. Les deux techniques possèdent des performances similaires et on peut très bien envisager l'utilisation de l'une ou l'autre technique suivant les informations *a priori* disponibles : RSB requis pour le GLRT et corrélation entre pilotes pour la PIC.

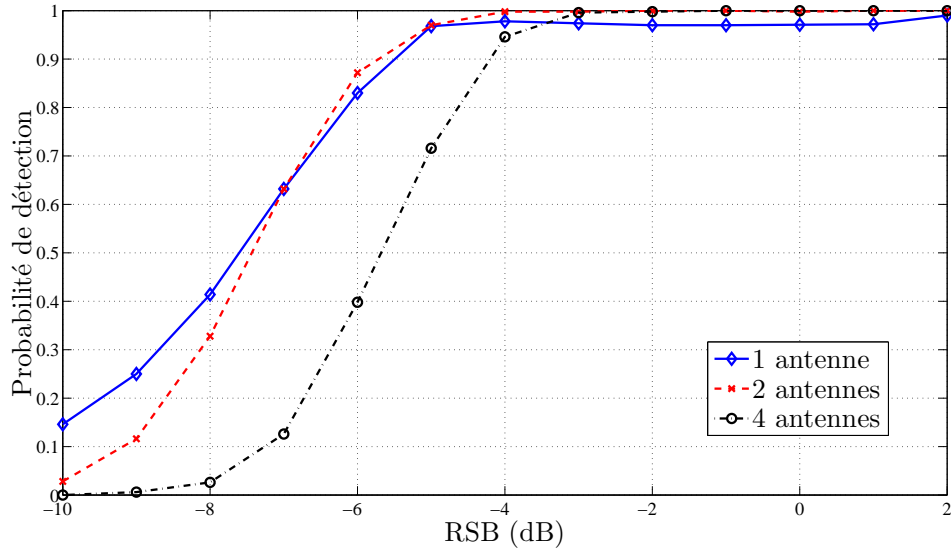


FIGURE 3.6 – Probabilité de détection du nombre d'antennes en fonction du RSB, en utilisant l'extension du GLRT, signaux LTE (Fig. 3.2-2.1), $\mathcal{M}_s = 48$ symboles observés, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $D = 128$, $P_{fa} = 0.02$.

3 Estimation du taux d'allocation temps-fréquence des sous-porteuses

3.1 Modèle du signal et problématique

Supposons qu'un signal de type OFDMA ait été transmis par une station de base, on rappelle que l'expression du signal transmis est donné par l'expression suivante :

$$x(m) = \sqrt{\frac{E_s}{\mathcal{N}_{sc}}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} \sum_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} \varepsilon_{n,k} c_{n,k} e^{2i\pi \frac{k}{\mathcal{N}_{sc}} (m-D-k(\mathcal{N}_{sc}+D))} . g(m - n(\mathcal{N}_{sc} + D)).$$

où $\varepsilon_{n,k}$ sont des variables aléatoires i.i.d prenant leur valeur dans l'ensemble $\{0, 1\}$, et exprimant la présence ou l'absence d'un signal sur le slot temps-fréquence d'indices (n, k) .

Le problème de l'estimation du taux d'activité temps-fréquence α peut être vu comme le problème de détection des slots actifs parmi les non-actifs, tel que :

$$\alpha = \frac{\sum_{n,k} I(\varepsilon_{n,k} = 1)}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}, \quad (3.7)$$

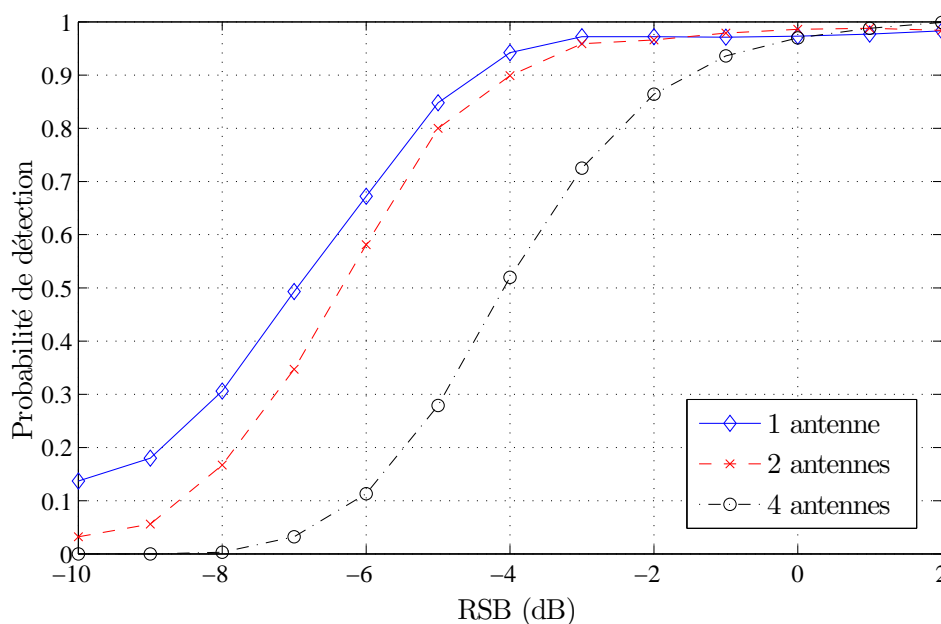


FIGURE 3.7 – Probabilité de détection du nombre d'antennes en fonction du RSB, en utilisant l'extension PIC, signaux LTE (Fig. 3.2-2.1), $\mathcal{M}_s = 48$ symboles observés, $\mathcal{N}_{sc} = 512$, $D = 128$, $P_{fa} = 0.02$, pilotes corrélés tel que $p_{n,k} = p_{n,k+50}$.

où $I(A)$ est la fonction indicatrice de l'évènement A , et \mathcal{M}_s le nombre de symboles OFDM observés. Intuitivement, une structure de détecteur classique peut être utilisée pour cette tâche tel que si σ^2 est supposée connue alors :

$$\hat{\alpha} = \frac{\sum_{n,k} I(|Y_{n,k}| > s(\sigma))}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}, \quad (3.8)$$

où $s(\sigma^2)$ est une fonction de seuillage dépendant de la valeur de la puissance du bruit, $Y_{n,k}$ est le signal observé sur la sous-porteuse k et à l'instant n , après FFT et extraction du préfixe cyclique i.e.,

$$\begin{aligned} Y_{n,k} &\triangleq \frac{1}{\mathcal{N}_{sc}} \sum_{m=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} y[k(\mathcal{N}_{sc} + D) + D + m] e^{-2i\pi \frac{nm}{\mathcal{N}_{sc}}}, \\ &= \varepsilon_{n,k} c_{n,k} H_{n,k} + W_{n,k}. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Malheureusement, ce type d'approche possède l'inconvénient de dépendre d'un seuil arbitraire. La technique que nous proposons utilise les moments d'ordre un et deux de la valeur absolue des échantillons observés. En effet, nous montrons dans ce qui suit que ces moments dépendent du taux d'activité et qu'en les combinant, il est possible de retrouver α en supposant σ^2 connue.

3.2 État de l'art

Comme cité précédemment, le problème d'estimation du taux d'allocation temps-fréquence, est un problème de détection, et les techniques citées au chapitre 4, section 3 peuvent être utilisées à ces fins. Nous cherchons à atteindre des performances similaires mais en s'affranchissant de la contrainte du seuil de décision. Une technique dédiée à l'estimation du taux d'allocation temps-fréquence des signaux OFDMA a été proposée dans [3, 4]. Les auteurs ont proposé une méthode simple et efficace. Dans ce qui suit, nous donnons un bref aperçu de cette technique. Elle servira de référence pour comparer avec les performances de notre technique. Cette méthode se déroule en deux phases, la première phase consiste à trier les slots temps-fréquence en fonction de leur probabilité d'être des slots de bruit uniquement. La deuxième phase consiste à trouver le point de rupture qui sépare les échantillons de bruit des échantillons signal plus bruit.

Soit \mathcal{E} l'ensemble des slots observés, défini comme suit :

$$\mathcal{E} = \bigcup_{n,k} Y_{n,k}, \quad n \in \{0, 1, \dots, \mathcal{M}_s - 1\}, \quad k \in \{0, 1, \dots, \mathcal{N}_{sc} - 1\}. \quad (3.10)$$

Les auteurs définissent la relation d'ordre \mathcal{R} : comme $(x, y) \in \mathcal{E}^2 | f(x) \leq f(y)$, où $f(y)$ est la densité de probabilité du bruit exprimée par l'équation (4.4). Ainsi $(\mathcal{E}, \mathcal{R})$ constitue un ensemble ordonné des slots triés par leur probabilité croissante d'être du bruit seulement. Les éléments qui constituent cet ensemble sont notés par :

$$(\mathcal{E}, \mathcal{R}) = \{\bar{Y}_0, \bar{Y}_1, \dots, \bar{Y}_{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} - 1}\}. \quad (3.11)$$

Une fois les slots triés, il faut maintenant trouver le point de rupture qui dissocie l'ensemble bruit de l'ensemble signal plus bruit. Les auteurs ont proposé d'utiliser la variance comme estimateur permettant de trouver ce point. Ainsi le point de rupture noté par p_r est donné par :

$$p_r = \underset{u}{\operatorname{argmin}} \left(\sqrt{\frac{1}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} - 1} \sum_{l=u}^{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} - 1} |\bar{Y}_l|^2} - \sigma \right)^2, \quad (3.12)$$

et le taux de charge est estimé par l'équation suivante :

$$\hat{\alpha} = \frac{p_r}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}}. \quad (3.13)$$

3.3 Algorithme Proposé

Vu que $\alpha\%$ des slots sont actifs et $(1 - \alpha)\%$ ne le sont pas, le moment d'ordre un de la valeur absolue des échantillons observés s'écrit comme suit :

$$\mathbb{E}[|Y_{n,k}|] = \alpha \mathbb{E}[|Y_{n,k}| / \varepsilon_{n,k} = 1] + (1 - \alpha) \mathbb{E}[|Y_{n,k}| / \varepsilon_{n,k} = 0], \quad (3.14)$$

où $\mathbb{E}[\./.]$ représente l'espérance conditionnelle. Pour tous les couples (n, k) tel que $\varepsilon_{n,k} = 0$, l'observation est faite de bruit seulement, i.e ; $Y_{n,k} \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$, et donc $|Y_{n,k}|$ suit une loi de Rayleigh tel que :

$$\mathbb{E}[|Y_{n,k}|/\varepsilon_{n,k} = 0] = \frac{\sqrt{\pi}}{2}\sigma, \quad (3.15)$$

Quand $\varepsilon_{n,k} = 1$, le signal est présent, et l'expression analytique de la distribution des $Y_{n,k}$ est difficile à trouver. Les symboles $c_{n,k}$ peuvent avoir des distributions différentes dépendantes de la constellation utilisée à l'émission (généralement BPSK, QPSK, 16-QAM ou 64-QAM [66]). De plus, sachant que l'émetteur utilise l'AMC (Adaptative Modulation and Coding), la constellation utilisée peut être différente d'un slot à un autre. Pour obtenir une expression approximative de cette distribution nous utilisons le principe de maximum d'entropie [67] : vue l'information *a-priori* minimale sur les constellations choisies pour chaque sous-porteuses, on suppose que la probabilité d'avoir chaque constellation est équi-répartie et vaut $1/4$ (l'impact d'une telle hypothèse est discuté en section 3.4). Par conséquent, l'espérance de $|Y_{n,k}|$ quand $\varepsilon_{n,k} = 1$ peut être écrite comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[|Y_{n,k}| / \varepsilon_{n,k} = 1] &= \mathbb{E}[|c_{n,k}H_{n,k}\sqrt{E_s} + W_{n,k}|], \\ &= \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 \mathbb{E} \left[|c_{n,k}H_{n,k}\sqrt{E_s} + W_{n,k}| / c_{n,k} \in \mathcal{C}_{Q_j} \right], \end{aligned}$$

où les constellations \mathcal{C}_{Q_j} sont des Q_j -QAM tel que pour $j = 1, \dots, 4$, Q_j peut être égale à 2, 4, 16 ou 64 respectivement.

Sous l'hypothèse d'un bruit Gaussien et d'un canal de Rayleigh, la distribution des échantillons observés sachant les $c_{n,k}$ est gaussienne telle que :

$$Y_{n,k}/c_{n,k}, \varepsilon_{n,k} = 1 \sim \mathcal{CN}(0, \sum_0^{L-1} \sigma_{h^{(l)}}^2 E_s |c_{n,k}|^2 + \sigma^2), \quad (3.16)$$

Il s'en suit naturellement que la valeur absolue $|Y_{n,k}|/c_{n,k}$ pour $\varepsilon_{n,k} = 1$ possède une distribution de Rayleigh. Après avoir intégré sur toutes les valeurs possibles de $c_{n,k}$ sur toutes les constellations possibles \mathcal{C}_{Q_j} , on trouve :

$$\mathbb{E}[|Y_{n,k}|/\varepsilon_{n,k} = 1] = \frac{\sqrt{\pi}}{2} \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 \frac{1}{M_j} \sum_{p=1}^{M_j} \sqrt{\sum_l \sigma_{h^{(l)}}^2 E_s |c_p|^2 + \sigma^2}, \quad (3.17)$$

où c_p et le p^{ieme} symbole de la constellation C_{Q_j} , et par conséquent :

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[|Y_{n,k}|/\varepsilon_{n,k} = 1] = & \\
 \frac{\sqrt{\pi}}{8} & \left[\frac{5}{2} \sqrt{\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{1}{4} \sqrt{\sum_l \sigma_{h(l)}^2 \frac{E_s}{5} + \sigma^2} \right. \\
 & + \frac{1}{4} \sqrt{\frac{9}{5} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{1}{16} \sqrt{\sum_l \sigma_{h(l)}^2 \frac{E_s}{21} + \sigma^2} \\
 & + \frac{1}{8} \sqrt{\frac{5}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{1}{16} \sqrt{\frac{3}{7} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} \\
 & + \frac{1}{8} \sqrt{\frac{13}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{1}{8} \sqrt{\frac{17}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} \\
 & + \frac{3}{16} \sqrt{\frac{25}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{1}{8} \sqrt{\frac{29}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} \\
 & \left. + \frac{13}{8} \sqrt{\frac{37}{21} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} + \frac{13}{16} \sqrt{\frac{7}{3} \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s + \sigma^2} \right], \\
 = & \varphi\left(\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s\right).
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

où $\sigma_{h(l)}^2$ est la puissance du trajet l de la réponse impulsionnelle h du canal, et φ est une fonction qui associe $\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s$ à l'espérance $\mathbb{E}[|Y_{n,k}|/\varepsilon_{n,k} = 1]$, quand σ^2 est supposée connue. Ainsi,

$$\mathbb{E}[|Y_{n,k}|] = \alpha \varphi\left(\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s\right) + (1 - \alpha) \frac{\sqrt{\pi}}{2} \sigma.$$

Le moment d'ordre deux, $\mathbb{E}[|Y_{n,k}|^2]$ satisfait quant à lui :

$$\mathbb{E}[|Y_{n,k}|^2] = \sigma^2 + \alpha \sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s, \quad \forall \varepsilon_{n,k}. \tag{3.19}$$

Il s'en suit que $\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s$ vaut :

$$\sum_l \sigma_{h(l)}^2 E_s = \frac{\mathbb{E}[|Y_{n,k}|^2] - \sigma^2}{\alpha}. \tag{3.20}$$

En notant $\hat{\mu}_1$ et $\hat{\mu}_2$, les moments estimés d'ordre un et deux respectivement, tel que :

$$\hat{\mu}_1 = \frac{1}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc}} \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} |Y_{n,k}|, \tag{3.21}$$

$$\hat{\mu}_2 = \frac{1}{\mathcal{M}_s \mathcal{N}_{sc} - 1} \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{\mathcal{N}_{sc}-1} |Y_{n,k}|^2. \quad (3.22)$$

En remplaçant ces valeurs dans l'équation (3.14), l'estimée du taux d'activité temps-fréquence est la racine de l'équation suivante

$$\hat{\alpha} \varphi\left(\frac{\hat{\mu}_2 - \sigma^2}{\hat{\alpha}}\right) + (1 - \hat{\alpha}) \frac{\sqrt{\pi}}{2} \sigma - \hat{\mu}_1 = 0. \quad (3.23)$$

Malheureusement, cette équation ne possède pas de solution analytique. Nous proposons alors de la résoudre par dichotomie. En effet, l'expression à gauche de l'inégalité est une fonction croissante de α . Sur la figure 3.8(a), nous montrons l'allure de cette fonction pour un SNR=20 dB et $\alpha = 0.5$. Sur la figure 3.8(b), nous avons illustré la convergence de l'algorithme de dichotomie, nous remarquons que l'algorithme converge après 10 itérations seulement, pour une précision de 10^{-1} . L'algorithme global est résumé dans le cadre Algorithme 4.

Algorithm 4 Algorithme d'estimation du taux d'allocation temps-fréquence

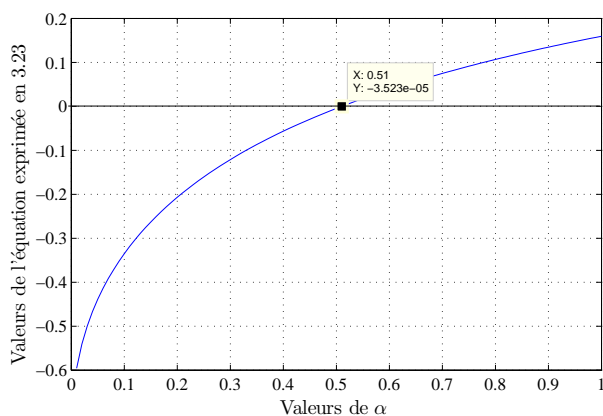
Observer \mathcal{M}_s symboles OFDM ;
 Estimer σ^2 grace à [68] ;
 Passer dans le domaine fréquentiel et déduire $Y_{k,n}$;
 Calculer $\hat{\mu}_1$ et $\hat{\mu}_2$ grace à (3.21) et (3.22) ;
 Déduire $\hat{\alpha}$ en résolvant (3.23) avec une dichotomie.

3.4 Résultats de simulations

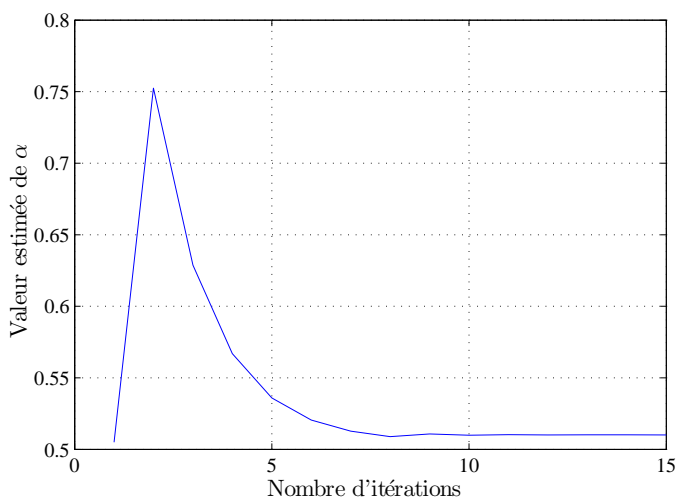
Dans cette section, les performances de l'algorithme proposé sont testées sur des signaux de type WiMAX. Les signaux WiMAX sont des signaux OFDMA avec $\mathcal{N}_{sc} = 512$ sous-porteuses, et un préfixe cyclique de longueur $D = 128$. Le nombre de symboles observés est fixé à $\mathcal{M}_s = 24$. Le canal de propagation simulé est un canal sélectif en fréquence et en temps, généré comme décrit dans le chapitre 2, section 5.4 mais avec une fréquence Doppler de 100 Hz. Les $c_{n,k}$ sont indépendants et uniformément choisis à partir d'une BPSK, QPSK, 16-QAM ou 64-QAM [66], comme déjà détaillé dans le chapitre 2, section 5.4. Les résultats présentés dans cette section ont été moyennés sur 500 réalisations de Monte-Carlo, l'EQMN (Erreur Quadratique Moyenne Normalisée) est définie comme suit :

$$EQMN(\hat{\alpha}) = \mathbb{E} [(\hat{\alpha} - \alpha)^2 / \alpha^2.]$$

La figure 3.9 illustre les performances de l'algorithme proposé en fonction du taux d'allocation temps-fréquence pour différents RSB, et ceci dans le cas où la variance



(a) Allure de la fonction



(b) Convergence de l'algorithme de dichotomie

FIGURE 3.8 – Allure de la fonction à annuler et convergence de la dichotomie, $\alpha = 0.5$, SNR=20 dB, initialisation à $\hat{\alpha} = 0.5$

du bruit est supposée parfaitement connue ou estimée grâce à la technique proposée en [68]. On remarque que les performances de l'algorithme se détériorent quand σ^2 est estimée, mais offre encore des performances satisfaisantes pour l'application visée. En effet, une EQMN de -15 dB est largement suffisante pour décider si l'on peut déclencher un handover vertical ou non.

Dans la figure 3.10, les performances de notre technique sont comparées à celle de la technique TFAC. On peut observer que la technique proposée dépasse la TFAC et cela même pour une variance de bruit estimée. Pour la technique TFAC, l'influence du seuil de détection peut se ressentir à travers les simulations présentées. En effet,

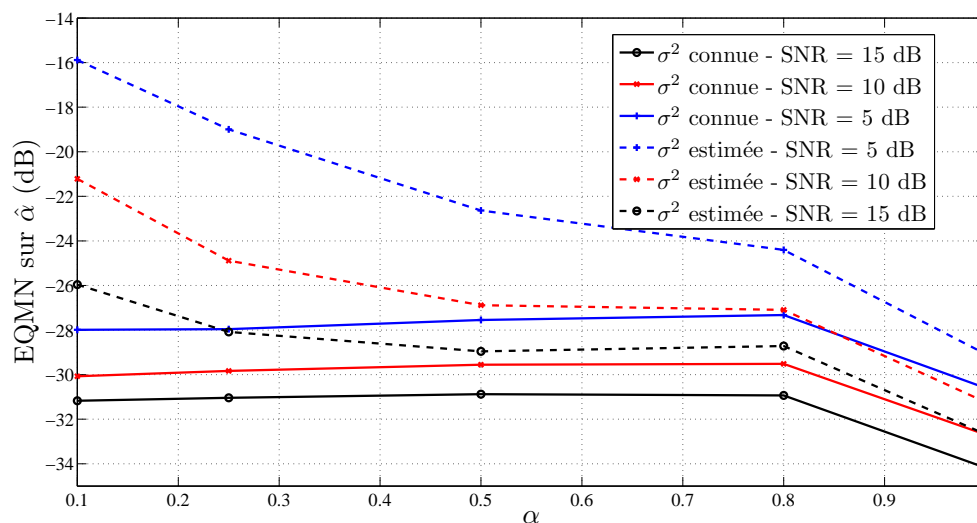


FIGURE 3.9 – NMSE de la méthode proposée en fonction du taux d'allocation temps-fréquence, σ^2 connue et estimée, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz.

pour un RSB fixé à 10 dB, les performances de la TFAC sont dépendantes du seuil de détection.

Dans la figure 3.11, nous comparons les performances de notre technique à celle proposée en [3, 4] et ceci pour plusieurs valeurs du rapport signal sur bruit. Nous remarquons bien que notre technique reste plus performante quelque soit le RSB, de plus notre technique jouit d'une meilleure stabilité quant au changement du taux d'allocation temps-fréquence.

Enfin la figure 3.12 illustre les performances de l'algorithme dans le cas où les $c_{n,k}$ ne sont pas uniformément distribués parmi les quatre constellations citées précédemment. Les simulations ont été conduites en supposant que les probabilités associées à chaque constellation sont les suivantes : $P(c_{n,k} \in \text{BPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{QPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{16-QAM}) = \frac{4}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{64-QAM}) = \frac{4}{10}$. L'EQMN est détériorée en comparant avec le cas uniforme, mais reste acceptable, la perte en dB ne vaut pas plus de 14%. On peut en conclure que la technique est ainsi robuste à la distribution des constellations.

Dans la figure 3.13, nous avons représenté les mêmes courbes obtenues dans le cas précédent mais en comparant avec la technique proposée en [3, 4]. Cette dernière s'avère être robuste aux taux de présence de chaque modulation, car elle a été développée sans prendre en compte ce paramètre. Cependant malgré les pertes en performance que subit notre technique, elle reste meilleure que celle proposée en [3, 4] pour de faible

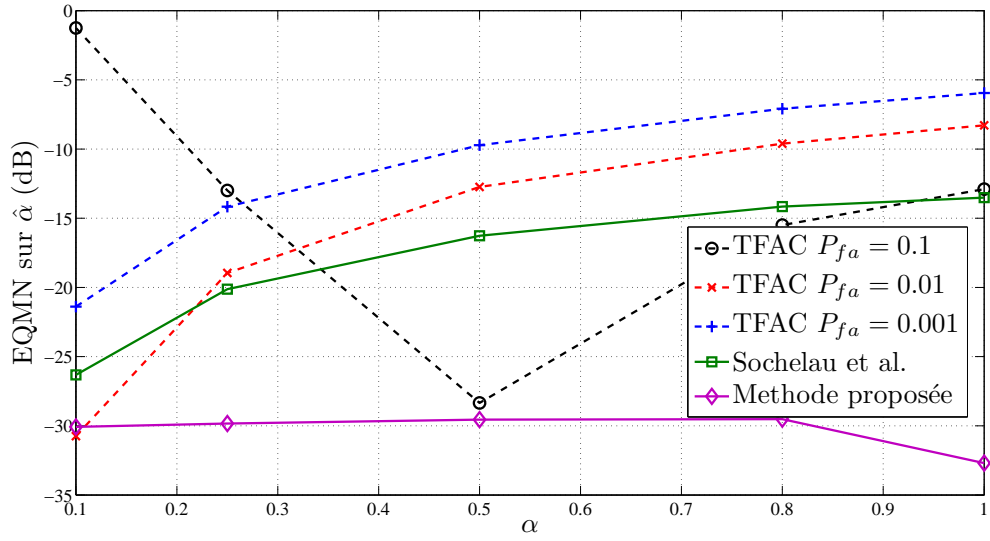


FIGURE 3.10 – EQMN de la méthode proposée comparée à la méthode TFAC, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.

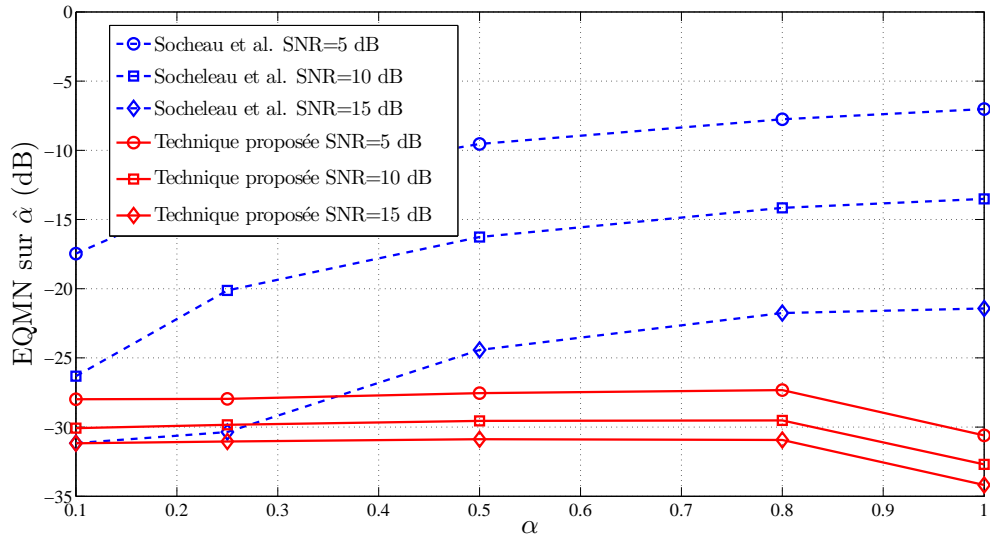


FIGURE 3.11 – Comparaison de la technique proposée à la technique de tri, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.

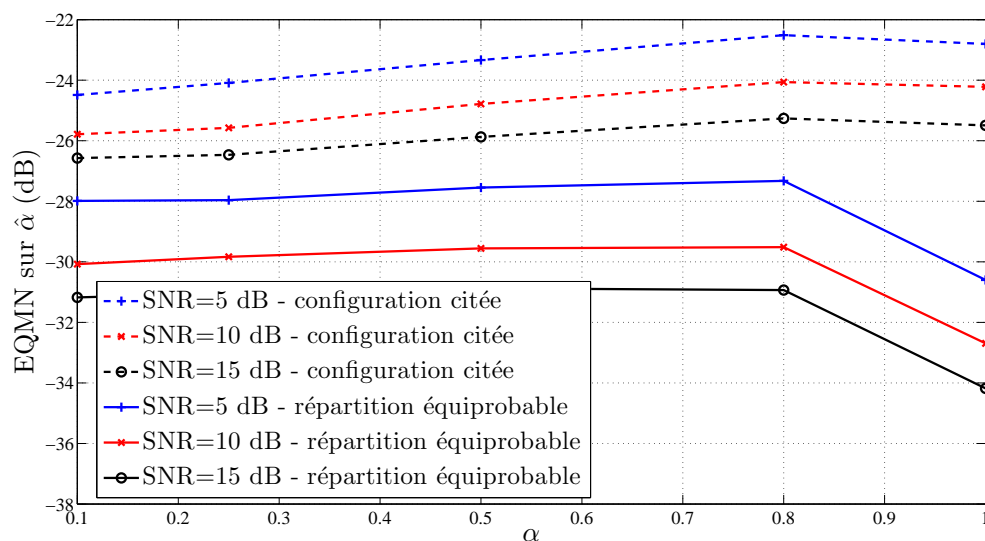


FIGURE 3.12 – EQMN de la méthode proposée sous le cas : d’une distribution uniforme des constellations, et sous le cas d’une distribution $P(c_{n,k} \in \text{BPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{QPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{16-QAM}) = \frac{4}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{64-QAM}) = \frac{4}{10}$, nombre de sous-porteuse $N_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $M_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.

RSB et des valeurs de α inférieures à 0.5.

Enfin dans la figure 3.14, nous présentons l’impact du nombre de symboles OFDM observés sur les performances de notre technique. Évidemment, les performances s’améliorent avec l’augmentation du nombre de symboles M_s . Ceci peut être justifié de manière intuitive, du fait que la qualité des estimateurs des moments d’ordre un et deux s’améliore avec l’augmentation du nombre de symboles. Malheureusement, on ne peut pas augmenter M_s de manière arbitraire vu que ce paramètre détermine le temps d’acquisition des échantillons (temps avant qu’une décision ne soit prise). Par exemple 12, 24 et 48 symboles correspondent à 1.25, 2.5 et 5 ms pour le système WiMAX Mobile.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux métriques associées à des réseaux basés sur une technique d’accès multiples OFDMA. La première métrique, étant le nombre d’antennes utilisées par la station de base. Nous avons ainsi montré qu’il était possible d’utiliser le GLRT proposé ainsi que la technique PIC pour faire une identification de

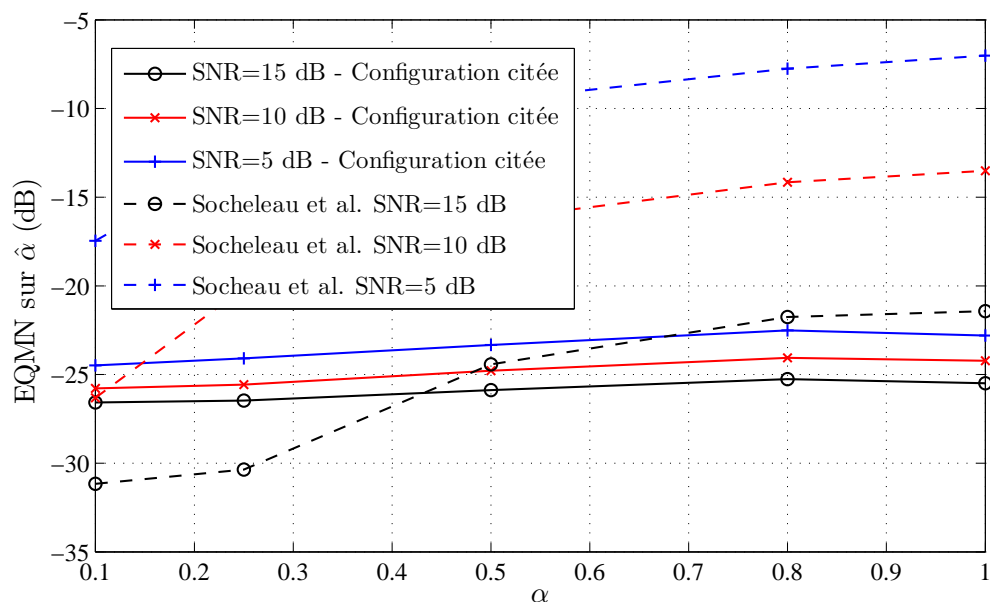


FIGURE 3.13 – Comparaison de l'EQMN de la méthode proposée et de la technique de tri [3, 4] sous le cas d'une distribution des constellations tel que : $P(c_{n,k} \in \text{BPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{QPSK}) = \frac{1}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{16-QAM}) = \frac{4}{10}$, $P(c_{n,k} \in \text{64-QAM}) = \frac{4}{10}$, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, nombre de symboles OFDM $\mathcal{M}_s = 24$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.

systemes mais aussi pour détecter le nombre d'antennes qu'utilise la station de base. La seconde métrique abordée, permet d'analyser le taux d'occupation du système, au travers du taux d'allocation temps-fréquences des slots. Toutes les techniques proposées sont des approches passives et ont été évaluées grâce à des simulations numériques, qui ont montré leur efficacité pour des applications en radio opportuniste.

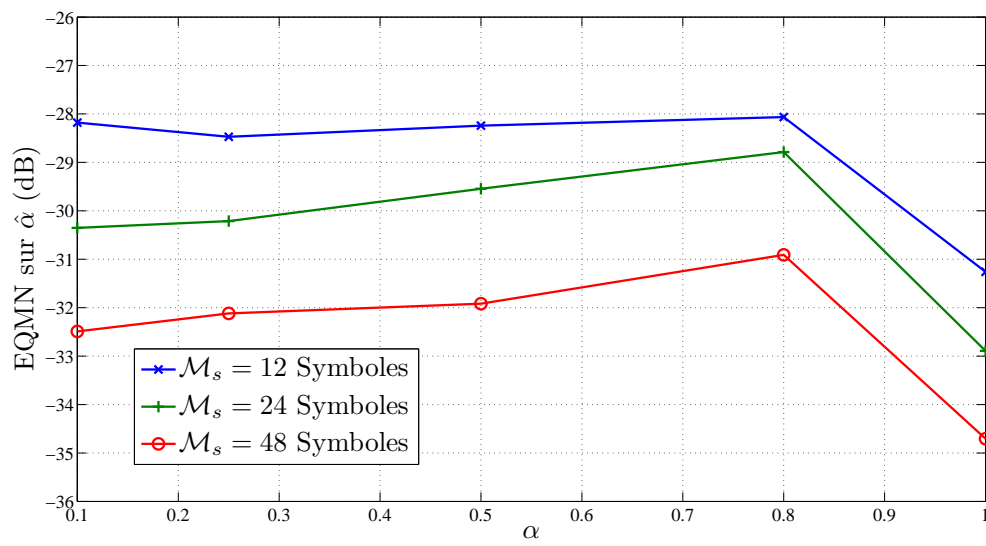


FIGURE 3.14 – Impact du nombre de symboles sur les performances de notre méthode, nombre de sous-porteuses $\mathcal{N}_{sc} = 512$, Doppler de 100 Hz, σ^2 supposée connue.

Chapitre 4

Métriques de décision pour un vertical handover vers des systèmes CSMA/CA, traitement par bloc

Résumé

Dans ce chapitre, on s'intéresse aux réseaux actuels ou de future génération dont la couche physique est basée sur la technique de modulation OFDM et dont la technique d'accès multiple est de type CSMA/CA (Carrier Sense Multiple Access/Collision Avoidance). Le taux de charge et le taux de collisions sont alors deux métriques intéressantes pour déclencher un vertical handover. Nous proposons une série de techniques permettant leur estimation en aveugle et par un traitement par bloc. L'approche aveugle est pertinente car elle ne nécessite pas d'être préalablement connecté aux différents points d'accès actifs pour accéder à l'information désirée. Les performances des techniques proposées sont évaluées grâce à des simulations numériques. De plus, une des techniques proposées est évaluée sur plateforme RF de signaux réels.

1 Introduction

Dans ce chapitre, on s'intéresse aux réseaux sans fil basés sur une couche physique OFDM, utilisant le protocole CSMA/CA comme technique d'accès multiple. Contrairement au CSMA/CD (Carrier Sense Multiple Access/Collision Detection) qui traite la collision une fois qu'elle a eu lieu, le CSMA/CA tente d'éviter les collisions. Dès qu'un terminal mobile désire émettre une trame, il doit d'abord vérifier si le canal est libre (aucune autre station n'est en train d'émettre). La trame est émise si et seulement si le canal est libre. Par contre si le canal est occupé, le terminal doit attendre un laps de temps aléatoire appelé backoff, et ensuite vérifier à nouveau si le canal a été libéré ou non. Le réseau sans fil le plus répandu utilisant cette technique d'accès multiple est le WiFi.

Nous proposons d'estimer le taux d'occupation du canal (uplink et downlink combinés), ainsi que le taux de collisions de trames. Nous verrons dans ce qui suit que ces deux métriques sont pertinentes si l'on désire avoir une information sur la charge et le trafic échangé sur un point d'accès CSMA/CA. Nous montrons qu'il est parfaitement possible d'obtenir ces informations à partir du signal observé (sans pour autant être connecté au point d'accès).

Ce chapitre est organisé comme suit : Dans la section 2, on introduit le protocole CSMA/CA. L'algorithme proposé pour estimer le taux de charge ainsi que l'évaluation de ses performances, par simulation et par des tests expérimentaux sont présentés dans la section 3. Dans la section 4, nous décrivons l'algorithme de détection de collision de trame OFDM. Enfin, la section 5 conclut ce chapitre.

2 Description de la technique d'accès CSMA/CA

La méthode CSMA/CA (Carrier Multiple Acces with Collision Avoidance) met en avant le principe d'évitement des collisions. Au lieu d'un contrôle des collisions *a posteriori*, on adopte une politique de contrôle *a priori*. On a recours à cette technique, car pour détecter des collisions, il serait nécessaire de disposer d'une liaison radio *full duplex* (émission et réception simultanées possibles), ce qui n'est pas le cas des réseaux locaux sans-fil qui eux sont *half-duplex* (i.e., le même canal est utilisé pour l'émission et la réception et donc elle ne peuvent se faire que séparément). Il résulte de cet état de fait, l'utilisation du principe CA (qui permet d'éviter les collisions) et d'un mécanisme d'acquiescement appelé *Positif Acknowledge* (noté ACK). Les autres éléments importants sont les espaces inter-trames et le temporisateur d'émission appelé NAV (Network Allocation Vector). Les espace intertrames, ou IFS (Inter Frame Spacing), correspondent à un intervalle de temps entre l'émission de deux trames. Il en existe trois types :

- SIFS (Short Inter-Frame Spacing), le plus petit des IFS, est utilisé pour séparer les transmissions au sein d'un même dialogue (envoi de données, ACK, etc...). Il y a toujours une seule station pour transmettre à cet instant, ayant donc la priorité sur toutes les autres stations ;
- PIFS (PCF¹ IFS), utilisé par le point d'accès pour accéder avec priorité au support.
- DIFS (DCF² IFS), utilisé lorsqu'une station veut commencer une nouvelle transmission.

Le principe général de la méthode CSMA/CA est le suivant : une station qui souhaite émettre une trame écoute le canal, si aucune activité n'est détectée, elle attend un DIFS, vérifie à nouveau que le support est libre, si c'est le cas elle transmet sa trame. Les stations en écoute constatent une émission et pour éviter une collision, mettent à jour un timer, appelé NAV (Network Allocation Vector), permettant de retarder toutes les transmissions prévues. Le NAV est calculé par rapport à l'information située dans le champ durée de vie, ou TTL³ (Time To Live), contenu dans les trames qui ont été envoyées (données, ACK, etc). Les autres stations n'ont la capacité de transmettre qu'après la fin du NAV. Le NAV est en fait un temporisateur, qui détermine l'instant auquel une station pourrait a priori engager une émission.

Si les données envoyées sont bien reçues, la station de destination attendra pendant un temps équivalent à un SIFS et émettra un ACK pour confirmer leur bonne réception (figure 4.1). Si l'ACK n'est pas détecté par la station source ou si les données ne sont pas reçues correctement ou encore si l'ACK n'est pas reçu correctement, on suppose qu'une collision s'est produite, et la trame est retransmise.

Quand le NAV arrive à échéance, toutes les stations connectées au PA (Point d'Accès), désirent transmettre leur trame. Le CSMA/CA introduit ainsi, l'algorithme de back-off qui permet de résoudre le problème de l'accès au support lorsque plusieurs stations veulent transmettre des données en même temps. Initialement, une station calcule la valeur d'un temporisateur, appelé timer de backoff, compris entre 0 et 7 et correspondant à un certain nombre de timeslots. Lorsque le support est libre, les stations décrémentent leur temporisateur jusqu'à ce que le support soit occupé ou que le temporisateur atteigne la valeur 0. Si le temporisateur n'a pas atteint la valeur 0 et que le support est de nouveau occupé, la station bloque la valeur du temporisateur. Dès que le temporisateur atteint la valeur 0, la station transmet sa trame. Si deux ou plusieurs stations atteignent la valeur 0 au même instant, une collision se produit, et chaque station doit générer un nouveau temporisateur, compris cette fois entre 0 et 15.

1. Point Coordination Function est une topologie de réseau, utilisé dans les réseaux sans-fil et où le Point d'Accès régit la communication entre toutes les stations qui lui sont reliés

2. Distributed Coordination function, c'est la base même du protocole CSMA/CA, toute station doit d'abord écouter le médium, pour vérifier s'il est libre, avant de transmettre sa trame

3. Le champ TTL indique la durée de vie maximale, en seconde, du paquet.

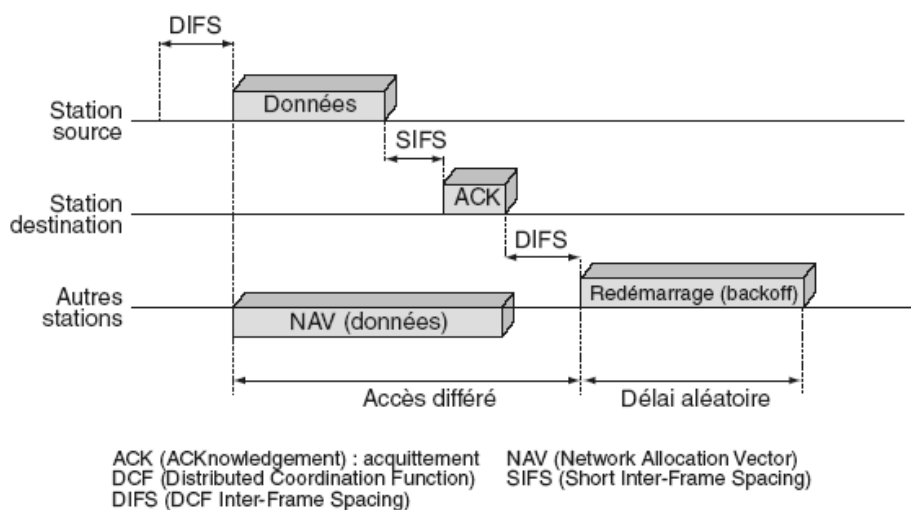


FIGURE 4.1 – La transmission des données dans CSMA/CA (forme simple) [5]

Pour chaque tentative de retransmission, le temporisateur croît de la façon suivante :

$$[2^{2+i} \times rand()) \times timeslot$$

où i correspond au nombre de tentatives consécutives d'une station pour l'envoi d'une trame, et $rand()$ à une variable aléatoire uniforme comprise entre 0 et 1.

Par ailleurs, un autre problème spécifique au sans fil est celui du "nœud caché", où deux stations A et B situées de chaque côté d'un troisième terminal C (figure 4.2) peuvent entendre toutes les deux une activité du terminal C, mais pas les unes les autres (problème généralement lié aux distances ou à la présence d'un obstacle).

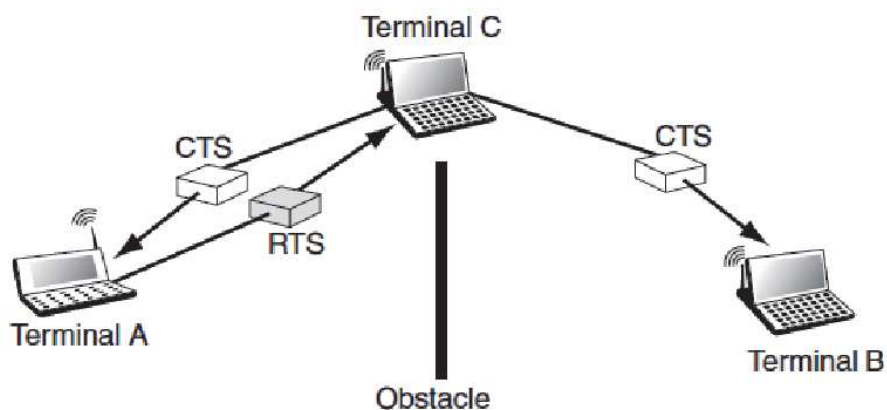


FIGURE 4.2 – Problème de la station cachée [5]

Pour résoudre ce problème, le standard 802.11 définit un mécanisme *optionnel* appelé *RTS/CTS* (Request to Send/Clear to Send) . Avant d'envoyer une trame la station source envoie à la station destination un paquet d'appel appelé RTS. Si ce paquet est reçu par la station destination, cette dernière répond par un paquet CTS. Si la station émettrice reçoit convenablement ce paquet CTS, elle prend le support en main et commence à envoyer les données. Toutes les stations du réseau recevant soit le RTS, soit le CTS, déclencheront pour une durée fixée leur indicateur NAV pour retarder toute transmission prévue (figure 4.3). La station émettrice peut alors transmettre et recevoir son accusé de réception sans aucun risque de collision. Dans le cas de la figure 4.2, si A et C s'échangent des RTS et des CTS, la station B, bien que n'écoulant pas directement la station A, est informée par l'envoi par la station C d'un CTS que le support est occupé. Elle n'essaie donc pas de transmettre durant la transmission entre A et C.

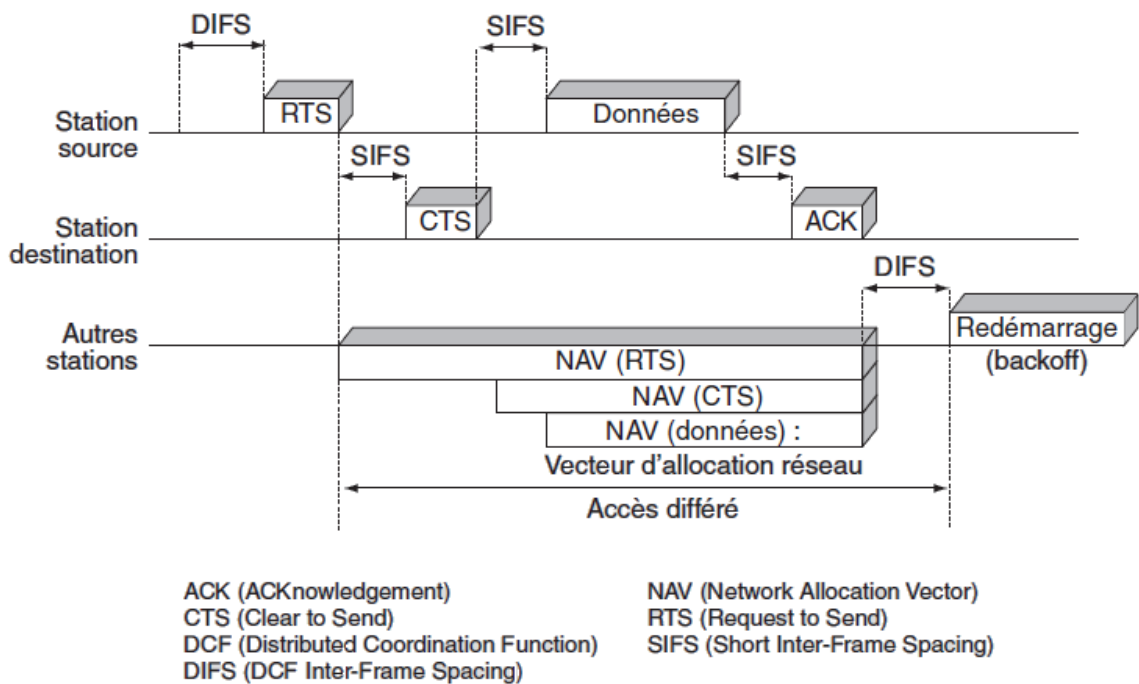


FIGURE 4.3 – La transmission des données dans CSMA/CA (forme RTS/CTS) [5]

3 Estimation du taux d'occupation du canal

Les auteurs en [59, 69], ont mis en évidence que l'utilisation de la bande passante dans un système CSMA/CA comme le WiFi, peut être approximée par le rapport entre

le temps où le canal est déclaré occupé par le NAV et la taille de la fenêtre d'observation choisie. En effet, avant de transmettre une trame la station calcule le temps qui lui est nécessaire afin de transmettre cette dernière en se basant sur sa taille et sur le débit. Une fois calculée, cette valeur est placée dans le *duration field* de l'entête de la trame. En supposant avoir accès au NAV de chaque trame transmise, il est possible de cumuler ces valeurs et de diviser la somme sur la taille de la fenêtre d'observation. La valeur obtenue ainsi nous informe sur le trafic échangé sur le canal observé, la bande passante disponible et le délais d'accès moyen au réseau [6]. La figure 4.4 illustre la bande passante disponible et le délais d'accès moyen à un point d'accès WiFi en fonction du NAV, pour différentes tailles de trames. Il est clair que plus le NAV augmente plus la bande passante disponible diminue. Le délais d'accès moyen quant à lui augmente aussi avec le NAV.

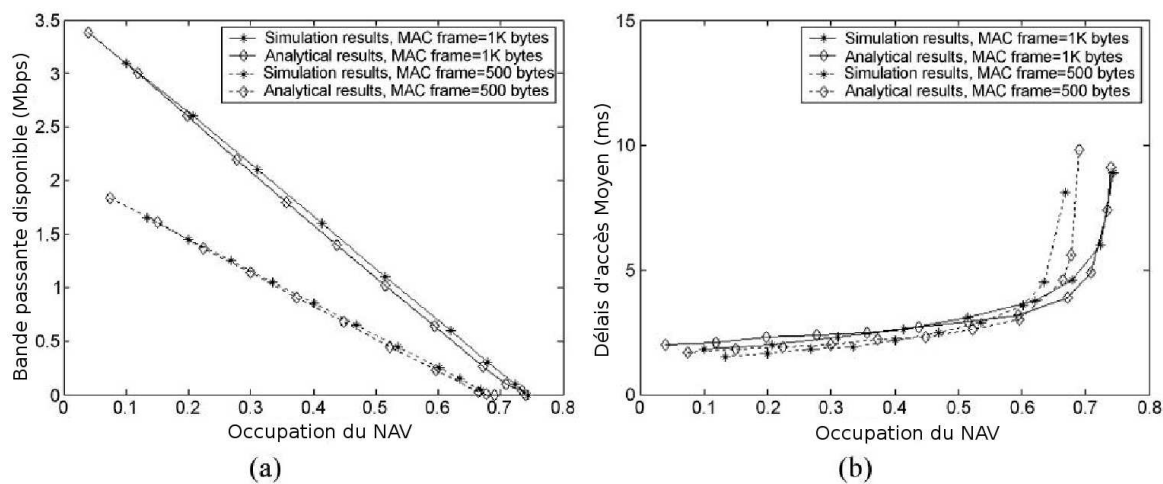


FIGURE 4.4 – (a) Débit utile en fonction du NAV, (b) Délais d'accès moyen à un point d'accès WiFi [6].

Malheureusement, pour effectuer des estimations avec les techniques que nous venons de citer, il faut se synchroniser et se connecter au point d'accès afin d'avoir accès au NAV, ceci implique une perte d'efficacité surtout si le terminal opportuniste doit scanner plusieurs points d'accès. Dans cette section, on propose une technique passive d'estimation du taux de charge du canal, qui ne requiert ni une connexion au point d'accès ni de lecture du NAV. Cette méthode se base sur une écoute de la couche physique : en considérant que le canal est libre si les échantillons observés sont constitués de bruit seulement, et occupé si les échantillons observés sont constitués de signal de donnée plus bruit. Pour ce faire, on utilise une fonction de vraisemblance qui sert à distinguer les échantillons bruit des échantillons signal plus bruit. Le taux d'occupation du canal est simplement obtenu en divisant le nombre total des échantillons signal plus bruit par la taille de la fenêtre d'observation.

3.1 Modèle du signal

Dans ce paragraphe, on suppose qu'un certain nombre de points d'accès basés sur le protocole CSMA/CA ont été détectés. Comme déjà souligné, entre deux trames consécutives, il existe des espaces inter-trames (Inter-Frame Spacing, IFS), qui garantissent différents types de priorité de transmission. Du côté récepteur, le signal observé est une succession de trame d'échantillons de bruit et de trame de signal de donnée plus bruit (figure 4.5).

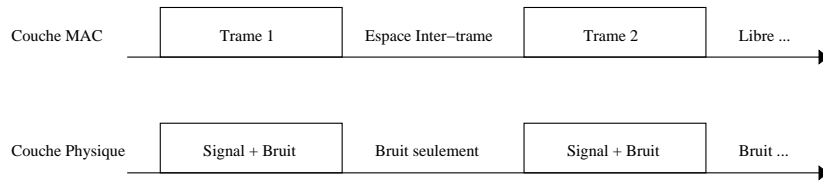


FIGURE 4.5 – Couche Physique et analogie avec la couche MAC

Pour des raisons de simplicité, nous supposons dans cette section que sur la fenêtre d'observation une seule trame de donnée est présente. Nous détaillons dans la section 3.2 l'algorithme proposé pour détecter le début et la fin de la trame.

Considérons que notre récepteur cognitif est doté de N antennes et soit $\mathbf{y}_i = [y_i(1), \dots, y_i(N_s)]$ le vecteur d'échantillons observés sur la i^e antenne, tel que

$$\begin{cases} y_i(m) = w_i(m) & 1 \leq m \leq m_1 - 1 \\ y_i(m) = \sum_{l=0}^{L_i-1} h_i(l)x(m - m_1 - l) + w_i(m) & m_1 \leq m \leq m_2 \\ y_i(m) = w_i(m) & m_2 + 1 \leq m \leq N_s \end{cases} \quad (4.1)$$

où $x(m)$ est le signal transmis par la source exprimé comme indiqué en équation (2.1),

$$x(m) = \sqrt{\frac{E_s}{N_{sc}}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} \sum_{k=0}^{N_{sc}-1} c_{n,k} e^{2i\pi \frac{k}{N_{sc}}(m-D-n(N_{sc}+D))} g(m - n(N_{sc} + D))$$

et $h_i(l)$ est le l^e trajet de la réponse temporel du canal entre la source et l'antenne i du récepteur, L_i est la taille du canal h_i . Le bruit $w_i(m)$ est un bruit additif blanc Gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 , i.e, $w_i \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$. La variance σ^2 est supposée connue ou estimée en utilisant une technique sous-espace (Annexe B).

3.2 Localisation de trames

Comme présenté dans la section précédente, le vecteur \mathbf{y}_i peut être divisé en trois parties : bruit, signal plus bruit et bruit. A partir du vecteur d'observation \mathbf{y}_i ,

on aimerait savoir quels sont les échantillons correspondant au bruit seulement et ceux correspondant au signal plus bruit. Ce problème est un problème de détection classique, et les techniques que nous avons cité au chapitre 3, section 3 peuvent être utilisées à ces fins. Dans cette section nous proposons une nouvelle approche, en exploitant le fait que les échantillons observés sont indépendants dans les régions bruit et corrélés dans les régions signal plus bruit⁴, nous proposons d'utiliser une fonction de vraisemblance qui nous informe sur la dépendance/indépendance des échantillons observés. Nous montrons que cette approche est similaire à une détection TFAC, mais possède l'avantage de ne pas dépendre d'un seuil de décision arbitraire. Il est utile de noter qu'une approche qui aboutit en un critère ayant une allure similaire au notre a été développée dans [70] et [71]. Ce critère est cependant totalement différent de celui proposé dans ce chapitre car il est basé sur une analyse de l'espace propre du signal et non pas sur une analyse probabiliste.

Soit $\mathbf{Y}_i(u)$ le vecteur d'observation défini comme suit :

$$\mathbf{Y}_i(u) = [y_i(u), \dots, y_i(N_s)] \quad 1 \leq u < N_s, \quad (4.2)$$

et soit f_Y la densité de probabilité jointe du vecteur $\mathbf{Y}_i(u)$. Sous condition que $\mathbf{Y}_i(u)$ ne soit composé que d'échantillons de bruit cette fonction s'écrit :

$$f_Y(\mathbf{Y}_i(u)) = \prod_{m=u}^{N_s} f_w(y_i(m)), \quad (4.3)$$

où f_w est la densité de probabilité d'une variable aléatoire Gaussienne complexe de moyenne nulle et de variance σ^2 , donnée par :

$$f_w(x) = \frac{1}{\pi\sigma^2} e^{-|x|^2/\sigma^2}. \quad (4.4)$$

La log-vraisemblance que le vecteur $\mathbf{Y}_i(u)$ soit constitué de $(N_s - u)$ échantillons de bruit indépendants est donc exprimée comme suit :

$$\mathcal{L}_i(u) = \log \left[\prod_{m=u}^{N_s} f_w(y_i(m)) \right]. \quad (4.5)$$

En prenant la moyenne des N log-vraisemblances disponibles sur chaque antenne, on obtient un critère noté $\mathcal{J}(u)$ qui nous informe de la nature de l'échantillon traité à

4. Principalement à cause du canal de transmission et du fait que la transmission est basée sur un schéma OFDM

l'instant u , exprimé comme suit

$$\begin{aligned} \mathcal{J}(u) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathcal{L}_i(u), \\ &= -(N_s - u) \log(\pi\sigma^2) - \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^N \sum_{m=u}^{N_s} |y_i(m)|^2. \end{aligned} \quad (4.6)$$

Quand u varie dans l'intervalle $\{1, \dots, m_1\}$, le nombre d'échantillons de bruit composant $\mathbf{Y}_i(u)$ diminue et $\mathcal{J}(u)$ en fait de même jusqu'à atteindre une valeur minimum correspondant à l'indice de temps m_1 (Fig 4.6). Cependant, pour u variant de m_1 à m_2 c'est le nombre d'échantillons signal plus bruit qui diminue augmentant de ce fait la proportion d'échantillons bruit, entraînant une croissance de $\mathcal{J}(u)$. Ce dernier augmente jusqu'à atteindre sa valeur maximale lorsque le vecteur $\mathbf{Y}_i(u)$ ne contient que des échantillons de bruit, i.e quand $u = m_2$. Enfin pour $m_2 < u < N_s$, $\mathcal{J}(u)$ décroît exactement pour les mêmes raisons citées pour $1 < u < m_1$. On en conclut que les

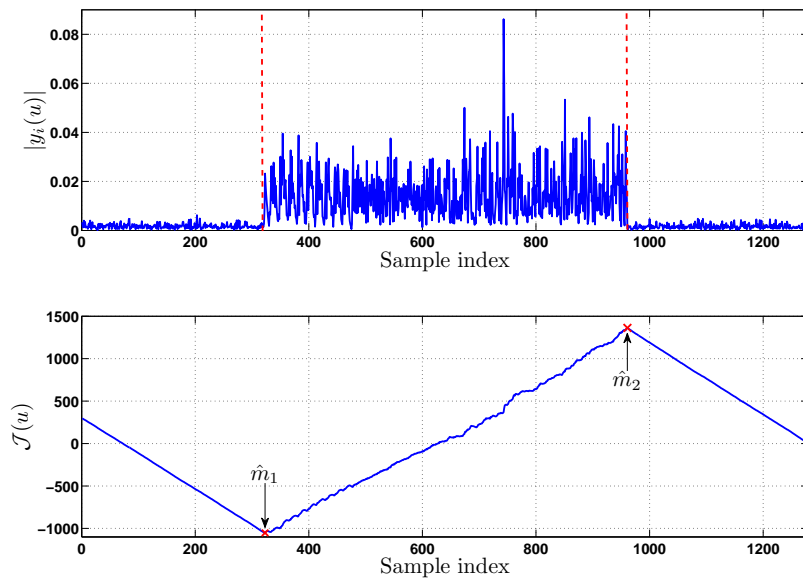


FIGURE 4.6 – Exemple avec une trame, (a) signal physique, (b) critère correspondant..

bords de la trame sont estimés comme suit

$$\begin{cases} \hat{m}_1 = \arg \min_u [\mathcal{J}(u)], \\ \hat{m}_2 = \arg \max_u [\mathcal{J}(u)]. \end{cases} \quad (4.7)$$

3.3 Estimation du taux d'occupation du canal

Dans le cas où une seule trame est présente sur le vecteur d'observation, le taux d'occupation du canal noté C_{or} peut être estimé par l'équation suivante :

$$\hat{C}_{or} = \frac{\hat{m}_2 - \hat{m}_1}{N_s}. \quad (4.8)$$

Cependant, l'hypothèse d'avoir une seule trame dans la fenêtre d'observation est trop restrictive. En pratique, plusieurs trames sont présentes comme illustré par la figure 4.7. En se basant sur cette figure, on peut observer que la pente du critère $\mathcal{J}(u)$ est positive

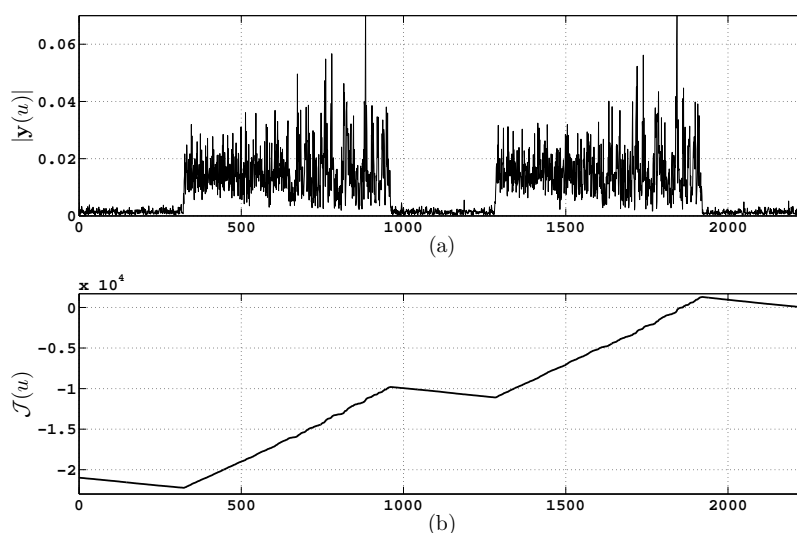


FIGURE 4.7 – (a) Valeur absolue du signal physique, (b) Valeurs du critère correspondant $\mathcal{J}(u)$

quand l'indice u correspond à l'indice d'un échantillon signal plus bruit (fig 4.7.b), et négative quand l'indice u correspond à l'indice d'un échantillon bruit seulement. Intuitivement, on peut alors tirer avantage de ce comportement pour distinguer la nature des échantillons. En effet, en introduisant la fonction $\Phi(u)$ définie comme suit :

$$\Phi(u) = \frac{1}{2} [\text{sign}\{\nabla(\mathcal{J}(u))\} + 1], \quad (4.9)$$

où $\text{sign}\{\cdot\}$ dénote l'opérateur signe, $\nabla(\mathcal{J}(u))$ représente le gradient de la fonction $\mathcal{J}(u)$, tel que la dérivée pour tout point $u \notin \{1, N_s\}$ est exprimée par :

$$\nabla(\mathcal{J}(u)) = \frac{1}{2} (\mathcal{J}(u+1) - \mathcal{J}(u-1)),$$

et pour $u = 1$, on utilise l'opérateur de différence avant défini par :

$$\nabla(\mathcal{J}(1)) = \mathcal{J}(2) - \mathcal{J}(1).$$

Enfin, pour $u = N_s$, on utilise l'opérateur de différence arrière :

$$\nabla(\mathcal{J}(N_s)) = \mathcal{J}(N_s) - \mathcal{J}(N_s - 1).$$

En se basant sur ce qui précède, $\Phi(u)$ est égale à 1 quand un échantillon signal plus bruit est traité et zéro quand un échantillon bruit pur est traité. De ce fait, le taux d'occupation du canal est exprimé par l'équation suivante :

$$\widehat{C}_{or} = \frac{1}{N_s} \sum_{u=1}^{N_s} \Phi(u). \quad (4.10)$$

3.4 Limites de validité du critère

Dans cette section, on se propose d'étudier les limites du critère proposé. Le but étant d'identifier la dynamique pour laquelle $\mathcal{J}(u)$ reste valide, i.e, où sa pente est positive pour des échantillons signal plus bruit, et négative pour des échantillons bruit seulement.

- Pour $1 \leq u \leq m_1$: $\mathcal{J}(u)$ décroît seulement si $\frac{\partial \mathbb{E}[\mathcal{J}(u)]}{\partial u} < 0$, et donc si

$$\mathbb{E}[\mathcal{J}(u)] = -(N_s - u) \log(\pi \sigma^2) - \frac{1}{\sigma^2} [(m_1 - u) \sigma^2 + (m_2 - m_1)(\sigma^2 + S) + (N_s - m_2) \sigma^2],$$

la dérivée vaut : $\frac{\partial \mathbb{E}[\mathcal{J}(u)]}{\partial u} = \log(\pi \sigma^2) + 1$, et on obtient :

$$\sigma^2 < \frac{1}{\pi e}. \quad (4.11)$$

- Pour $m_1 \leq u \leq m_2$: $\mathcal{J}(u)$ est une fonction croissante $\frac{\partial \mathbb{E}[\mathcal{J}(u)]}{\partial u} > 0$, et si

$$\mathbb{E}[\mathcal{J}(u)] = -(N_s - u) \log(\pi \sigma^2) - \frac{1}{\sigma^2} [(m_2 - u)(\sigma^2 + S) + (N_s - m_2) \sigma^2],$$

alors la dérivée vaut

$$\frac{\partial \mathbb{E}[\mathcal{J}(u)]}{\partial u} = \log(\pi \sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2} (\sigma^2 + S), \quad (4.12)$$

et $\mathcal{J}(u)$ croît seulement si

$$\sigma^2 > \frac{1}{\pi e^{(1+\gamma)}}, \quad (4.13)$$

où $\gamma = \frac{S}{\sigma^2}$ est le rapport signal à bruit.

– Pour $m_2 \leq u \leq N_s$: on obtient les mêmes résultats que l'équation (4.11).

En conclusion, pour un comportement adéquat du critère $\mathcal{J}(u)$, la variance du bruit doit absolument vérifier l'inégalité suivante :

$$\frac{1}{\pi e^{(1+\gamma)}} < \sigma^2 < \frac{1}{\pi e}. \quad (4.14)$$

Cette inégalité représente les limites du critère proposé. En d'autres termes, les performances de la méthode proposée dépendent directement de la valeur de la variance du bruit, et du rapport signal à bruit. Si la variance du bruit ne satisfait pas l'équation (4.14), il est possible d'ajuster sa valeur en appliquant un certain gain au vecteur d'observations. En effet en multipliant le vecteur d'observations \mathbf{y} par un gain $\sqrt{\beta}$, la variance du bruit n'est plus égale à σ^2 mais à $\sqrt{\beta}\sigma^2$, où β doit être choisi de telle manière à satisfaire :

$$\frac{1}{\pi e^{1+\gamma}} < \beta\sigma^2 < \frac{1}{\pi e}. \quad (4.15)$$

La partie droite de cette inégalité est facile à satisfaire, cependant la partie de gauche requiert la connaissance du rapport signal sur bruit, chose non disponible en pratique. De plus, dans certain cas il est certainement pas possible de satisfaire les deux cotés de l'inégalité. Une approche alternative consiste à introduire un nouveau critère qui pallie ce problème. Ce critère est la distance entre notre ancien critère $\mathcal{J}(u)$ exprimé par l'équation (4.6) et un nouveau critère basé sur une densité de probabilité estimée par la méthode des noyaux.

3.5 Estimateur basé sur la méthode des noyaux

La méthode proposée consiste à calculer à partir du vecteur d'observation $\mathcal{J}(u)$ un nouveau critère qui tente à minimiser la distance entre la véritable densité de probabilité et une densité de probabilité estimée grâce à la méthode des noyaux [72, 73]. L'avantage principal de cet estimateur est qu'il n'est pas limité par la condition (4.14). Nous montrons dans la section 3.9, que cet estimateur possède des performances constantes quelque soit la valeur de σ^2 .

En se basant sur l'ensemble des observations Ξ défini comme suit :

$$\Xi = \{\Re\{y_i(m)\}, \Im\{y_i(m)\}\}, i \in \{1, \dots, N\}, m \in \{1, \dots, N_s\}, \quad (4.16)$$

où $\Re\{.\}$ et $\Im\{.\}$ la partie réelle et imaginaire de l'échantillon traité, nous obtenons $2NN_s$ échantillons disponibles pour l'estimation de la densité de probabilité du vecteur d'observation par la méthode des noyaux. Soit l'observation $y_i(m) = p_i(m) + j.q_i(m)$, sa densité de probabilité estimée par la méthode des noyaux est donnée par :

$$\hat{f}(y_i(m)) = \hat{f}(p_i(m)) \cdot \hat{f}(q_i(m)), \quad (4.17)$$

où

$$\hat{f}(z) = \frac{1}{2NN_sF} \sum_{k=0}^{2NN_s-1} \Upsilon \left(\frac{z - z_k}{F} \right), \quad (4.18)$$

tel que Υ est un noyau (Kernel en anglais) et F un paramètre nommé fenêtre, qui régit le degré de lissage de l'estimation. Bien souvent, Υ est choisi comme étant la densité d'une fonction Gaussienne standard (espérance nulle et variance unitaire). Le nouveau critère obtenu est donc :

$$\mathcal{J}_K(u) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log \left[\prod_{m=u}^{N_s} \hat{f}(y_i(m)) \right]. \quad (4.19)$$

Une fois $\mathcal{J}_K(u)$ calculé, le nouveau critère est obtenu comme étant la valeur absolue de la distance entre $\mathcal{J}(u)$ et $\mathcal{J}_K(u)$, i.e ;

$$\mathcal{R}(u) = |\mathcal{J}(u) - \mathcal{J}_K(u)|. \quad (4.20)$$

En remplaçant $\mathcal{J}(u)$ par $\mathcal{R}(u)$ dans l'équation 4.9, les valeurs de la fonction $\Phi(u)$ obtenues sont alors utilisées afin d'obtenir le taux de charge du canal à partir de l'équation (4.10). Dans la figure 4.8, nous avons illustré un cas où la variance du bruit ne vérifie pas la condition (4.14). Dans cette figure, on peut observer que le critère $\mathcal{J}(u)$ ne réagit pas correctement, mais une fois $\mathcal{R}(u)$ calculé, le comportement du critère obtenu est tout à fait en adéquation avec nos exigences.

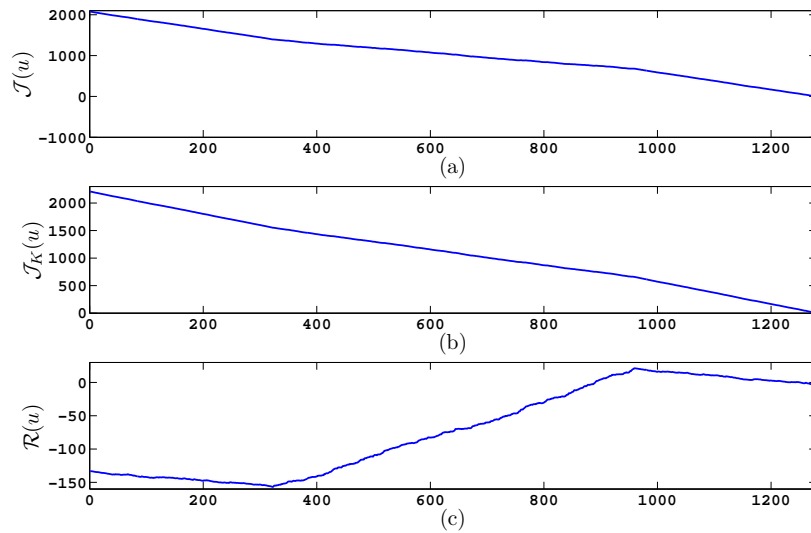


FIGURE 4.8 – Comportement des critères (a) $\mathcal{J}(u)$, (b) $\mathcal{J}_K(u)$, (c) $\mathcal{R}(u)$

3.6 Problème des fluctuations

Le critère proposé souffre de quelques fluctuations à bas rapport signal à bruit. En effet, sur la figure 4.9.(b), on note la présence de fluctuations au niveau des trames qui peuvent induire l'algorithme en erreur lors de la prise de décision. Pour pallier ce phénomène, on propose de lisser la fonction $\Phi(u)$ grâce à une fenêtre de lissage d'une taille donnée. Le choix de la taille W de la fenêtre de lissage est très important. Comme

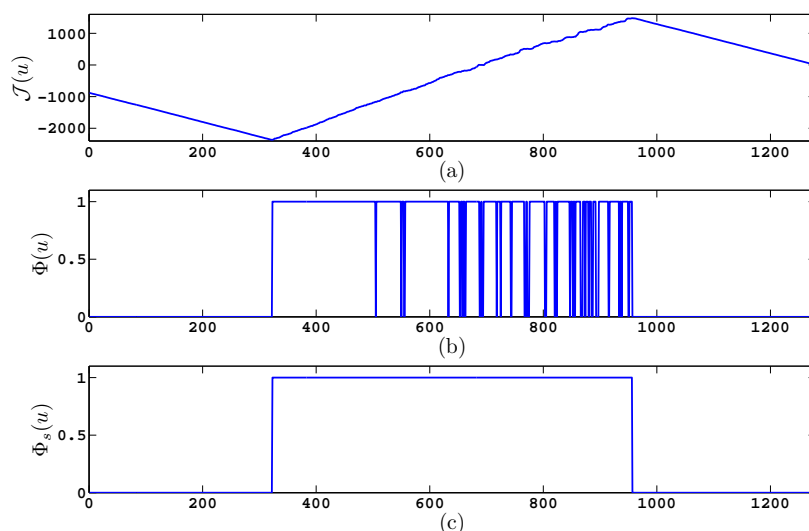


FIGURE 4.9 – (a) $\mathcal{J}(u)$, (b) $\Phi(u)$, (c) $\Phi(u)$ lissée.

indiqué précédemment, le SIFS est l'espace inter-trame le plus petit, théoriquement il est donc impossible d'avoir une zone de bruit dont la longueur est plus petite que la taille d'un SIFS. On choisit alors W égale à la longueur d'un SIFS. Donc après calcul de la fonction $\Phi(u)$, on lit ses valeurs pour $u = 1, \dots, N_s$, et si on rencontre une succession de zéros (bruit) inférieure à la longueur du SIFS alors on les force à un. On obtient ainsi un lissage de la fonction $\Phi(u)$, comme illustré sur la figure 4.9.(c).

3.7 Relation avec le détecteur à Taux de Fausse Alarme Constante (TFAC)

Dans cette section, on montre la relation qui lie la technique proposée à la technique dite TFAC (Taux de Fausse Alarme Constante [74]). La différence qui les oppose, réside dans le fait que la technique que nous proposons, ne dépend d'aucun seuil de décision (choisi en respectant une certaine probabilité de fausse alarme notée P_{fa}). En effet, l'approche que nous avons proposé ne dépend que de la variance du bruit.

Considérons le modèle où le bruit additif est blanc Gaussien. Soit le test d'hypothèse suivant :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 & : y_i(m) = w_i(m), \\ \mathcal{H}_1 & : y_i(m) = \sum_{l=0}^{L_i-1} h_i(l)x_j(m-l) + w_i(m). \end{cases} \quad (4.21)$$

étant donné un seuil de décision η , la probabilité de fausse alarme est exprimée comme suit :

$$P_{fa} = \Pr\{|y_i(m)|^2 \geq \eta | H_0\}, \quad (4.22)$$

Vu que le bruit est supposé Gaussien, sa valeur absolue possède une distribution de Rayleigh $\mathcal{R}\left(\frac{\sigma}{\sqrt{2}}\right)$ et donc :

$$\begin{aligned} P_{fa} &= 2 \int_{\eta}^{\infty} \frac{y_i(m)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{y_i(m)^2}{\sigma^2}\right) dy_i(m), \\ &= \exp\left(-\frac{\eta^2}{\sigma^2}\right). \end{aligned} \quad (4.23)$$

Il s'en suit qu'un échantillon observé $y_i(m)$ est considéré comme échantillon signal plus bruit si et seulement si :

$$|y_i(m)|^2 > -\sigma^2 \log(P_{fa}). \quad (4.24)$$

Dans notre cas, en considérant que $\nabla(\mathcal{L}_i(m)) = \mathcal{L}_i(m+1) - \mathcal{L}_i(m)$, on obtient l'expression suivante :

$$\nabla(\mathcal{L}_i(m)) = \log(\pi\sigma^2) + \frac{1}{\sigma^2}|y_i(m)|^2. \quad (4.25)$$

Comme introduit précédemment, l'échantillon est considéré comme un échantillon signal plus bruit que si $\nabla(\mathcal{L}_i(m))$ est positif, il s'en suit alors que la valeur absolue de l'échantillon doit satisfaire :

$$|y_i(m)|^2 > -\sigma^2 \log(\pi\sigma^2). \quad (4.26)$$

On remarque alors qu'on obtient le même critère que le détecteur TFAC mais avec une $P_{fa} = \pi\sigma^2$, sous condition que l'équation (4.14) soit satisfaite. L'avantage principal de la technique proposée repose sur le fait que le choix de la P_{fa} est automatique et permet d'atteindre de bonnes performances sous condition que l'inégalité exprimée en équation (4.14) soit satisfaite.

3.8 Réduction du coût de calcul

En se basant sur l'équation (4.25), il existe une relation récursive entre deux valeurs consécutives du critère $\mathcal{J}(u)$, tel que :

$$\mathcal{J}(u-1) = \mathcal{J}(u) - \left(\log(\pi\sigma^2) + \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^N |y_i(u)|^2 \right). \quad (4.27)$$

Afin de réduire le coût de calcul, nous proposons de calculer les valeurs du critère en sens inverse, i.e., à partir du dernier échantillon observé et déduisant les autres valeurs de manière récursive jusqu'à atteindre la première valeur. Dans ce cas précis, la complexité de calcul de l'algorithme proposé est réduite à $\mathcal{O}(NN_s)$. La procédure globale de l'algorithme est décrite dans le cadre Algorithme 5.

Algorithm 5 Estimation du taux d'occupation du canal

- 1 : Observer N_s échantillons sur le canal désiré;
 - 2 : $\mathcal{J}(N_s) = -\frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^N |y_i(N_s)|^2$;
 - 3 : **for** $u = N_s - 1 : -1 : 1$ **do**
 - 4 : $\mathcal{J}(u) = \mathcal{J}(u + 1) - \left(\log(\pi\sigma^2) + \frac{1}{N\sigma^2} \sum_{i=1}^N |y_i(u)|^2 \right)$
 - 5 : **end for**
 - 6 : Calculer les valeurs de la fonction $\Phi(u)$ en utilisant l'équation (4.9);
 - 7 : Lisser $\Phi(u)$ grâce à la procédure décrite en 3.6;
 - 8 : Déduire le C_{or} en utilisant l'équation (4.10).
-

3.9 Résultats de simulation

Les performances de l'algorithme proposé sont évaluées sur des signaux de type WiFi (IEEE 802.11). La couche physique IEEE 802.11 est basée sur le schéma de modulation OFDM. Le nombre totale de sous-porteuses est de 64, la taille du préfixe cyclique D est fixé à 16. Pour nos simulations, le canal de propagation $\{h(l)\}_{l=0, \dots, L-1}$ possède un profil exponentiel décroissant pour ces composante non nulles (i.e., $\mathbb{E}[|h(l)|^2] = Ge^{-l/\mu}$ pour $l = 0, \dots, L - 1$), G est choisi tel que $\sum_{l=0}^L \mathbb{E}[|h(l)|^2] = 1$, μ est fixé à 25% D . Le canal est supposé variant en temps avec une fréquence Doppler égale à 10 Hz. Le terminal cognitif est supposé être doté de deux antennes.

La figure 4.10, montre l'erreur quadratique moyenne normalisée (EQMN) sur l'estimation du taux de charge en fonction du RSB. Les résultats ont été moyennés sur 500 réalisations de Monte-Carlo, l'EQMN est définie comme suit :

$$EQMN(\hat{C}_{or}) = \mathbb{E} \left[\left(\hat{C}_{or} - C_{or} \right)^2 / C_{or}^2 \right],$$

où C_{or} est le taux d'occupation réel du canal valant 71%. La technique proposée est comparée à la technique TFAC avec une probabilité de fausse alarme P_{fa} variant de 10^{-1} à 10^{-4} . On peut très bien remarquer que la méthode proposée est plus performante que la méthode TFAC et ce pour une large gamme de probabilités de fausse alarme. Alors que notre algorithme ne dépend d'aucun seuil de détection, les performances de la TFAC sont dépendantes du seuil choisi. Sur cette même figure sont illustrés les

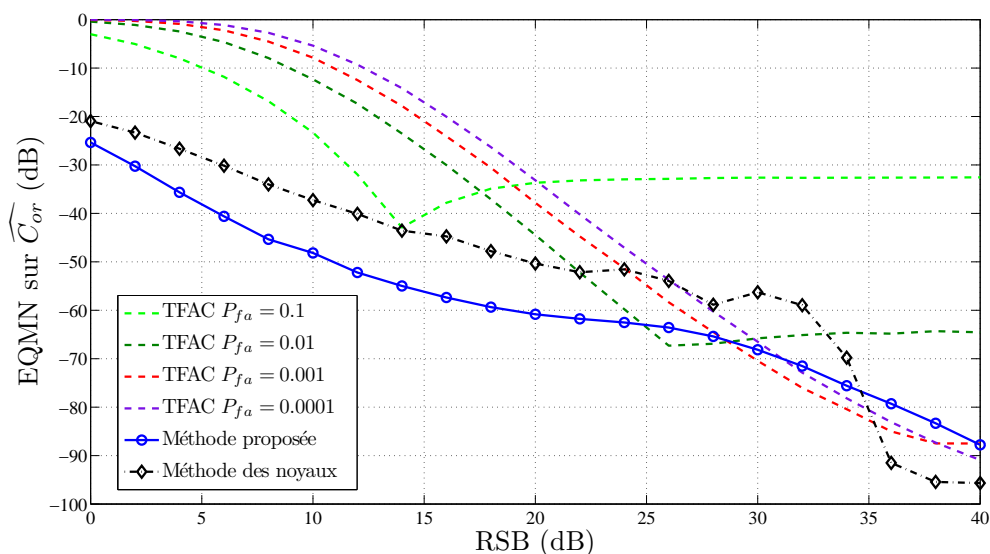


FIGURE 4.10 – EQMN du taux d’occupation du canal en fonction du RSB.

performances de l’estimateur basé sur la méthode des noyaux. Cette méthode est moins performantes que la première mais possède l’avantage de fonctionner quelque soit la variance du bruit.

Pour mieux illustrer cette particularité, nous avons conduit des simulations dont les résultats sont présentés en figure 4.11, sous un taux de charge constant égale à 64% et pour un RSB valant 15 dB. Pour cette valeur du SNR en utilisant l’équation (4.14), le $\mathcal{J}(u)$ devrait être valable pour une variance du bruit variant entre $2.16 \cdot 10^{-15} < \sigma^2 < 0.1171$. Sur la figure la borne inférieure correspond à $1/\pi e^{1+\gamma} = 2.16 \cdot 10^{-15}$ et la bande supérieure à $1/\pi e = 0.1171$. En se basant sur cette figure, on peut clairement remarquer que l’estimateur basé sur la méthode des noyaux n’est pas affectée par la valeur de la variance du bruit, alors que la technique simple ne fonctionne correctement qu’à l’intérieur de l’intervalle défini par l’équation (4.14).

Enfin la figure 4.12, illustre les performances de l’algorithme en fonction du taux de charge du canal. Ces performances sont meilleures pour de grandes valeurs du taux de charge, mais restent acceptables pour une application en radio cognitive à de faible valeurs du taux de charge.

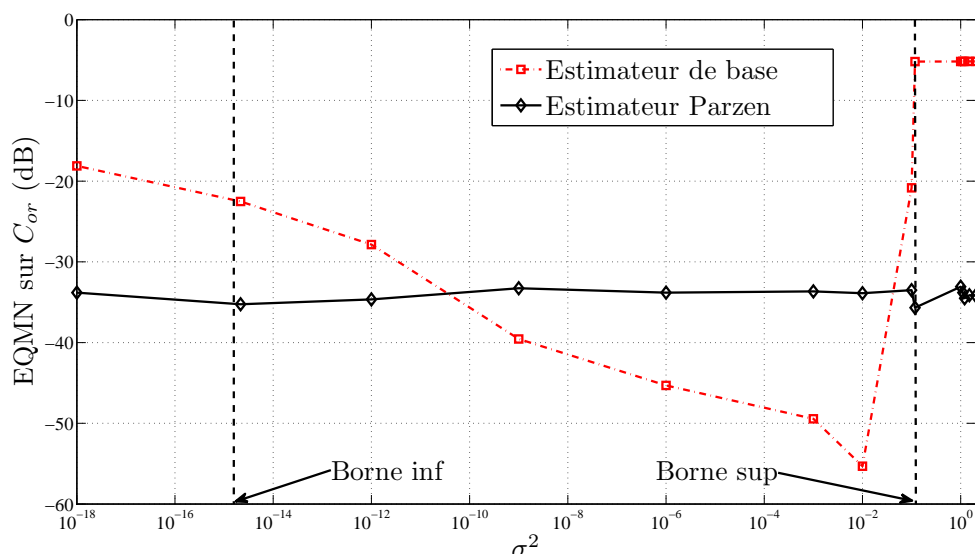


FIGURE 4.11 – NMSE du taux d’occupation du canal en fonction de la variance du bruit pour un SNR fixé à 15 dB.

3.10 Évaluation expérimentale de l’estimation du taux de charge

L’algorithme d’estimation du taux de charge a été évalué expérimentalement sur la plateforme RF RAMMUS du département Signal et Communications de TELECOM Bretagne. Le but des expériences menées n’est pas d’évaluer la capacité de l’algorithme à estimer le taux d’occupation du canal avec précision, mais de mettre en évidence la capacité de cette métrique à nous informer sur l’état du trafic échangé sur un canal sous différents scénarios. Le signal physique est capturé grâce au dispositif USRP2 (Universal Software Radio Peripheral [75]). L’USRP2 est un équipement permettant la capture des signaux physiques autour de la bande ISM (Industrielle, Scientifique et Médicale). L’USRP a un design ouvert, les schémas ainsi que les pilotes sont disponibles librement sous le projet GNU Radio.

Différents scénarios offrant différents débits et un nombre variable d’utilisateurs sont conduits. Afin de maîtriser l’environnement radio et ne pas subir les effets des différents réseaux WiFi environnants, nous avons mené la campagne d’expérimentation dans une zone libre de tous signaux. Des mesures préalables ont permis d’identifier un canal libre : en l’occurrence le numéro 6 autour de 2.437 GHz. Dans ce canal, nous avons installé un réseau basé sur la norme IEEE 802.11g dont on maîtrise : le nombre d’utilisateurs et leur trafic associé. Les schémas de communications entre les utilisateurs sont basés sur des systèmes client/serveur (C/S) utilisant le protocole de

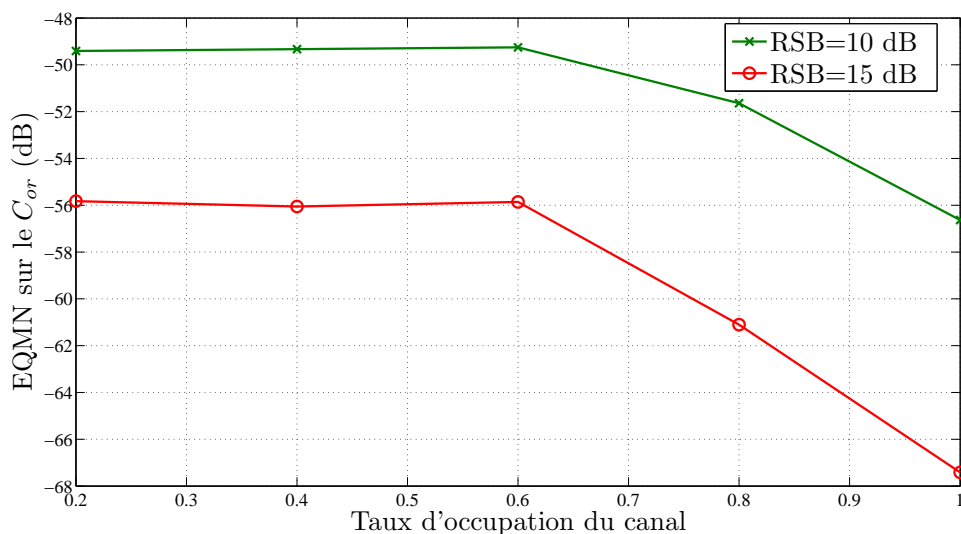


FIGURE 4.12 – NMSE du taux d'occupation du canal en fonction du taux d'occupation du canal.

communication UDP (User Datagram Protocol) comme présenté sur la figure 4.13. Le taux d'échantillonnage des signaux observé est fixé à 20 Mega-échantillons/sec. Le débit est contrôlé grâce à un logiciel de génération de trafic UDP/TCP appelé J-Perf [76]. La liste des équipements utilisés est répertoriée sur dans le tableau 4.1.

Equipment	Fonction	Quantité
NETGEAR RangeMax WNR3500L	Router and access point, DHCP server	1
Dell Laptop Mobil Stations	Clients	6
Dell Laptop PHY Scanner	PHY Scanning and processing	1
USRP2	Scanning PHY open hardware card	1
NETGEAR RangeMax WNDA3100	Wireless USB adapter	3
Intel(R) WiFi Link 5300 AGN	Integral wireless card	3
J-Perf Software	Traffic generator	6

TABLE 4.1 – Matériel utilisé pour les expérimentations.

Tous les résultats présentés sont moyennés sur 500 tests indépendants. La taille de la fenêtre d'observation varie entre 1 ms et 10 ms. Nous avons testé trois scénarios en faisant varier le nombre de C/S de un à trois. Les performances sont illustrées sur la figure 4.14. On peut clairement remarquer que plus le nombre d'utilisateurs augmente plus le taux de charge augmente aussi et à peu près dans les mêmes proportions. Ainsi, cette métrique reflète bien le nombre d'utilisateurs connectés au PA. Sur la figure 4.15, nous avons tracé les variances de l'estimation du taux de charge, il est clair que plus la taille de la fenêtre d'observation est faible plus la variance de l'estimation

est grande. Donc pour avoir une variance minimale, la fenêtre d'observation devrait être aussi longue que possible, mais pour garantir un handover avec un minimum de latence et sans répercussions sur l'utilisateur, la fenêtre d'observation doit être réduite un maximum. Pour résumer les choses, il y a un compromis à faire entre la taille de la fenêtre et le degrés de précision désiré par l'utilisateur sur l'estimation de la métrique et la latence. Il est utile de noter que dans le contexte d'un vertical handover, l'utilisateur n'a pas besoin de connaître la valeur de la métrique avec beaucoup de précision, il a juste besoin de connaître la gamme dans laquelle elle se situe et il sera certainement préférable de réduire la taille de la fenêtre d'observation.

La figure 4.16 illustre l'influence de la bande passante allouée aux utilisateurs sur le taux d'occupation du canal. Pour un BSS⁵ constitué de trois C/S, on trace le taux d'occupation du canal pour une fenêtre d'observation variant de 1 à 10 ms et ce pour différents débits. Chaque couple C/S utilise le même débit, plus le débit alloué augmente, plus le taux de charge estimé sur le canal augmente. Ainsi, l'estimateur proposé est aussi un bon indicateur du débit échangé sur un canal, si le taux estimé est assez grand cela signifie que les utilisateurs connectés à ce canal procèdent à des opérations couteuses en bande passante, et mieux vaut pour le terminal opportuniste se diriger vers un canal possédant un taux de charge plus faible.

La figure 4.17 illustre le taux d'occupation du canal en fonction du débit échangé entre chaque couple C/S. Dans ce scénario, le nombre de couples C/S est fixé à un, la taille de la fenêtre d'observation est fixée à 4ms. On remarque que pour des valeurs de débit élevées (à partir de 20 Mbps), le taux d'occupation du canal atteint une certaine valeur et ne change plus. Plus précisément, dans la figure 4.18, on peut observer que le taux d'occupation du canal est plus faible pour un BSS à 3 couples C/S que pour 2 couples C/S. Ceci est dû au fait que pour des réseaux souffrant de congestion (haut débit, grand nombre d'utilisateurs, et où chaque station a une trame dans son buffer prête à être émise) la probabilité de collision augmente et pour la réduire les intervalles de back-off sont rallongés et de ce fait le taux de charge mesuré décroît. Dans de tels cas, le taux d'occupation du canal n'est plus une métrique pertinente pour le déclenchement d'un handover et la métrique la plus appropriée serait le taux de collisions proposé en section 4.

4 Détection de collisions

Le mécanisme de contention utilisé par le WiFi, impose que toute station désirant émettre une trame doit d'abord écouter le canal afin de s'assurer que celui-ci n'est pas utilisé par une autre station, et ainsi éviter qu'une collision ne se produise. Malheureu-

5. L'ensemble formé par le point d'accès et les stations situés dans sa zone de couverture est appelé ensemble de services de base (en anglais basic service set, noté BSS) et constitue une cellule.

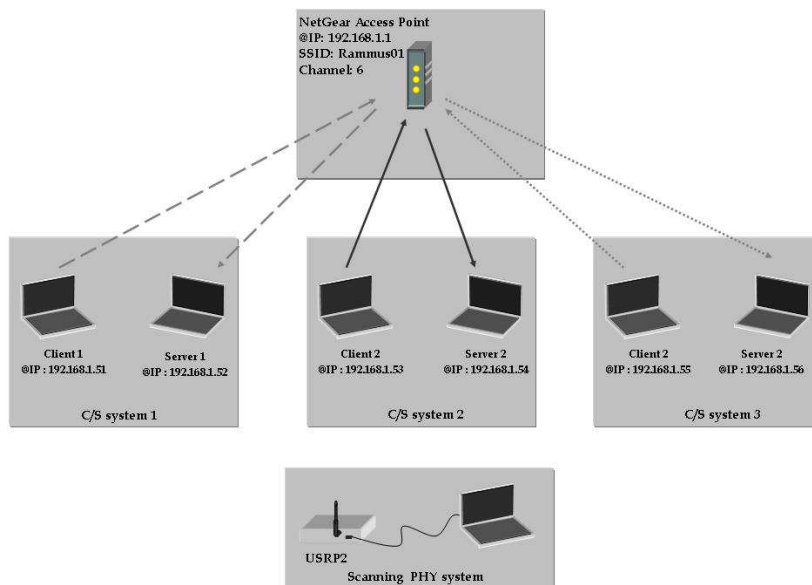


FIGURE 4.13 – Configuration du réseau utilisé pour les tests.

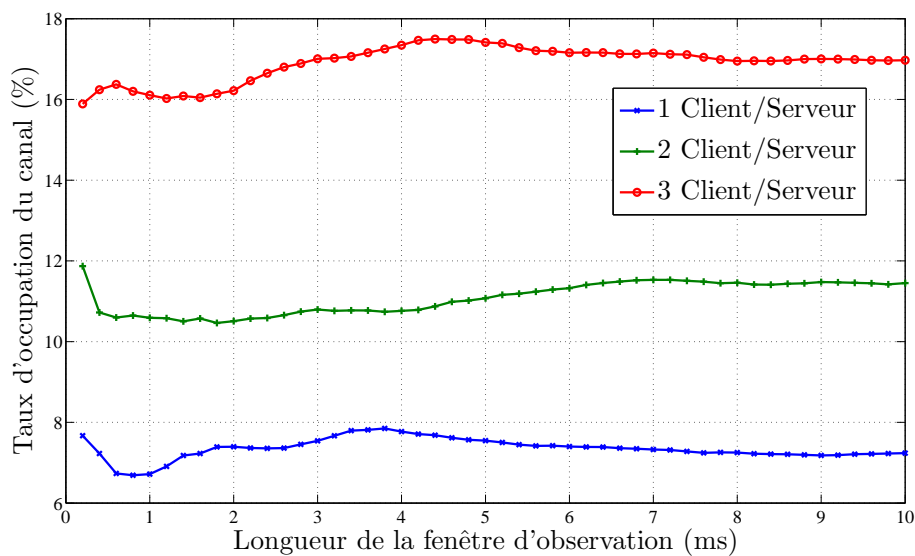


FIGURE 4.14 – C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, pour différent nombre d'utilisateur

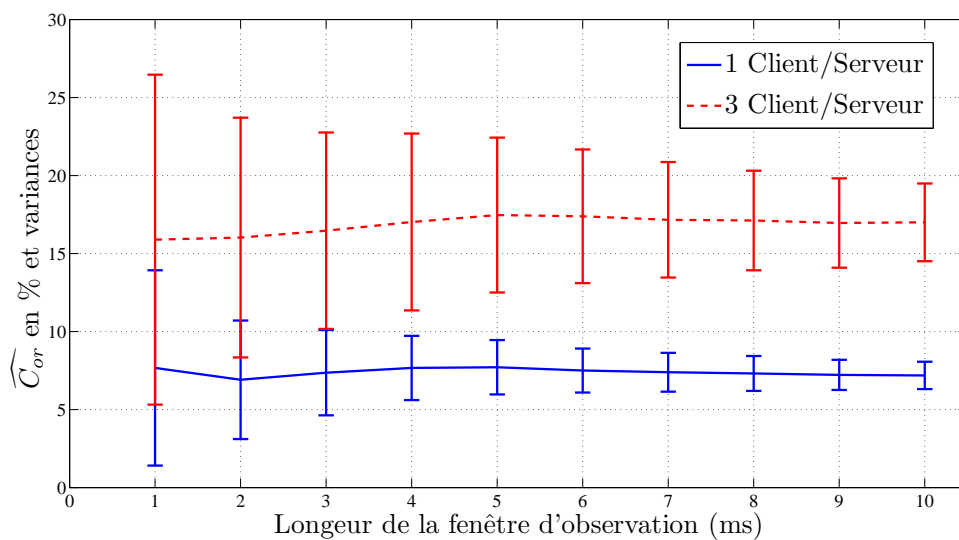


FIGURE 4.15 – C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, avec les variances correspondantes, pour différent nombre d'utilisateur

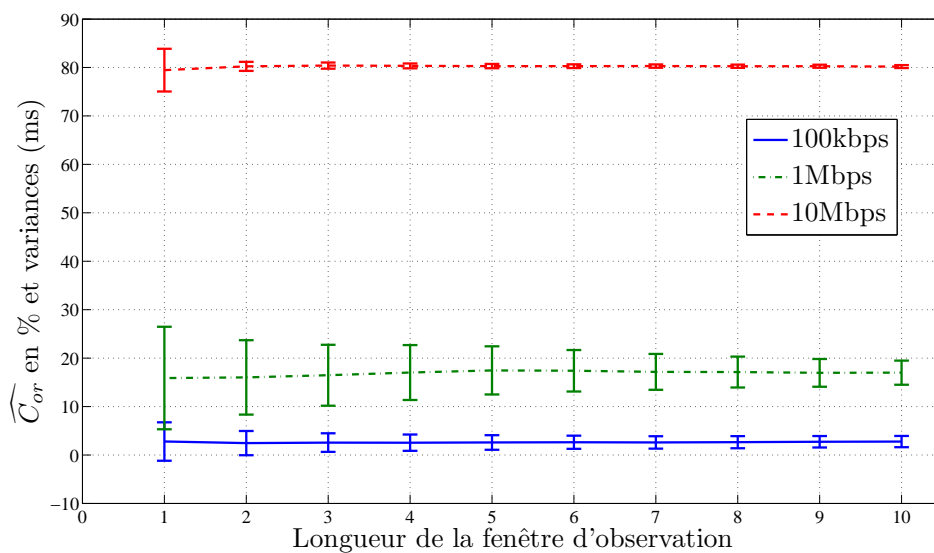


FIGURE 4.16 – C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation pour différents débits

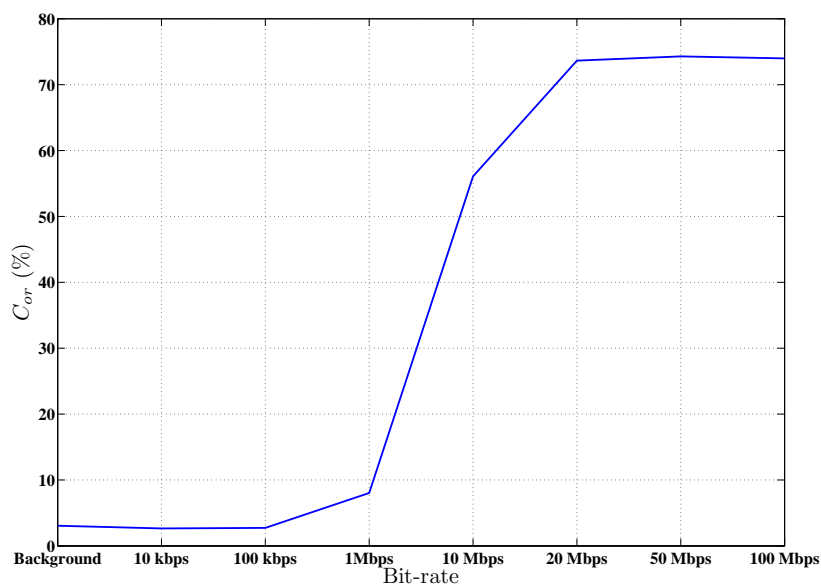


FIGURE 4.17 – C_{or} en fonction du débit

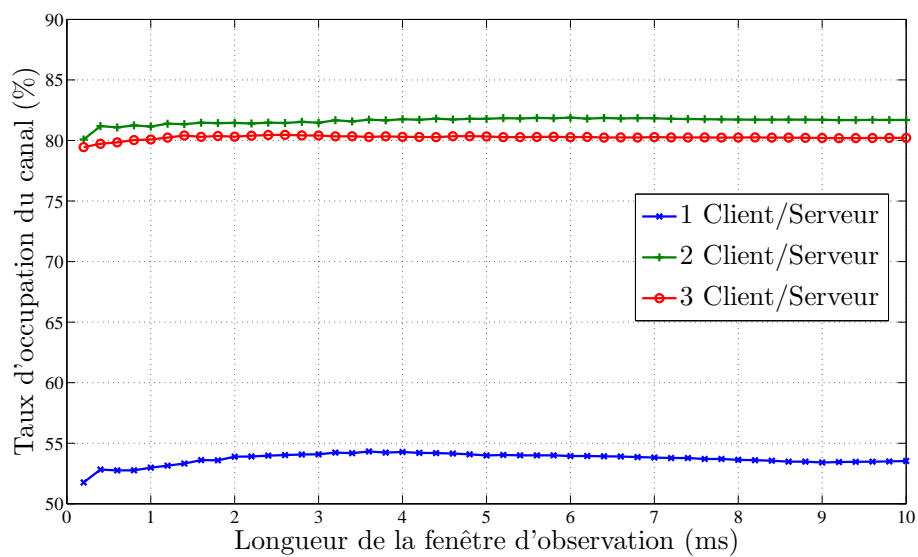


FIGURE 4.18 – C_{or} en fonction de la taille de la fenêtre d'observation, débit = 10 Mbps

sement, plus le nombre de stations constituant une BSS est grand plus la probabilité de collision augmente affectant ainsi le débit effectif et la QoS. Dans ce cas, le taux de collisions est une métrique pertinente. Un autre cas où le taux de collisions peut s'avérer primordial, est le cas où par exemple, une seule station est connectée au point d'accès mais effectue des opérations très coûteuses en charge, dans ce cas, le taux de charge mesuré est très élevé et le terminal évitera de s'y connecter, perdant ainsi l'opportunité du partage de la bande passante avec le seul terminal présent sur le BSS. Alors que si le terminal avait accès au taux de collisions qui lui est nul dans ce cas précis, il aurait pu saisir cette opportunité. Dans la figure 4.19, on illustre la probabilité de collision sur un réseau constitué d'un nombre variant de stations mobiles, en fonction du débit. On remarque clairement que la probabilité de collision augmente avec le nombre de stations et le débit. En se basant sur cette figure, la probabilité de collision reflète bien le nombre d'utilisateurs et la charge demandée par chacun d'eux.

L'unique méthode de détection de collision recensée à ce jour, a été introduite par J-H. Yun *et al.*, [77, 78]. Cette technique propose que chaque point d'accès mesure la durée de chaque trame émise au sein de son BSS et diffuse cette valeur à toutes les stations du BSS. Ainsi, la station émettrice compare cette durée à celle de sa transmission précédente, si ces durées sont différentes alors une collision s'est produite et la station qui la détecte doit le signaler en effectuant la diffusion d'une trame de signalisation introduite pour cet effet. Malheureusement, cette technique suppose que le P.A puisse mesurer cette durée et nécessite d'être connecté au BSS afin de lire les trames de signalisation, une écoute passive est donc impossible avec cette technique. De plus, la trame de signalisation introduite constitue un *overhead* et affecte le débit effectif du réseau.

Nous proposons une méthode pour la détection de collision qui ne requiert aucune connexion au point d'accès, et aucune trame de signalisation. Une fois que les trames de données sont détectées grâce à la technique proposée en section 3.3, on utilise un critère d'information théorique pour obtenir le rang de la matrice d'auto-corrélation du signal d'observation de chaque trame. Malheureusement, pour avoir le nombre de sources, la taille du canal de propagation est indispensable, et doit de ce fait être estimée. Afin d'éviter cette étape supplémentaire, on propose d'utiliser une particularité des signaux OFDM. En effet, la taille du préfixe cyclique est choisie telle sorte qu'elle soit supérieure à la taille du canal. Nous montrons que grâce à cette particularité on arrive à s'affranchir de l'estimation de la taille du canal.

Notons que pour atteindre une telle estimation, le nombre d'antennes dont dispose le terminal cognitif doit être strictement supérieur au nombre de sources, sachant que l'hypothèse d'une collision entre trois terminaux est très improbable, trois antennes au minimum doivent être disposées sur notre terminal. Le modèle du signal est donc un modèle MIMO (Multiple Input Multiple Output).

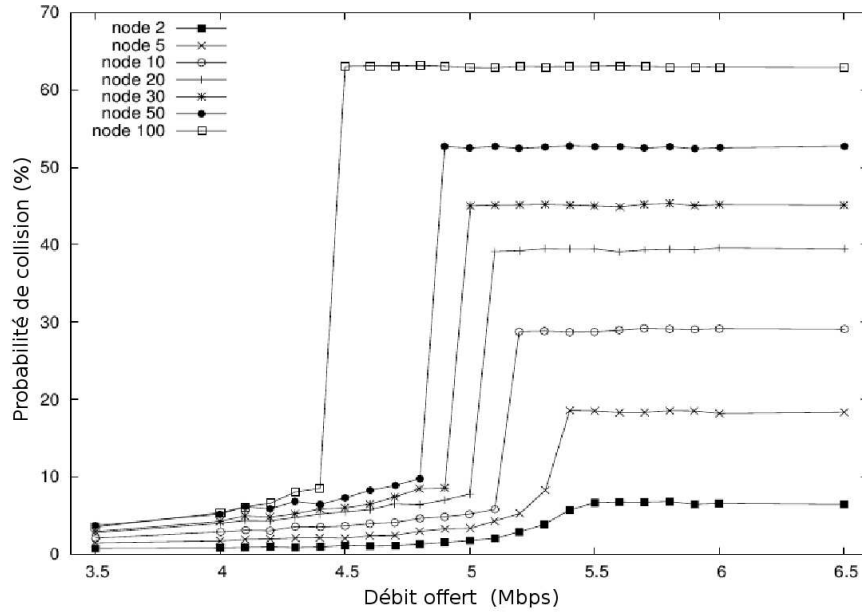


FIGURE 4.19 – Probabilité de collision en fonction du débit offert sur un réseau pour différentes tailles de nœuds [7].

4.1 Algorithme proposé

En considérant que M sources émettent en même temps, et que le récepteur soit doté de N antennes, le signal reçu sur l'antenne i s'exprime ainsi :

$$y_i(m) = \sum_{j=1}^M \sum_{l=0}^{L_{ij}-1} h_{ij}(l)x_j(m-l) + w_i(m) \quad (4.28)$$

où les $x_j(m)$ pour $j = 1, \dots, M$ sont des signaux OFDM (cf. équation (2.1)), $h_{ij}(l)$ est la réponse impulsionnelle de longueur L_{ij} du canal entre la source j et l'antenne i . Considérons qu'une trame de longueur N_f a été détectée par l'algorithme proposé en section 3.3, et soit $L_j = \max_i(L_{ij})$ la plus longue réponse impulsionnelle du canal sur les antennes. Premièrement, en définissant les vecteurs suivants

$$\mathbf{y}(m) = [y_1(m), y_2(m), \dots, y_N(m)]^T, \quad (4.29)$$

$$\mathbf{h}_j(m) = [h_{1j}(m), h_{2j}(m), \dots, h_{Mj}(m)]^T, \quad (4.30)$$

$$\mathbf{w}(m) = [w_1(m), w_2(m), \dots, w_N(m)]^T. \quad (4.31)$$

On peut exprimer le modèle du signal (4.28) comme suit :

$$\mathbf{y}(m) = \sum_{j=1}^M \sum_{l=0}^{L_j-1} \mathbf{h}_j(l)x_j(m-l) + \mathbf{w}(m). \quad (4.32)$$

Ensuite, en considérant une fenêtre d'observation de taille d et soient :

$$\mathbf{y}_d(m) = [\mathbf{y}^T(m), \dots, \mathbf{y}^T(m-d+1)]^T, \quad (4.33)$$

$$\mathbf{x}_d(m) = [x_1(m), \dots, x_1(m-d-L+1), \dots, x_M(m), \dots, x_M(m-L-d+1)]^T, \quad (4.34)$$

$$\mathbf{w}_d(m) = [\mathbf{w}^T(m), \dots, \mathbf{w}^T(m-d+1)]^T, \quad (4.35)$$

le vecteur $\mathbf{y}_d(m)$ peut alors s'écrire ainsi :

$$\mathbf{y}_d(m) = \mathcal{H}\mathbf{x}_d(m) + \mathbf{w}_d(m), \quad (4.36)$$

où \mathcal{H} est une matrice de Sylvestre de taille $Nd \times (L + Md)$, tel que ($L \stackrel{\text{def}}{=} \sum_1^M L_j$), définie ainsi

$$\mathcal{H} = [\mathcal{H}_1, \mathcal{H}_2, \dots, \mathcal{H}_M], \quad (4.37)$$

et où :

$$\mathcal{H}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_j(0) & \dots & \dots & \mathbf{h}_j(L_j) & \dots & 0 \\ & \ddots & & & \ddots & \\ 0 & \dots & \mathbf{h}_j(0) & \dots & \dots & \mathbf{h}_j(L_j) \end{bmatrix}. \quad (4.38)$$

Notons que la dimension de chaque matrice \mathcal{H}_j est $Nd \times (L_j + d)$.

Maintenant en définissant les matrices de covariance statistique du signal et du bruit par :

$$\mathbf{R}_y = \mathbb{E} [\mathbf{y}_d(m)\mathbf{y}_d(m)^H], \quad (4.39)$$

$$\mathbf{R}_x = \mathbb{E} [\mathbf{x}_d(m)\mathbf{x}_d(m)^H], \quad (4.40)$$

$$\mathbf{R}_w = \mathbb{E} [\mathbf{w}_d(m)\mathbf{w}_d(m)^H]. \quad (4.41)$$

Alors on obtient la relation suivante :

$$\mathbf{R}_y = \mathcal{H}\mathbf{R}_x\mathcal{H}^H + \sigma^2\mathbf{I}_{Nd}, \quad (4.42)$$

où \mathbf{I}_{Nd} la matrice identité d'ordre Nd et $(.)^H$ représente le transpose conjugué.

Sous hypothèse que les canaux n'ont pas de zéros communs, et pour une taille de fenêtre d assez large, le rang de la matrice \mathbf{R}_x est :

$$r = \min\{(Md + L), dN\} \quad (4.43)$$

En utilisant un critère d'information théorique comme AIC (Akaike information criterion) ou MDL (Minimum Description Length) [79], il est possible d'obtenir une estimée de r , comme suit

$$AIC(k) = -2 \log \left(\frac{\prod_{i=k+1}^{Nd} \lambda_i^{1/(Nd-k)}}{\frac{1}{Nd-k} \sum_{i=k+1}^{Nd} \lambda_i} \right)^{(Nd-k)N_f} + 2k(2Nd - k), \quad (4.44)$$

$$MDL(k) = -\log \left(\frac{\prod_{i=k+1}^{Nd} \lambda_i^{1/(Nd-k)}}{\frac{1}{Nd-k} \sum_{i=k+1}^{Nd} \lambda_i} \right)^{(Nd-k)N_f} + \frac{k}{2}(2Nd - k) \log N_f, \quad (4.45)$$

où les λ_i pour $i = 1, \dots, Nd$, sont les valeurs propres de \mathbf{R}_y triées par ordre décroissant. Le rang r de la matrice \mathbf{R}_y , est déterminé comme étant la valeur de $k \in \{0, \dots, Nd-1\}$ pour laquelle les critères AIC et MDL sont minimisés, tel que

$$\begin{cases} \hat{r}_{AIC} = \arg \min_k [AIC], \\ \hat{r}_{MDL} = \arg \min_k [MDL]. \end{cases} \quad (4.46)$$

Ainsi, suivant l'équation (4.43) le nombre de sources M est déterminé comme étant l'entier le plus proche de $\frac{r-L}{d}$. Malheureusement, comme noté précédemment la taille du canal L est inconnue, il faut donc proposer une méthode qui s'affranchisse de l'estimation de L .

Sachant que la taille du préfixe cyclique est toujours choisie de telle manière à ce que la taille du canal lui soit inférieure, si la taille de la fenêtre d est définie comme égale à la taille du préfixe cyclique alors, on vérifie que $L_{ij} < d$ et de ce fait si $L = \sum_{j=1}^M \max_i(L_{ij})$ alors $L < Md$. A partir de $r = Md + L$, on obtient que $r - Md < Md$ et donc $M > \frac{r}{2d}$. On conclut alors que \widehat{M} est le premier entier supérieur à $\frac{r}{2d}$. Si cette valeur est supérieure à 1, alors la trame analysée est composée de plus d'une source et donc il y a collision.

Pour chaque trame traitée, on doit d'abord exécuter AIC ou MDL et ensuite utiliser l'approche que nous avons proposé dans cette section. Les techniques AIC et MDL requièrent la connaissance des valeurs propres de la matrice d'auto-corrélation, cette procédure revient à trouver les racines d'un polynôme de degrés $N.d$. Le coût de

calcul d'une telle procédure dépend du nombre d'itérations et de la précision requise. Le coût de calcul de AIC ou MDL est négligeable devant cette procédure. Il s'en suit que notre approche a un coût de calcul équivalent à une décomposition en valeurs propres. L'algorithme complet est décrit dans le cadre Algorithme 6.

Algorithm 6 Algorithme de detection de Collision

```

nb_collision = 0;
Observer  $N_s$  échantillons sur le canal désiré;
Lancer l'algorithme 3.3;
for chaque trame détectée do
  Calculer la matrice d'autocorrelation  $\mathbf{R}_y$ ;
  Déduire  $r$  grâce à (4.44) ou (4.45);
  if  $\text{ceil}(r/2d) > 1$  then
    nb_collision = nb_collision + 1;
  end if
end for
collision rate =  $\frac{\text{nb\_collision}}{\text{nombre de trames détectées}}$ 

```

4.2 Résultats de simulation

Les performances de l'algorithme proposé sont évaluées sur des signaux de types WiFi (IEEE 802.11). Le canal de propagation $\{h(l)\}_{l=0,\dots,L-1}$ possède un profil exponentiel décroissant pour ses composantes non nulles (i.e., $\mathbb{E}[|h(l)|^2] = Ge^{-l/\mu}$ pour $l = 0, \dots, L-1$), G est choisi tel que $\sum_{l=0}^L \mathbb{E}[|h(l)|^2] = 1$, μ est fixé à 25% D . Le canal est supposé variant en temps avec une fréquence Doppler égale à 10 Hz. La taille du canal est égale à $L = 1/2.D$.

Les figures 4.20 et 4.21 montrent les performances de l'algorithme proposé pour la détection de collision entre deux trames. Les simulations ont été conduites pour des fenêtres d'observation de durée $40\mu s$ (880 échantillons), les trames entrant en collision sont supposées de même puissance. Les figures montrent qu'on atteint un taux de détection raisonnable à partir de 10 dB. Cette gamme de RSB est idéale pour le déclenchement d'un verticale handover, car en effet, il n'y a aucune motivation à déclencher un handover vers un réseau WiFi ne satisfaisant pas la condition signal sur bruit. On rappelle que la qualité d'un lien WiFi est quantifié comme suit [80] :

- RSB = 40dB et plus, qualité de signal dite Excellente;
- RSB de 25dB à 40dB, qualité de signal dite Très bonne;
- RSB de 15dB à 25dB, qualité de signal dite Faible;
- RSB de 10dB à 15dB, qualité de signal dite Très Faible, faible probabilité de connexion;

– RSB de 5dB à 10dB, le terminal ne peut pas se connecter.

Les simulations montrent aussi qu'AIC permet d'atteindre de meilleures performances que MDL.

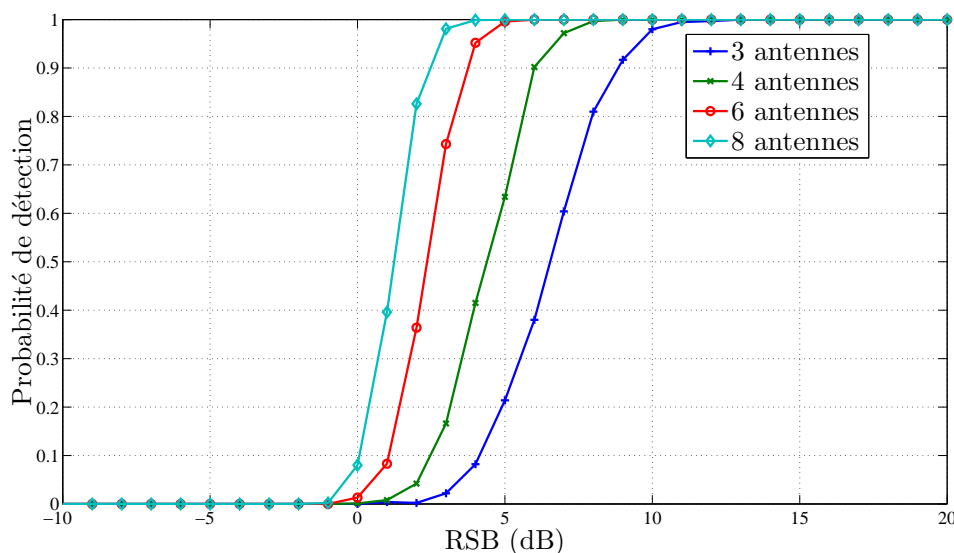


FIGURE 4.20 – Probabilité de détection d'une collision en fonction du SNR, méthode AIC

Enfin, nous nous intéressons à l'influence que pourrait avoir la taille du canal par rapport à la taille du préfixe cyclique sur les performances de la méthode proposée. Ainsi, sur les figures 4.22 et 4.23, nous étudions les performances de la technique proposée en faisant varier le rapport L/D dans l'ensemble $\{\frac{1}{8}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{3}{4}\}$. Nous remarquons sur ces figures que plus la taille du canal est proche de celle du préfixe cyclique plus les performances de la méthode proposée sont bonnes. A l'inverse dans un environnement où le canal est court, les performances se détériorent.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé d'estimer deux métriques informatives sur la qualité de service disponible sur un réseau utilisant la technique de modulation OFDM et un protocole d'accès multiple CSMA/CA. Ces deux métriques sont : le taux de charge du canal ainsi que le taux de collisions de trames. Les techniques que nous avons proposées dans ce chapitre sont des techniques de traitement par bloc. Les résultats de simulations montrent que les estimateurs proposés possèdent de bonnes performances dans les gammes de SNR opérationnelles pour des réseaux tel que WiFi.

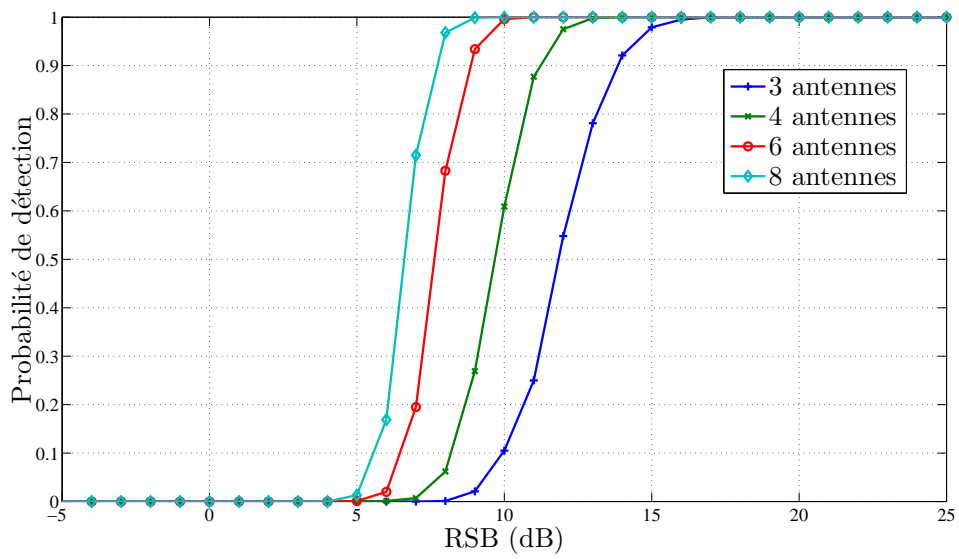


FIGURE 4.21 – Probabilité de détection d’une collision en fonction du SNR, méthode MDL

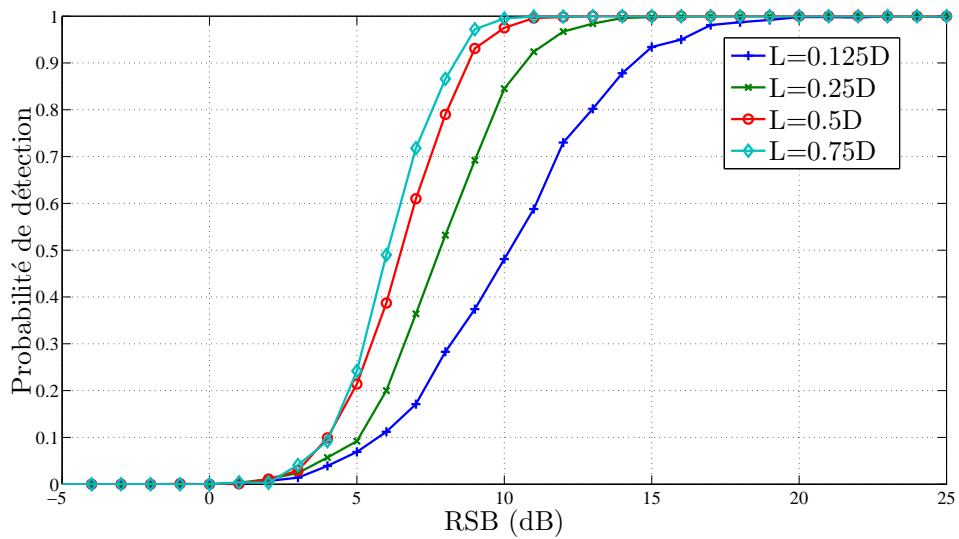


FIGURE 4.22 – Probabilité de détection d’une collision en fonction du SNR, pour différentes tailles du canal, méthode AIC

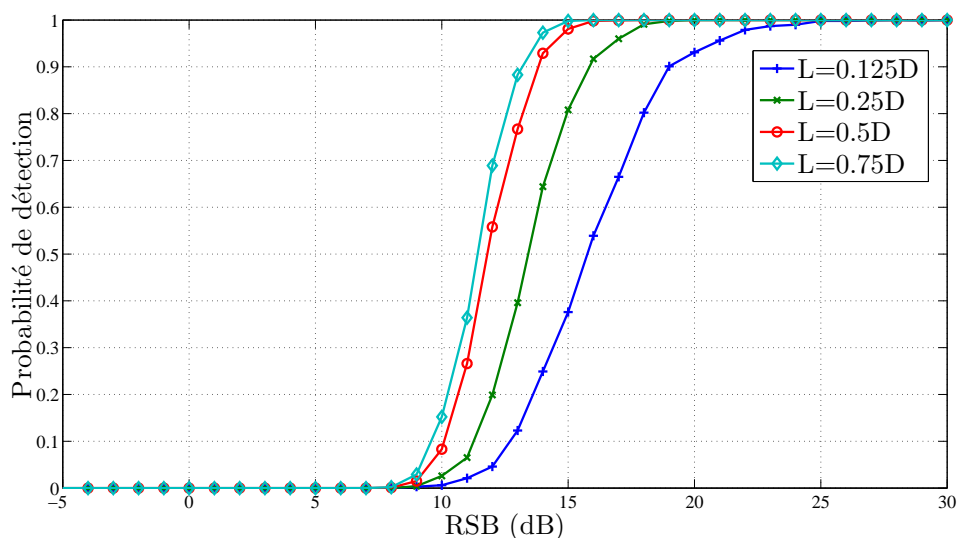


FIGURE 4.23 – Probabilité de détection d’une collision en fonction du SNR, pour différentes tailles du canal, méthode MDL

Nous avons aussi effectué des tests avec des signaux réels afin de valider la pertinence de la métrique "taux de charge du canal". Les techniques que nous avons proposées sont toutes basées sur une écoute passive du canal et ne nécessitent aucune connexion au point d'accès, ni de modification du systèmes sondé (couche physique ou couche MAC). Nous n'avons ainsi aucun rajout de séquences connues qui diminuerait le débit effectif du réseau. Malheureusement, les deux techniques proposées nécessitent la connaissance ou l'estimation de la variance du bruit, dans le chapitre suivant, nous proposons une approche adaptative qui s'affranchit de ce paramètre tout en gardant des performances acceptables.

Chapitre 5

Estimation conjointe du taux de charge et de collision d'un système utilisant le protocole CSMA/CA, approche adaptative basée sur une chaîne de Markov

Résumé

Dans le chapitre 4, nous avons présenté des algorithmes de traitement par bloc pour l'estimation du taux de charge et du taux de collisions. Dans ce chapitre, on montre qu'un réseau basé sur le protocole CSMA/CA peut être modélisé par une chaîne de Markov à trois états. En tirant partie de ce modèle et en remarquant que l'estimation du taux de charge et du taux de collisions peut être vu comme un problème d'estimation du nombre de sources, nous développons un algorithme à quatre étapes qui permet d'estimer adaptativement le nombre de sources. Ayant observé le canal sur une certaine période et déterminé le nombre de sources présentes à chaque instant, nous déduisons le taux d'occupation du canal comme étant le rapport entre le temps où le nombre de sources est déclaré comme étant supérieur ou égal à un divisé par la taille de la fenêtre d'observation. Le taux de collisions quant à lui, est défini comme étant le nombre de trames issues d'une collision (nombre de sources strictement supérieur à un) divisé par le nombre total de trames détectées durant la fenêtre d'observation.

1 Introduction

A ce jour, un certain nombre de publications [81, 82, 83] ont traité les réseaux CSMA/CA en modélisant la couche MAC par une chaîne de Markov à deux états ("good state" and "bad state"), toutes ces publications ont pour but de prédire les performances d'un réseau CSMA/CA étant donné certaines conditions de fonctionnement (nombre de stations, débit, ...). Malheureusement l'état "bad state" ne distingue pas entre les trames subissant une collision et celles perdues pour cause de mauvais état du canal : cette distinction est impossible au niveau de la couche MAC. Comme nous l'avons souligné au chapitre précédent, une collision est détectable au niveau de la couche PHY moyennant une estimation du nombre de sources constituant la trame traitée. Ainsi pour arriver à une estimation conjointe du taux de charge et du taux de collisions, nous proposons une extension du modèle de Markov à deux états vers un modèle à trois états :

- Aucune transmission ;
- une seule source transmet ;
- collision de deux sources ou plus.

Ayant observé le canal sur une certaine période et déterminé le nombre de sources présentes à chaque instant, nous déduisons le taux d'occupation du canal comme étant le rapport entre le temps où le nombre de sources est estimé comme étant supérieur ou égal à un divisé par la taille de la fenêtre d'observation. Le taux de collisions quant à lui, comme étant le nombre de trames avec collision (nombre de sources supérieur à un) divisé par le nombre total de trames détectées dans la fenêtre d'observation.

Malheureusement, pour connaître le nombre de sources à chaque instant d'observation, il est nécessaire d'effectuer une poursuite du nombre de sources constituant le signal observé. Pour ce faire, nous développons dans ce chapitre un nouvel algorithme de poursuite du nombre de sources, basé sur un modèle de Markov. Le problème d'estimation et de poursuite du nombre de sources est un problème qui apparaît dans de nombreux domaines et plus particulièrement dans le traitement d'antennes. Très peu d'articles ont traité ce domaine à ce jour, nous citons les travaux de Kavcic et Yang [84], où les auteurs ont proposé une méthode basée sur un seuil de décision déterminé à partir de la moyenne des valeurs propres du sous-espace bruit obtenue à chaque itération, une fonction coût est comparée à ce seuil pour décider s'il y a eu inflation ou déflation du rang. Champagne *et al.* [85] proposent quant à eux d'utiliser des seuils de décision différents pour décider si le rang augmente ou diminue. Rabideau [86], propose une extension de ses algorithmes de poursuite de sous-espace rapide (FST, Fast subspace Tracking) pour la poursuite du rang. Perry [87] *et al.* ont construit un test dont les seuils de décision sont indépendants des paramètres relatifs aux algorithmes de poursuite de sous-espace.

Pour notre part, en traitant le cas général où au maximum M sources peuvent être présentes à un instant d'observation donné, nous modélisons le système par une chaîne de Markov à $M + 1$ états (M états représentant le nombre de sources présentes et l'état nul lorsque le canal est libre). La technique proposée fournit une estimation du nombre de sources en quatre étapes. Elle s'inspire d'un algorithme proposé dans [88] et initialement développé pour le "*spectrum sensing*".

Le présent chapitre est organisé de la manière suivante : dans la section 2, nous présentons le modèle de Markov utilisé pour le développement de notre algorithme. Nous introduisons l'algorithme proposé pour l'estimation adaptative du nombre de sources dans la section 3. L'algorithme est d'abord présenté pour un cas général, et par la suite appliqué dans la section 4 aux systèmes basés sur le protocole CSMA/CA. Dans la section 5, nous évaluons les performances de la technique proposée pour l'estimation du taux de charge et du taux de collisions grâce à des simulations. Enfin, la section 6 conclut ce chapitre.

2 Modélisation du problème

Considérons que notre terminal opportuniste soit doté de N antennes, le signal observé à un instant m , noté par $\mathbf{y}(m) = [y_1(m), \dots, y_N(m)]^T$, est un mélange de M signaux indépendants, tel que :

$$\mathbf{y}(m) = \mathbf{H}(m)\mathbf{x}(m) + \mathbf{w}(m), \quad (5.1)$$

où $\mathbf{H}(m)$ est la matrice de canal de dimension $N \times M$, $\mathbf{x}(m)$ est le vecteur de signaux transmis de dimension $M \times 1$. Enfin, $\mathbf{w}(m)$ est un bruit blanc Gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 .

Les sources apparaissent et s'évanouissent dans le temps, et de ce fait le nombre de sources à instant donné m est inconnu par le récepteur cognitif. Au lieu d'utiliser une approche par bloc souvent coûteuse en calcul, et mal adaptée à des couches physiques où les signaux apparaissent et disparaissent indépendamment de la taille du bloc, on propose d'utiliser une approche adaptative basée sur un modèle de Markov. En considérant que seulement une source peut apparaître/disparaître à la fois, notre problème peut être modélisé par la chaîne de Markov illustrée dans la figure 5.1. Les états de la chaîne de Markov sont les suivants :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{H}_0 : \text{Bruit uniquement,} \\ \mathcal{H}_1 : \text{Une seule station transmet,} \\ \mathcal{H}_2 : \text{Deux stations transmettent,} \\ \vdots \\ \mathcal{H}_M : M \text{ stations transmettent.} \end{array} \right. \quad (5.2)$$

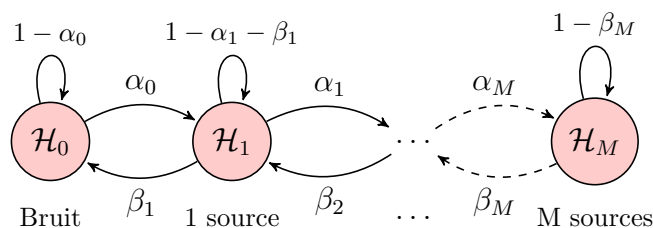


FIGURE 5.1 – Modèle de la chaîne de Markov

La matrice de transition de cette chaîne est la suivante :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 - \alpha_0 & \alpha_0 & 0 & \dots & 0 \\ \beta_1 & 1 - \alpha_1 - \beta_1 & \alpha_1 & \ddots & \vdots \\ 0 & \beta_2 & 1 - \alpha_2 - \beta_2 & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \alpha_{M-1} \\ 0 & \dots & 0 & \beta_M & 1 - \beta_M \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

où les probabilités α_i pour $i = 0, \dots, M - 1$ sont les probabilités que le canal soit occupé par $i + 1$ stations sachant qu'il était occupé par i stations à l'instant précédent. Les probabilités β_i pour $i = 1, \dots, M$ sont les probabilités que le canal soit occupé par $i - 1$ stations sachant qu'il était occupé par i stations à l'instant précédent.

Dans ce modèle, le bruit additif et les signaux transmis par les stations sont supposés blanc Gaussien de moyenne nulle et de variances $\sigma^2(m)$, $\{\zeta_i^2(m)\}_{i=1}^M$ respectivement à l'instant d'échantillonnage m . Les valeurs de ces paramètres dépendent de la puissance du bruit, des signaux émis et du gain du canal de transmission, qui eux sont des paramètres inconnus par le récepteur cognitif.

Le vecteur $\mathbf{y}(m)$ est un vecteur aléatoire de moyenne nulle dont la matrice de covariance à l'instant m est donnée par :

$$\mathbf{R}_y(m) = \mathbb{E}[\mathbf{y}(m)\mathbf{y}^H(m)], \quad (5.4)$$

où il est implicitement supposé que le processus $\mathbf{y}(m)$ est non-stationnaire. Les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice $\mathbf{R}_y(m)$ sont notés respectivement par $\lambda_i(m)$ et $\mathbf{u}_i(m)$, $i = 1, \dots, N$. Il s'en suit que les matrices :

$$\mathbf{\Lambda}(m) = \text{diag}[\lambda_1(m), \lambda_2(m), \dots, \lambda_N(m)], \quad (5.5)$$

$$\mathbf{U}(m) = [\mathbf{u}_1(m), \mathbf{u}_2(m), \dots, \mathbf{u}_N(m)], \quad (5.6)$$

satisfont :

$$\mathbf{R}_y(m) = \mathbf{U}(m)\mathbf{\Lambda}(m)\mathbf{U}^H(m), \quad (5.7)$$

$$\mathbf{U}(m)\mathbf{U}^H(m) = \mathbf{I}_N. \quad (5.8)$$

L'équation (5.7) représente la décomposition en valeurs propres (EVD, pour eigenvalue decomposition) de la matrice $\mathbf{R}_y(m)$. Sans perte de généralité, il est souvent commode de supposer que $\lambda_1(m) \geq \lambda_2(m) \geq \dots \geq \lambda_N(m) \geq 0$.

Sous hypothèse \mathcal{H}_ℓ , la matrice d'autocorrelation dont l'expression est donnée par l'équation (5.4) peut s'écrire comme suit :

$$\mathbf{R}_y(m) = \mathbf{H}(m) \begin{bmatrix} \zeta_1^2(m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \zeta_2^2(m) & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & & \zeta_\ell^2(m) \end{bmatrix} \mathbf{H}^H(m) + \sigma^2(m)\mathbf{I}_N \quad (5.9)$$

A chaque instant d'échantillonnage m , la décomposition en valeurs propres est sujette à des modifications et doit donc faire l'objet d'une poursuite adaptative. La forme la plus coûteuse d'estimation adaptative de sous-espace serait d'effectuer une estimation de tous les paramètres de l'EVD à chaque fois qu'une nouvelle observation $\mathbf{y}(m)$ est disponible. Afin de pallier à ce problème, des algorithmes récursifs capables d'estimer $\mathbf{\Lambda}(m)$ et $\mathbf{U}(m)$ étant donné $\mathbf{\Lambda}(m-1)$ et $\mathbf{U}(m-1)$ ont été développés dans la littérature ([89] par exemple). Ces algorithmes tendent à satisfaire l'équation suivante :

$$\hat{\mathbf{U}}(m)\hat{\mathbf{\Lambda}}(m)\hat{\mathbf{U}}^H(m) = (1 - \epsilon)\hat{\mathbf{U}}(m-1)\hat{\mathbf{\Lambda}}(m-1)\hat{\mathbf{U}}^H(m-1) + \epsilon \mathbf{y}(m)\mathbf{y}^H(m), \quad (5.10)$$

où $0 < \epsilon < 1$ est un paramètre constant appelé facteur d'oubli et qui détermine la taille d'une fenêtre exponentielle ($1/\epsilon$) reflétant la vitesse de variation des statistiques du signal. Dans des environnements non-stationnaires, une large valeur de ϵ résulte en une meilleure capacité de poursuite.

Dans le développement de notre algorithme, la mise à jour de l'EVD est effectuée grâce à l'algorithme PROTEUS-1, proposé par B.Champagne *et al* [89]. Cet algorithme est basé sur des rotations de plans afin d'effectuer la mise à jour des vecteurs propres. L'algorithme produit directement les vecteurs propres écrits dans une base orthonormale. Il est donc adapté à des applications basées sur des méthodes sous-espace.

Dans l'équation (5.9), le nombre de sources actives (rang de $\mathbf{R}_x(m)$) est en réalité une fonction du temps m et doit être suivi. Dans ce qui suit, nous développons un algorithme à quatre étapes pour la mise à jour du rang.

3 Algorithme proposé

Étape 0 : Étape d'initialisation

On définit $P_{m|m-1}^\ell$ comme la probabilité *a priori* d'avoir ℓ sources actives à l'instant d'observation m :

$$P_{m|m-1}^\ell = P[A(m) = \mathcal{H}_\ell | O(m-1)], \quad (5.11)$$

où $A(m) = \mathcal{H}_\ell$ représente l'évènement que ℓ sources soient actives, et $O(m-1)$ représente l'ensemble des observations disponibles à l'instant $m-1$.

- à l'instant $m=0$, en l'absence de toute information, les probabilités *a priori* peuvent être initialisées par $P_{0|-1}^\ell = 1/M, \forall \ell = 1, \dots, M$.
- les matrices $\hat{\mathbf{U}}(0)$ et $\hat{\mathbf{\Lambda}}(0)$ sont initialisées de manière aléatoire.

Étape1 : Observations et mise-à-jour

- Observer $\mathbf{y}(m)$;
- Pré-traitement et normalisation (préparer les données pour l'algorithme PROTEUS-1 [89]) :

1. *Projection* : $\mathbf{y}(m) \leftarrow \hat{\mathbf{U}}^H(m-1)\mathbf{y}(m)$;
2. *Transformation en valeurs réelles* :

$$\mathbf{D}(m) = \text{diag}(y_i(m)/|y_i(m)|)$$

où $y_i(m)$ représente la i^e entrée du vecteur $\mathbf{y}(m)$, et soient

$$\mathbf{y}(m) \leftarrow \mathbf{D}^H(m)\mathbf{y}(m), \quad \hat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \hat{\mathbf{U}}(m-1)\mathbf{D}(m).$$

3. *Tri* : En utilisant une matrice adéquate $\mathbf{\Pi}$, on permute les entrées de $\mathbf{y}(m)$ afin de les trier dans l'ordre décroissant

$$\mathbf{y}(m) \leftarrow \mathbf{\Pi}^T \mathbf{y}(m), \quad \hat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \hat{\mathbf{U}}(m)\mathbf{\Pi}, \quad \hat{\mathbf{\Lambda}}(m) \leftarrow \mathbf{\Pi}^T \hat{\mathbf{\Lambda}}(m-1)\mathbf{\Pi}$$

- Utiliser l'algorithme PROTEUS-1 [89] afin de mettre à jour la décomposition en valeurs et vecteurs propres :

1. **for** $i = 1 : N - 1$ **do**
 for $j = i + 1 : N$ **do**
 $\theta \leftarrow y_i(m)y_j(m)/(\hat{\lambda}_i(m) - \hat{\lambda}_j(m))$;
 $\hat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \hat{\mathbf{U}}(m)\mathbf{G}_{ij}(\theta)$;

Étant donné ces informations, les fonctions de log-vraisemblance sont estimées comme suit :

$$\begin{aligned}
 \mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_0) &= -N \log(\pi \hat{\sigma}_0^2(m)) - \frac{1}{\hat{\sigma}_0^2(m)} \|\mathbf{y}(m)\|^2, \\
 &\vdots \\
 \mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell) &= -(N - \ell) \log(\pi \hat{\sigma}_\ell^2(m)) \\
 &\quad - \frac{1}{\hat{\sigma}_\ell^2(m)} \|\mathbf{y}(m) - \mathbf{V}_\ell(m) \mathbf{V}_\ell(m)^H \mathbf{y}(m)\|^2 \\
 &\quad - \sum_{j=1}^{\ell} \left(\log(\pi \hat{\lambda}_j(m)) - \frac{1}{\hat{\lambda}_j(m)} |\mathbf{u}_j^H(m) \mathbf{y}(m)|^2 \right) \\
 &\quad + \log\left(\frac{\epsilon}{\ell}\right), \\
 &\vdots \\
 \mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_M) &= -(N - M) \log(\pi \hat{\sigma}_M^2(m)) \\
 &\quad - \frac{1}{\hat{\sigma}_M^2(m)} \|\mathbf{y}(m) - \mathbf{V}_M(m) \mathbf{V}_M(m)^H \mathbf{y}(m)\|^2 \\
 &\quad - \sum_{j=1}^M \left(\log(\pi \hat{\lambda}_j(m)) - \frac{1}{\hat{\lambda}_j(m)} |\mathbf{u}_j^H(m) \mathbf{y}(m)|^2 \right) \\
 &\quad + \log\left(\frac{\epsilon}{M}\right). \tag{5.14}
 \end{aligned}$$

Où $\mathbf{V}_\ell(m) = [\hat{\mathbf{u}}_{\ell+1}(m) \ \hat{\mathbf{u}}_{\ell+2}(m) \ \dots \ \hat{\mathbf{u}}_N(m)]$, et $\log(\frac{\epsilon}{\ell})$ est une fonction de pénalité introduite afin d'éviter des sur-estimations. Cette fonction a été ajustée de manière empirique après avoir effectué plusieurs simulations. Le coût de calcul globale de cette étape est de $N^2 + 2N + M(N^2 + N + 4) + 9$.

Étape 3 : Mise à jour des probabilités a posteriori

A cette étape, on combine les probabilités *a priori* exprimées par l'équation (5.11), et les fonctions de log-vraisemblances obtenues à l'Étape 2, afin d'obtenir les probabilités *a posteriori* définies comme suit :

$$P_{m|m}^\ell = P[A(m) = \mathcal{H}_\ell | O(m)], \tag{5.15}$$

où $P_{m|m}^\ell$ et $P_{m|m-1}^\ell$ sont les probabilités de présence de ℓ sources à l'instant d'observation m , avec ou sans utilisation du vecteur d'observation disponible à cet instant $\mathbf{y}(m)$. En notant $\mathbf{P}_{m|m} = [P_{m|m}^0, \dots, P_{m|m}^M]^T$ et $\mathbf{P}_{m|m-1} = [P_{m|m-1}^0, \dots, P_{m|m-1}^M]^T$, les vecteurs contenant les $M + 1$ probabilités *a posteriori* et *a priori*, et soit $\mathbf{F}(m) =$

$[f(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_0), \dots, f(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_M)]^T$ le vecteur contenant les $M + 1$ fonctions de vraisemblance, tel que $\mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell) = \log(f(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell))$. En exploitant la règle de Bayes, on obtient :

$$\mathbf{P}_{m|m} = \frac{1}{\mathbf{F}^T(m)\mathbf{P}_{m|m-1}}\mathbf{F}(m) \odot \mathbf{P}_{m|m-1}. \quad (5.16)$$

où \odot représente la multiplication matricielle point par point. Le coût de calcul globale de cette étape est de $3(M + 1)$.

Étape 4 : Prédiction des probabilités a priori

Une prédiction des probabilités a priori $P_{m+1|m}^\ell$, pour la prochaine étape d'observation est nécessaire pour le calcul des probabilités *a posteriori* exprimées par l'équation (5.16). On utilise le modèle de Markov (illustré dans figure 5.1) afin de prédire ces probabilités, tel que :

$$\mathbf{P}_{m+1|m} = \mathbf{T} \times \mathbf{P}_{m|m}, \quad (5.17)$$

où \mathbf{T} est la matrice de transition de la chaîne de Markov, exprimée par l'équation (5.3).

A cette étape une décision sur le nombre de sources présentes à l'instant m peut être prise : *le nombre de sources étant égal à l'indice de l'hypothèse la plus probable*, i.e., possédant la probabilité *a posteriori* maximale. Un diagramme résumant l'algorithme est représenté en figure 5.2, l'algorithme détaillé est présenté dans le cadre Algorithme 7.

Le coût de calcul de cette étape vaut $(M + 1)^2$. Ainsi, le coût de calcul global de l'algorithme proposé est égal à la somme des coûts de calcul de chaque étape et est donc de : $6N^3 + (M + 16.5)N^2 + (M + 9.5)N + 7M + 12$.

4 Application aux systèmes basés sur le protocole CSMA/CA

Nous proposons, dans cette section d'appliquer la technique présentée sur un système basé sur le protocole CSMA/CA, afin d'estimer le taux de charge et le taux de collisions d'un point d'accès. Comme illustré précédemment, une communication WiFi est une succession de trame de bruit et de bruit plus signal. Les trames de données peuvent être émises par une seule station ou parfois résultent de la collision entre deux stations. De ce fait, on peut modéliser la communication WiFi par une chaîne de Markov à trois états, comme illustré dans figure 5.3.

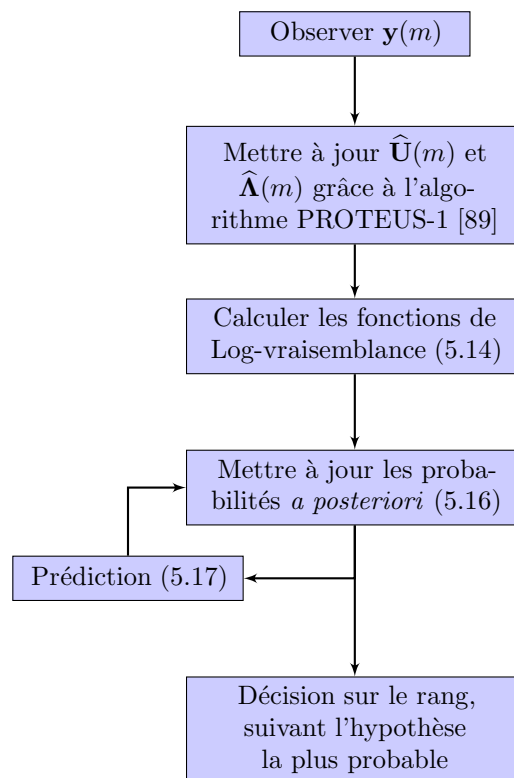


FIGURE 5.2 – Diagramme de l’algorithme proposé

Algorithm 7 Algorithme de poursuite du rang

```

1 : Initialiser :  $\widehat{\mathbf{U}}(0)$ ,  $\widehat{\mathbf{\Lambda}}(0)$  et  $\mathbf{P}_{0|-1}$ ;
2 : for  $m = 1 : N_s$  do
3 :   Observer  $\mathbf{y}(m)$ ;
4 :    $\mathbf{y}(m) \leftarrow \widehat{\mathbf{U}}^H(k-1)\mathbf{x}(m)$ ;
5 :    $\mathbf{D}(m) = \text{diag}(y_i(m)/|y_i(m)|)$ ;
6 :    $\mathbf{y}(m) \leftarrow \mathbf{D}^H(m)\mathbf{y}(m)$ ;
7 :    $\widehat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \widehat{\mathbf{U}}(k-1)\mathbf{D}(m)$ ;
8 :    $\mathbf{y}(m) \leftarrow \mathbf{\Pi}^T \mathbf{y}(m)$ ;
9 :    $\widehat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \widehat{\mathbf{U}}(m)\mathbf{\Pi}$ ;
10 :   $\widehat{\mathbf{\Lambda}}(m) \leftarrow \mathbf{\Pi}^T \widehat{\mathbf{\Lambda}}(k-1)\mathbf{\Pi}$ ;
11 :  for  $i = 1 : N - 1$  do
12 :    for  $j = i + 1 : N$  do
13 :       $\theta \leftarrow y_i(m)y_j(m)/(\widehat{\lambda}_i(m) - \widehat{\lambda}_j(m))$ ;
14 :       $\widehat{\mathbf{U}}(m) \leftarrow \widehat{\mathbf{U}}(m)\mathbf{G}_{ij}(\theta)$ ;
15 :    end for
16 :  end for
17 :   $\widehat{\mathbf{\Lambda}}(m) \leftarrow (1 - \epsilon)\widehat{\mathbf{\Lambda}}(m) + \epsilon \text{diag}(y_i^2(m))$ ;
18 :  for  $\ell = 0 : M$  do
19 :    Calculer  $\sigma_{w,\ell}^2(m)$  grâce à l'équation (5.13);
20 :    Calculer  $\mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell)$  grâce à l'équation (5.14);
21 :    En déduire  $f(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell) = \exp(\mathcal{L}(\mathbf{y}(m)|\mathcal{H}_\ell))$ ;
22 :  end for
23 :   $\mathbf{P}_{m|m} = \frac{1}{\mathbf{F}^T(m)\mathbf{P}_{m|m-1}}\mathbf{F}(m) \odot \mathbf{P}_{m|m-1}$ ;
24 :  Décider du rang de la matrice suivant l'hypothèse la plus probable (indice de
    l'élément ayant la valeur maximale dans le vecteur  $\mathbf{P}_{m|m}$ );
25 :   $\mathbf{P}_{m+1|m} = \mathbf{T} \times \mathbf{P}_{m|m}$ 
26 : end for

```

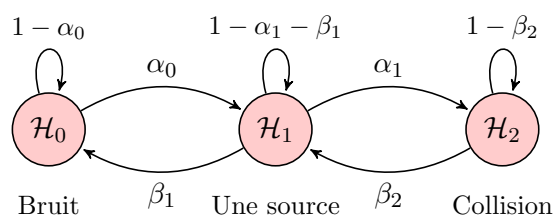


FIGURE 5.3 – Modèle de Markov de la couche physique WiFi

Les trois états de la chaîne de Markov sont les suivants :

$$\begin{cases} \mathcal{H}_0 & : \text{Seul du bruit est observé, (Inter-frame spacing ou libre)}; \\ \mathcal{H}_1 & : \text{Une seule station est active}; \\ \mathcal{H}_2 & : \text{Deux stations transmettent (Collision)}. \end{cases} \quad (5.18)$$

où $\alpha_0 \in (0, 1)$ représente la probabilité que le canal soit occupé par une seule station sachant qu'il était vacant à l'instant d'observation précédent, $\alpha_1 \in (0, 1)$ représente la probabilité que le canal soit occupé par deux stations sachant qu'il était occupé par une seule station à l'instant d'observation précédent et $\beta_1 \in (0, 1)$ représente la probabilité qu'un canal soit vacant sachant qu'il était occupé par une station à l'instant d'échantillonnage précédent. Enfin, $\beta_2 \in (0, 1)$ représente la probabilité que le canal soit occupé par une seule station sachant qu'il était occupé par deux stations à l'instant d'observation précédent. La matrice de transmission de la chaîne de Markov est la suivante :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 - \alpha_0 & \alpha_0 & 0 \\ \beta_1 & 1 - \alpha_1 - \beta_1 & \alpha_1 \\ 0 & \beta_2 & 1 - \beta_2 \end{bmatrix}. \quad (5.19)$$

Pour ne pas être confronté à des cas sous-déterminés où notre algorithme serait inefficace, nous supposons que notre récepteur possède $N > 2$ antennes.

5 Simulations

Des simulations ont été conduites sur des signaux de type WiFi 802.11a. Comme déjà indiqué au chapitre 4, les signaux IEEE 802.11n sont des signaux OFDM à 64 sous-porteuses et un préfixe cyclique de taille 16. Le terminal opportuniste est supposé être doté de $N = 4$ antennes. Le canal $\mathbf{H}(k)$ est une matrice de valeurs complexes, générées suivant une loi Gaussienne de moyenne nulle et de variance unité. Le canal est supposé constant durant la transmission d'une trame ou faiblement variable. Le facteur d'oubli utilisé pour l'algorithme PROTEUS-1 vaut $\epsilon = 0.05$. Les probabilités de transition de la chaîne de Markov illustrée en figure 5.3, sont prises comme suit :

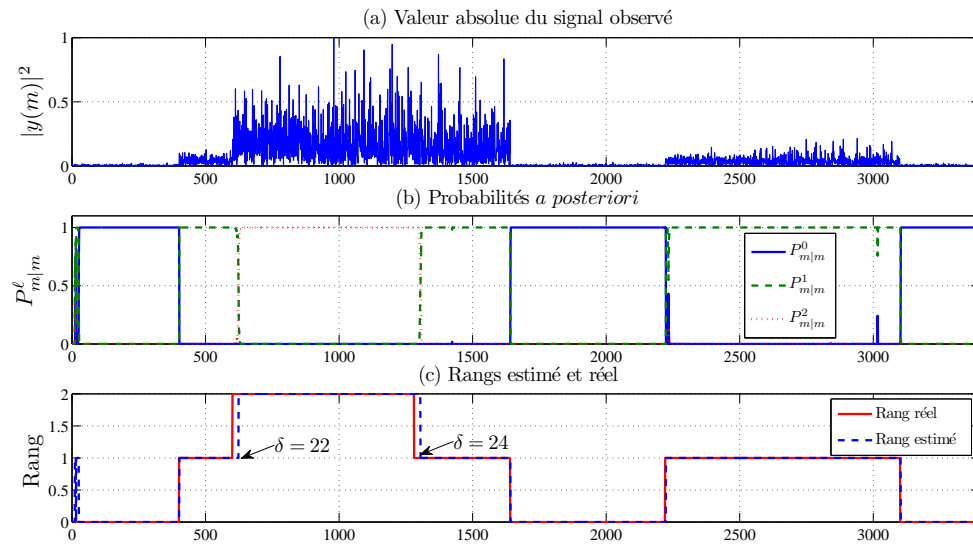


FIGURE 5.4 – Exemple : (a) Valeur absolue du signal observé, (b) probabilité *a posteriori* et (c) rangs estimé par notre algorithme et réel.

$\alpha_0 = 10^{-4}$, $\alpha_1 = 40\alpha_0$, $\beta_1 = \alpha_0/10$ and $\beta_2 = \beta_1/2$. Ces probabilités sont déterminées de manière empirique par simulations. Leur valeurs sont d'une importance capitale pour le bon fonctionnement de l'algorithme proposée. En effet, l'utilisation de valeurs ne reflétant pas de manière correcte les transitions entre les différents états, réduirait la capacité de poursuite de l'algorithme. Les matrices $\hat{\mathbf{U}}(0)$ et $\hat{\mathbf{\Lambda}}(0)$ sont initialisées en observant 10 échantillons sur le canal et en calculant la décomposition en valeurs propres de la matrice d'autocorrélation du vecteur d'observation, de manière classique.

Afin de montrer la capacité de poursuite de notre algorithme. Nous avons considéré un scénario où la communication interceptée est constituée de deux trames : la première trame est issue d'une collision de trames émises par deux stations, l'une est observée sur un lien dont le RSB vaut 10 dB et la seconde avec un RSB de 15 dB. La partie (a) de la figure 5.4 représente la valeur absolue du signal observé, la partie (b) les probabilités *a posteriori* d'avoir chaque hypothèse et enfin la partie (c) représente les rangs estimé et réel du signal à l'instant m . La figure nous permet d'apprécier la capacité de l'algorithme proposé à poursuivre le rang du signal observé. Nous remarquons l'apparition de délais de transition d'une hypothèse à une autre, par exemple sur la trame une, il faut à l'algorithme 22 échantillons de délais pour transiter de l'état un à l'état deux, à l'inverse un délais de 24 échantillons est nécessaire pour transiter de l'état deux vers un. Ces délais sont dus au fait que l'algorithme de poursuite de valeurs propres a besoin de temps pour converger, ce temps est proportionnel à $1/\epsilon = 1/0.05 = 20$, ce qui est bien confirmé par les simulations.

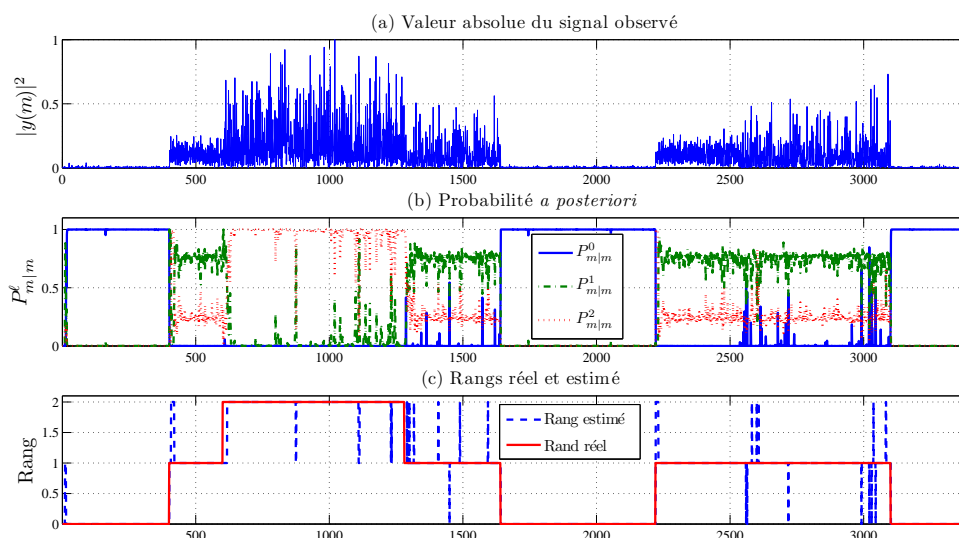


FIGURE 5.5 – Cas où les probabilités de transition sont mal choisies : (a) Valeur absolue du signal observé, (b) probabilité *a posteriori* et (c) rangs estimé par notre algorithme et réel.

Il est utile de noter que les délais de transitions de l'état “*deux sources*” vers “*une source*” et vis versa, n'affectent pas l'efficacité de l'algorithme. En effet, la durée de la collision ne nous importe pas, c'est le nombre de collisions qui est important. A l'inverse, les délais entre l'état un et zéro sont importants car ils déterminent la durée de la trame qui sera utilisée pour calculer la charge du canal. Nous verrons plus loin que malgré ces délais, l'algorithme proposé possède des performances acceptables pour des applications de vertical handover.

Dans la figure 5.5, nous avons conduits les mêmes simulations mais cette fois-ci avec un α_0 cent fois plus grands. Nous pouvons remarqué que les capacités de poursuite de l'algorithme commencent à être sérieusement détériorées, d'où la sensibilité de la technique proposée aux valeurs des probabilités de transition.

Comme stipulé au chapitre précédent, le taux d'occupation du canal noté C_{or} est calculé comme étant le rapport entre la période de temps où le canal est déclaré occupé (donc rang supérieur ou égale à un) divisé par la taille de la fenêtre d'observation. En se référant en modèle introduit à la figure 5.3, le C_{or} peut être estimé comme suit :

$$\begin{aligned}
\hat{C}_{or} &= \frac{1}{N_s} \sum_{m=1}^{N_s} (P_{m|m}^1 + P_{m|m}^2), \\
&= 1 - \frac{1}{N_s} \sum_{m=1}^{N_s} P_{m|m}^0.
\end{aligned} \tag{5.20}$$

où nous rappelons que N_s est la taille de la fenêtre d'observation.

Le taux de collisions est défini comme étant le nombre de trames avec collision (rang > 1) divisé par le nombre total de trames observées, i.e.,

$$R_{col} = \frac{\text{Nombre de trames avec collision}}{\text{Nombre total de trames}}. \tag{5.21}$$

A l'instar de l'algorithme proposé dans le chapitre 4, la technique proposée dans ce chapitre souffre elle aussi de fluctuations qui font que le rang transite d'une valeur à une autre. Afin de régler ce problème nous proposons d'effectuer le même lissage que celui proposé à la section 3.6. Une fois ce lissage effectué, nous dénombrons le nombre de trames présentes dans la portion du signal observé, ensuite chaque trame détectée est traitée pour vérifier si elle contient plus d'une source. Si c'est le cas un compteur de collision est incrémenté. Le taux de collisions est calculé grâce à l'équation (5.21).

Afin de comparer les performances en fonction du RSB de la technique proposée aux performances des techniques proposées dans le chapitre 4, nous avons effectué des simulations sous le scénario suivant : la taille de la fenêtre d'observation est fixée à $N_s = 7880$ échantillons, le taux d'occupation du canal est égal à 64.97%. La fenêtre d'observation contient 5 trames dont deux avec collision, le taux de collisions vaut ainsi 40%. Le récepteur est doté de quatre antennes. Nous illustrons le scénario décrit sur la figure 5.6.

Sur la figure 5.7, nous comparons les performances de la technique basée sur la chaîne de Markov avec la technique de traitement par bloc proposée au chapitre 4. Nous remarquons que les deux techniques possèdent des performances similaires, avec un léger avantage pour la technique basée sur le modèle de Markov, à bas RSB. A partir d'un certain niveau de RSB, les performances de la technique proposée dans ce chapitre ne sont plus affectées par la valeur du RSB. Cette technique est ainsi donc dépassée par l'algorithme proposé au chapitre 4. Ceci est principalement dû au délais de transition d'un état à un autre, mais aussi à un biais sur l'estimation. Cependant, les performances atteintes sont parfaitement satisfaisantes pour des applications en vertical handover. Sur la même figure, nous avons illustré les performances de la technique proposée mais avec des probabilités de transition qui seraient mal estimées (100 fois plus grandes). Dans ce cas, nous remarquons que les performances atteintes sont légèrement

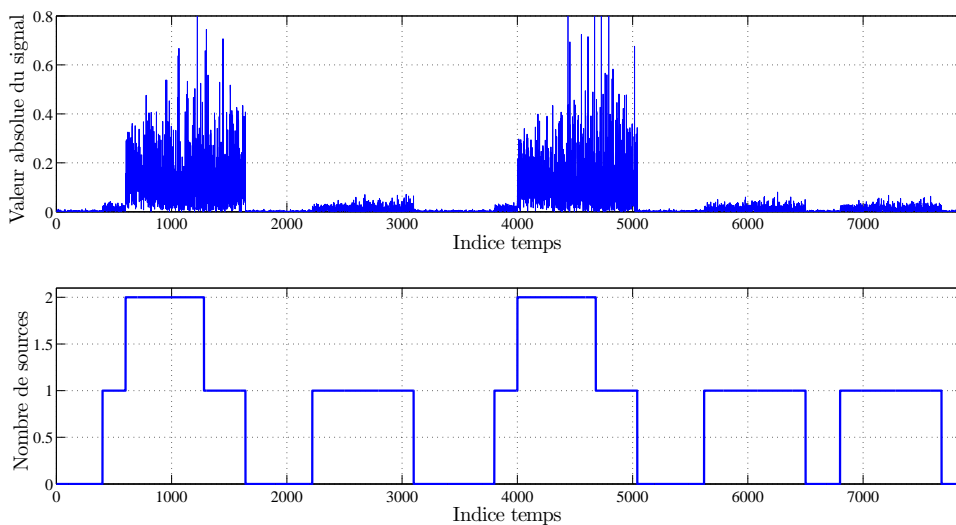


FIGURE 5.6 – Scénario utilisé pour l’estimation et la comparaison des performances de la technique proposée sur ce chapitre.

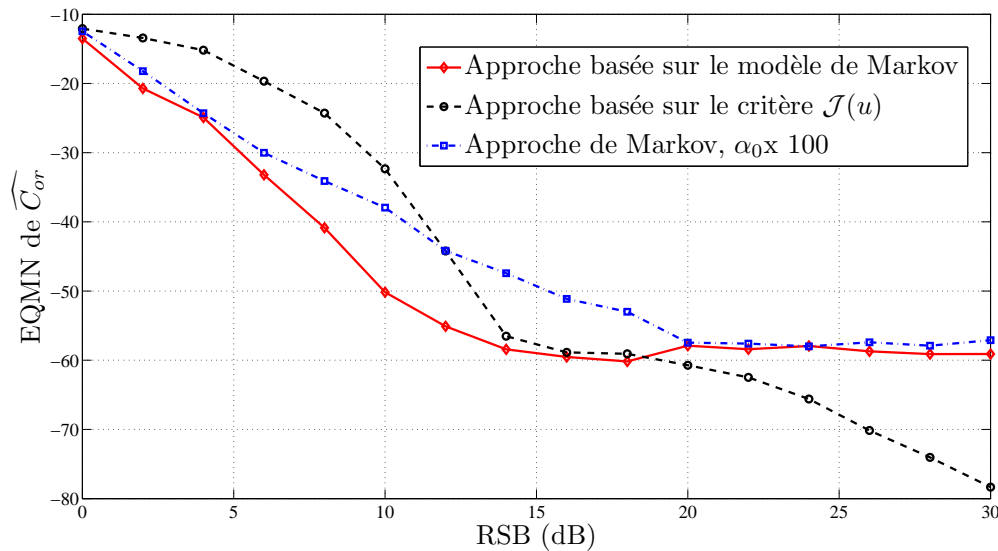


FIGURE 5.7 – EQMN sur l’estimation du taux d’occupation du canal en fonction du rapport signal à bruit.

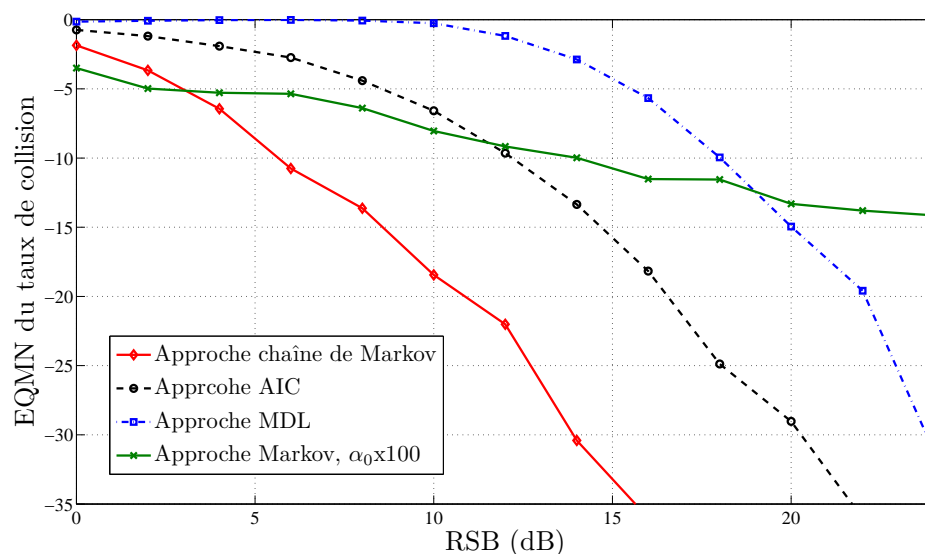


FIGURE 5.8 – EQMN sur l’estimation du taux de collisions fonction du rapport signal à bruit.

détériorées. La perte engendrée est insignifiante et ceci est principalement dû au lissage que nous avons introduit.

Enfin, sous le même scénario, nous avons comparé les performances de nos trois approches à estimer le taux de collisions sur un canal. Pour les deux approches AIC et MDL, nous collectons tous les échantillons et déroulons d’abord l’Algorithme 5-chapitre 4, on détecte ensuite les trames de données et chaque trame détectée est soit traitée par AIC ou MDL. Les résultats obtenus pour ces trois approches sont illustrés dans la figure 5.8. Nous remarquons que la technique basée sur la chaîne de Markov est la plus efficace, suivie de AIC et plus loin de MDL. Ceci est principalement dû au fait que l’estimation est faite de manière conjointe, alors que pour les autres méthodes, elle dépend d’une part de l’algorithme de détection de trames qui peut introduire une erreur sur le dénominateur de l’équation 5.21 et d’autre part sur les estimateurs AIC et MDL qui eux affectent le numérateur. Sur la même figure, nous avons ici aussi illustré les performances de la technique proposée mais avec des probabilités de transition qui seraient mal estimées (100 fois plus grandes). Contrairement à l’estimation du taux de charge nous remarquons que le taux de collision est fortement affecté par les valeurs des probabilités de transition. Ainsi, pour une bonne estimation conjointe des deux métriques une bonne connaissance des probabilités de transition de la chaîne de Markov est nécessaire au risque d’une mauvaise estimation du taux de collision et ainsi d’une mauvaise prise de décision.

Afin d’étudier la capacité de l’algorithme à détecter une collision en fonction du

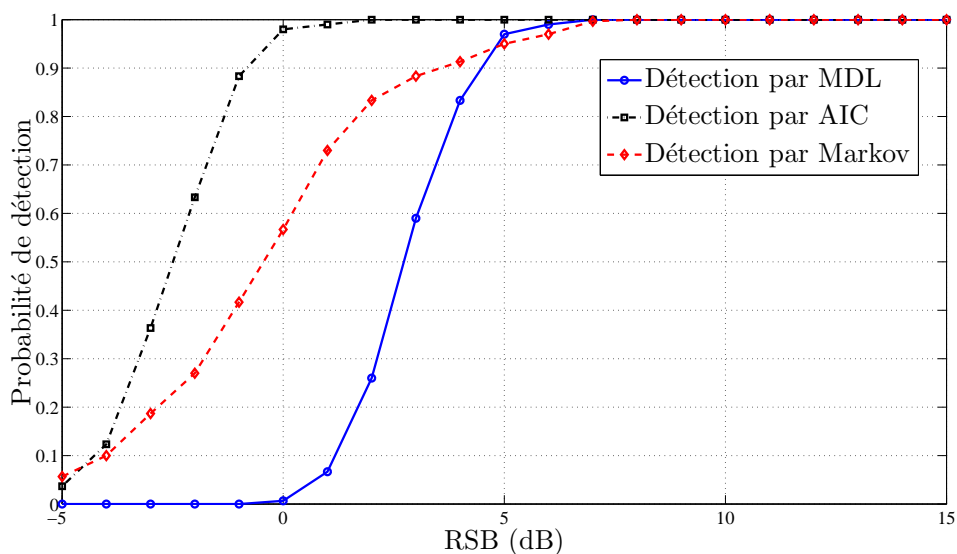


FIGURE 5.9 – Probabilité de détection d’une collision en fonction du RSB pour l’approche AIC, MDL et Markov.

RSB, nous comparons sur la figure 5.9 les performances de notre technique à celles proposées au chapitre 4-section 4. Nous traitons deux trames WiFi d’une taille de 880 échantillons, la différence en puissance entre les deux trames est de 5 dB. Les performances de notre technique se situent entre l’approche basée sur AIC et celle basée sur MDL. De bonnes performances de détection sont atteintes pour des RSB supérieurs à 7 dB.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle méthode qui permet une estimation conjointe du taux d’occupation et du taux de collisions sur un canal WiFi. Nous avons remarqué que ces estimations reviennent à un problème de détermination du nombre de sources et avons montré qu’il était possible de modéliser une communication CSMA/CA par une chaîne de Markov à trois états. Nous avons développé un algorithme de poursuite du nombre de sources basé sur ce modèle de Markov. Les simulations conduites ont montré que cette technique était tout aussi performante que celles proposées au chapitre 4. Cependant, cette technique dépend de paramètres (probabilités de transitions) à ajuster de manière empirique et qui déterminent les performances pouvant être atteintes par cette méthode.

Conclusion générale et perspectives

Cette thèse traite de la problématique de la radio opportuniste et plus précisément du processus de Handover Vertical. Un des challenges actuels est de réussir à tirer partie de l'hétérogénéité de l'environnement radio, en développant des terminaux multistandards capable de basculer d'un réseau à un autre afin de satisfaire au mieux ses besoins en qualité de service. Ainsi, tout terminal opportuniste devra d'abord identifier les réseaux sans fil actifs et mesurer la Qualité de Service pouvant être atteinte sur chaque réseau identifié. Dans ce contexte, nous avons développé des techniques de traitement du signal, qui permettent de renseigner le terminal sur les réseaux actifs dans son environnement et sur la qualité de service disponible sur chacun d'eux sans pour autant s'y connecter, économisant ainsi des ressources en temps et en énergie.

Dans un premier temps, nous avons proposé une nouvelle technique d'identification de systèmes OFDM. Cette technique utilise le motif de pilotes présent sur les signaux physiques de chaque système, comme signature. L'approche proposée repose sur un test GLR. Elle ne nécessite pas la connaissance de la séquence de pilotes émise, ne nécessite aucune modification des couches physique et MAC du système d'intérêt et n'affecte aucunement l'efficacité spectrale du système. Elle est ainsi applicable pour tous les réseaux existants. Malheureusement, elle requiert une connaissance *a priori* du rapport signal à bruit. Des travaux futurs consisteraient à développer un identificateur indépendant de cette information, en introduisant soit une normalisation du signal observé soit une fonction de pénalité qui rendrait le seuil de décision indépendant du RSB.

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés aux métriques évaluant la Qualité de Service des réseaux détectés. En effet, dans un contexte opportuniste, un terminal cognitif doit être en mesure de choisir le réseau offrant la qualité de lien qui répond au mieux à ses attentes. Nous avons proposé des métriques dédiées à des réseaux OFDM utilisant les protocoles CSMA/CA ou l'OFDMA comme technique d'accès multiples.

Concernant les systèmes basés sur la technique d'accès multiples OFDMA, nous avons proposé deux métriques : la première étant le nombre d'antennes utilisées par la station de base et la seconde étant le taux d'allocation des slots-temps fréquences. Ces

deux métriques ont été évaluées par simulations et ont montré de bonnes performances dans le cadre des applications visées. La seconde métrique, relative au taux d'allocation temps-fréquence, peut s'avérer non informative dans le cas où toute la bande passante disponible est allouée à un seul utilisateur, il est ainsi nécessaire d'orienter de futurs travaux sur l'estimation d'une métrique complémentaire qui tendrait à régler ce problème. De plus, il serait plus rigoureux de trouver une expression de la densité de probabilité d'un mélange de constellation afin de rendre cette approche non dépendante de l'hypothèse de distribution uniforme des modulations.

Pour les réseaux CSMA/CA, nous avons introduit des algorithmes de traitement par bloc et itératifs permettant d'estimer le taux de charge du canal et le taux de collisions sur un point d'accès. Les techniques proposées ont montré des performances acceptables sur les gammes de RSB compatibles avec des applications en radio opportuniste. Ces deux métriques combinées sont totalement informatives sur l'état du canal CSMA/CA. De plus, la technique d'estimation du taux de charge proposée dans le chapitre 4-section 3 a été validée sur un banc d'essais mettant en jeu des signaux WiFi réels. Il est utile de noter que cet algorithme a été utilisé pour développer une approche *cross layer* dédiée à la découverte de point d'accès WiFi. Ces travaux ont été menés en collaboration avec le département Réseaux et Systèmes Multimédia de TELECOM Bretagne. Cet algorithme a été validé expérimentalement et a fait l'objet d'une publication dans WCNC 2011 [90]. Concernant l'approche adaptative proposée dans le chapitre 5, elle reste sensible aux probabilités de transition entre les différents états. En perspective, il serait judicieux de penser à une approche qui permettrait de mettre à jour ces probabilités au fil des observations.

Annexe A

Estimation de signaux M -PSK

Dans cette annexe, nous détaillons l'algorithme de détection de signaux M -PSK présenté dans l'article [51], le lecteur peut se référer à cet article pour plus de détails.

Soit $\mathbf{r} = [r_0, \dots, r_{N-1}]^T$ le vecteur constitué de N échantillons observés en bande de base. Le signal observé s'écrit comme suit :

$$\mathbf{r} = a\mathbf{c} + \mathbf{n}, \quad (\text{A.1})$$

où $a = |a|e^{j\theta}$ est l'amplitude complexe du signal reçu. Cette dernière est inconnue au niveau du récepteur mais supposée constante pendant la période d'observation. Le vecteur $\mathbf{c} = [c_0, \dots, c_{N-1}]^T$ définit le vecteur de données appartenant à une constellation M -PSK. Le bruit $\mathbf{n} = [n_0, \dots, n_{N-1}]^T$ est un bruit blanc Gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 .

Les auteurs de [51] ont proposé un algorithme permettant d'estimer la séquence de symboles émise \mathbf{c} , composé de quatre étapes :

Étape 1

Transformer les données observées $\mathbf{r} = [r_0, \dots, r_{N-1}]^T$ en appliquant des rotations discrètes $r'_n = e^{j\phi_n} r_n$ où $\phi_n = 2\pi l_n/M$ pour $l_n \in \{0, \dots, M-1\}$ de telle manière que tous les échantillons ayant subi une rotation r'_n soient au final situés à l'intérieur de l'arc $[\pi/M, \pi/M)$. Enregistrer le vecteur : $\mathbf{c}' = [\exp(j\phi_0), \dots, \exp(j\phi_{N-1})]^T$.

Étape 2

Trier les nouvelles valeurs r'_n dans l'ordre croissant suivant leur phase respective. Le nouveau vecteur obtenu est noté \mathbf{z} , tel que $z_n = r'_{q_n}$ pour $n = 0, \dots, N-1$ et $\mathbf{q} = [q_0, \dots, q_{N-1}]^T$ sont les indices des valeurs non triées, effectuer la même permutation pour le vecteur \mathbf{c}' , i.e., $c'_n \leftarrow c'_{q_n}$, $n = 0, \dots, N-1$.

Étape 3

En notant

$$\mathbf{C}' = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ e^{j(2\pi/M)} & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \vdots & \ddots & & & \\ e^{j(2\pi/M)} & e^{j(2\pi/M)} & \dots & 1 & 1 \\ e^{j(2\pi/M)} & e^{j(2\pi/M)} & \dots & e^{j(2\pi/M)} & 1 \end{bmatrix}, \quad (\text{A.2})$$

calculer $\mathbf{w} = \mathbf{C}'\mathbf{z}$ et trouver l'élément ayant la valeur absolue maximale, et notons k son index. Dans ce cas, la valeur optimale de \mathbf{c}' est obtenue en multipliant élément par élément la k^e ligne de \mathbf{C}' par le vecteur \mathbf{c}' obtenu à l'Étape 2.

Étape 4

Soit $\mathbf{p} = [p_0, \dots, p_{N-1}]^T$ la permutation inverse à celle définie par le vecteur \mathbf{q} , appliquer cette permutation inverse à \mathbf{c}' afin d'obtenir l'estimée de \mathbf{c} comme suit :

$$\hat{\mathbf{c}} = [c'_{p_0}^*, \dots, c'_{p_{N-1}}^*]^T, \quad (\text{A.3})$$

où $(.)^*$ représente le complexe conjugué de son argument.

Annexe B

Estimation de la variance du bruit

Comme mentionné au chapitre 4, la technique d'estimation du taux de charge nécessite la connaissance de la variance du bruit. Sur toutes les simulations présentées au chapitre 4, la variance du bruit est estimée en utilisant une technique sous-espace. En tirant profit de la diversité en réception, il est possible d'avoir une estimée de la variance du bruit en prenant la moyenne des valeurs propres du sous-espace bruit.

En triant les valeurs propres de la matrice de covariance exprimée par l'équation (4.39), il est possible de les diviser en deux groupes. Un premier groupe correspondant au sous-espace signal contenant les r plus grandes valeurs propres, où r est le rang de la matrice de covariance. Le second groupe étant les valeurs propres correspondant au sous-espace bruit, ce groupe contient $Md - r$ éléments sensiblement égaux à la variance du bruit. Ainsi, une estimée de la variance du bruit peut être obtenue grâce à l'équation suivante :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{Md - r} \sum_{i=r+1}^{Md} \lambda_i, \quad (\text{B.1})$$

où les λ_i étant les valeurs propres de la matrice de covariance.

C'est cette technique que nous utilisons pour l'estimation de la variance du bruit, lors de l'estimation du taux de charge d'un canal WiFi. Sur toutes les simulations conduites, 1000 échantillons parmi les observations sont utilisés pour l'estimation de la matrice de covariance et déduction de la variance du bruit.

Bibliographie

- [1] S.S.C, “Shared Spectrum Company, Spectrum reports, Spectrum Occupancy Measurements : Republican National Convention, New York City, New York, August 30 — September 3, 2004,” <http://www.sharedspectrum.com/papers/spectrum-reports/>, [Online; accessed 25-May-2011].
- [2] IEEE Std 802.16, “Part 16 : air interface for broadband wireless access systems, Amendment 2 : Physical and Medium Access Control layers for Combined Fixed and Mobile Operation in License Bands and Corrigendum 1,” 2005.
- [3] F.-X.Socheleau, S.Houcke, and A. Aïssa-El-Bey, “Estimation aveugle du taux d’activité temps-fréquence des signaux OFDMA,” *XXII colloque GRETSI*, 2009.
- [4] F.-X. Socheleau, S. Houcke, P. Ciblat, and A. Aïssa-El-Bey, *Signal Metrics for Vertical Handoff Towards (Cognitive) WiMAX, WiMAX New Developments*, M. Upena, D. Dalal and Y. P. Kosta, Eds., IN-TECH, 2009.
- [5] D.Males and G.Pujolle, *Le WiFi par la pratique*, Editions Eyrolles, 2004.
- [6] Q. Zhang, C. Guo, Z.Guo, and W. Zhu, “Efficient Mobility Management for Vertical Handoff between WWAN and WLAN,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 41, pp. 102–108, Nov 2003.
- [7] K. Park, “CS 536 : Data Communication and Computer Networks,” <http://www.cs.purdue.edu/park/cs536.html>, 2004.
- [8] J. Mitola and G. Q. Maguire, “Cognitive Radio : Making Software Radios More Personal,” *IEEE Personal Communications*, pp. 13–18, 1999.
- [9] F.C.C, “Federal Communication Commission,” <http://www.fcc.gov/>, [Online; accessed 25-May-2011].
- [10] J. Mitola, “Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications,” in *Mobile Multimedia Communications, 1999. (MoMuC '99) 1999 IEEE International Workshop on*, 1999, pp. 3 –10.
- [11] U.S FCC, “Notice of Proposed Rulemaking, in the Matter of Unlicensed Operation in the TV Broadcast Bands (ET Docket no. 04-186) and Additional Spectrum for Unlicensed Devices below 900 MHz and in the 3 GHz Band,” Tech. Rep., FCC ET Docket 04-113, 2004.

- [12] U.S. FCC, “Second Report and Order and Memorandum Opinion and Order, in the Matter of Unlicensed Operation in the TV Broadcast Bands Additional Spectrum for Unlicensed Devices Below 900 MHz and in the 3 GHz Band,” Tech. Rep., Federal Communications Commission, 2008.
- [13] IEEE 802.22 WG, “IEEE 802.22 Working Group on Wireless Regional Area Networks Enabling Rural Broadband Wireless Access Using Cognitive Radio Technology,” <http://www.ieee802.org/22/>, [Online; accessed 24-Sep-2010].
- [14] C. Stevenson, G. Chouinard, Zhongding Lei, Wendong Hu, S. Shellhammer, and W. Caldwell, “IEEE 802.22 : The First Cognitive Radio Wireless Regional Area Network Standard,” *Communications Magazine, IEEE*, vol. 47, no. 1, pp. 130–138, january 2009.
- [15] D. Birru S. Shankar C. Cordeiro, K. Challapali, “IEEE 802.22 : An Introduction to the First Wireless Standard Based on Cognitive Radios,” *Journal of Communications.*, vol. 1, no. 1, pp. 38–47, April 2006.
- [16] E. Gustafsson and A. Jonsson, “Always Best Connected,” *IEEE Transactions on Wireless Communications.*, vol. 10, no. 1, pp. 49 – 55, feb. 2003.
- [17] M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “OFDM system identification using pilot tone signature,” in *The 7th International Workshop on Systems, Signal Processing and their Applications*, 2011.
- [18] M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “GLR Test for OFDM System Identification Using Pilot Tones Pattern ,” *Submitted to IEEE transactions on communications*, 2011.
- [19] M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “Identification de systèmes OFDM à partir de la signature des pilotes,” in *XXIIIe colloque GRETSI : traitement du signal et des images*, 2011.
- [20] M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “Blind estimation of the time-frequency activity rate of OFDMA signals,” in *ICUMT 2010 : International Conference on Ultra Modern Telecommunications*, 2010.
- [21] M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “Estimation du taux d’activité temps-fréquence d’un signal OFDMA pour des applications en radio-cognitive,” in *XXIIIe colloque GRETSI : traitement du signal et des images*, 2011.
- [22] M-R. Oularbi, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “Base Station Number of Antennas Detection Using Pilot Tones second order cyclostationarity,” in *Letter en cours de prparation*, 2011.
- [23] M-R. Oularbi, F-X. Socheleau, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, “Vertical Handover Metrics Estimation for OFDM Based Systems ,” *EURASIP Journal On Wireless Communication and Networking*, 2011.

- [24] M-R. Oularbi, A. Aissa-El-Bey, and S. Houcke, "Two vertical handcover metrics toward an IEEE 802.11N network ," in *COGIS 2009 : Cognitive systems with Interactive Sensors*, 2009.
- [25] M-R. Oularbi, A. Aissa-El-Bey, and S. Houcke, "Physical layer IEEE 802.11 channel occupancy rate estimation," in *ISIVC 2010 : International Symposium on Images /Video Communications over fixed and Mobile Networks*, 2010.
- [26] M-R. Oularbi, S. Gazor, S. Houcke, and A. Aissa-El-Bey, "Markov Chain Modeling for Channel Occupancy Rate and Collision Rate estimation for CSMA/CA based systems," *Article en préparation*, 2011.
- [27] Mark Stemm and Randy H. Katz, "Vertical handoffs in wireless overlay networks," *Mob. Netw. Appl.*, vol. 3, pp. 335–350, December 1998.
- [28] Wenhui Zhang, Juergen Jaehnert, and Klaus Dolzer, "Design and evaluation of a handover decision strategy for 4th generation mobile networks," in *The 57th Semiannual Vehicular Technology Conference VTC 2003-Spring, Jeju, Korea*. 2003, pp. 22–25, Spring). Jeju, Korea.
- [29] Friedrich K. Jondral, "Software-defined radio : basics and evolution to cognitive radio," *EURASIP J. Wirel. Commun. Netw.*, vol. 2005, no. 3, pp. 275–283, 2005.
- [30] H. Urkowitz, "Energy detection of unknown deterministic signals," *Proceedings of the IEEE*, vol. 55, no. 4, pp. 523 – 531, apr. 1967.
- [31] D. Cabric, S.M. Mishra, and R.W. Brodersen, "Implementation Issues in Spectrum Sensing for Cognitive Radios," in *Conference on Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar*, nov. 2004, vol. 1, pp. 772 – 776.
- [32] A. Bouzegzi, P. Ciblat, and P. Jallon, "New Algorithms For Blind Recognition of OFDM based systems," *Elsevier Signal Processing*, vol. 90, no. 3, pp. 900–913, 2010.
- [33] A. Bouzegzi, P. Jallon, and P. Ciblat, "A fourth-order algorithm for blind characterization of ofdm signals," in *Signal Processing Advances in Wireless Communications, 2008. SPAWC 2008. IEEE 9th Workshop on*, july 2008, pp. 411 –415.
- [34] A. Bouzegzi, P. Jallon, and P. Ciblat, "A second order statistics based algorithm for blind recognition of ofdm based systems," in *Global Telecommunications Conference, 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*, 30 2008-dec. 4 2008, pp. 1 –5.
- [35] A. Bouzegzi, P. Ciblat, and P. Jallon, "Matched filter based algorithm for blind recognition of ofdm systems," in *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC 2008-Fall. IEEE 68th*, sept. 2008, pp. 1 –5.
- [36] A. Bouzegzi, P. Ciblat, and P. Jallon, "Maximum likelihood based methods for ofdm intercarrier spacing characterization," in *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, sept. 2008, pp. 1 –5.

- [37] N. Han, G. Zheng, S.H. Sohn, and J. Mounq Kim, "Cyclic Autocorrelation Based Blind OFDM Detection and Identification for Cognitive Radio," in *4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2008. WiCOM '08.*, oct. 2008, pp. 1–5.
- [38] A. Punchihewa, V.K. Bhargava, and C. Despins, "Blind Estimation of OFDM Parameters in Cognitive Radio Networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 10, no. 3, pp. 733–738, march 2011.
- [39] M. Oner and F. Jondral, "On The Extraction of the Channel Allocation Information in Spectrum Pooling Systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 25, no. 3, pp. 558–565, apr. 2007.
- [40] T. Yucek and H. Arslan, "OFDM Signal Identification and Transmission Parameter Estimation for Cognitive Radio Applications," in *Global Telecommunications Conference, 2007. GLOBECOM '07. IEEE*, nov. 2007, pp. 4056–4060.
- [41] H. Li, Y. Bar-Ness, A. Abdi, O.S. Somekh, and W. Su, "OFDM Modulation Classification and Parameters Extraction," in *1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, jun. 2006, pp. 1–6.
- [42] P.D. Sutton, K.E. Nolan, and L.E. Doyle, "Cyclostationary Signatures in Practical Cognitive Radio Applications," *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 26, no. 1, pp. 13–24, jan. 2008.
- [43] K. Maeda, A. Benjebbour, T. Asai, T. Furuno, and T. Ohya, "Recognition Among OFDM-Based Systems Utilizing Cyclostationarity-Inducing Transmission," in *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2007. DySPAN 2007. 2nd IEEE International Symposium on*, apr. 2007, pp. 516–523.
- [44] F.-X. Socheleau, S. Houcke, P. Ciblat, and A. Aissa-El-Bey, "Cognitive OFDM System Detection Using Pilot Tones Second and Third-Order Cyclostationarity," *Elsevier Signal Processing*, vol. 91, no. 2, February 2011.
- [45] Y.-H. Jung and Y.H. Lee, "Use of periodic pilot tones for identifying base stations of FH-OFDMA systems," *Communications Letters, IEEE*, vol. 10, no. 3, pp. 192–194, Mar. 2006.
- [46] Y. Li, "Pilot-symbol-aided channel estimation for OFDM in wireless systems," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 4, pp. 1207–1215, jul. 2000.
- [47] S. Colieri, M. Ergen, A. Puri, and A. Bahai, "A study of channel estimation in OFDM systems," *Vehicular Technology Conference, 2002. Proceedings. VTC 2002-Fall. 2002 IEEE 56th*, vol. 2, pp. 894–898 vol.2, 2002.
- [48] S. Colieri, M. Ergen, A. Puri, and A. Bahai, "Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems," *Broadcasting, IEEE Transactions on*, vol. 48, no. 3, pp. 223–229, sep. 2002.

- [49] A.J. Coulson, "Maximum likelihood synchronization for OFDM using a pilot symbol : algorithms," *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 19, no. 12, pp. 2486 –2494, dec. 2001.
- [50] T.M. Schmidl and D.C. Cox, "Robust frequency and timing synchronization for OFDM," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 45, no. 12, pp. 1613 –1621, dec. 1997.
- [51] S. Gazor, M. Derakhtian, and A.A. Tadaion, "Computationally Efficient Maximum Likelihood Sequence Estimation and Activity Detection for M -PSK Signals in Unknown Flat Fading Channels," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 17, no. 10, pp. 871 –874, oct. 2010.
- [52] W. C. Jakes, *Microwave Mobile Communications*, New York : John Wiley and Sons Inc, February 1, 1975.
- [53] Ronald E. Glaser, "The ratio of the geometric mean to the arithmetic mean for a random sample from a gamma distribution," *Journal of the American Statistical Association*, vol. 71, no. 354, pp. pp. 480–487, 1976.
- [54] J. McNair and F. Zhu, "Vertical Handoffs in Fourth-generation Multinetwork Environment," *IEEE Transaction on Wireless Communications*, vol. 11, pp. 8–15, June 2004.
- [55] W-T. Chen, J-C. Liu, and H-K. Huang, "An adaptive scheme for vertical handoff in wireless overlay networks," *Parallel and Distributed Systems, International Conference on*, vol. 0, pp. 541, 2004.
- [56] F. Zhu and J. McNair, "Optimizations for vertical handoff decision algorithms," in *Wireless Communications and Networking Conference, 2004. WCNC. 2004 IEEE*, march 2004, vol. 2, pp. 867 – 872 Vol.2.
- [57] W. Zhang, "Handover decision using fuzzy MADM in heterogeneous networks," in *Wireless Communications and Networking Conference, 2004. WCNC. 2004 IEEE*, 2004, vol. 2, pp. 653 – 658 Vol.2.
- [58] Q. Song and A. Jamalipour, "A network selection mechanism for next generation networks," in *Communications, 2005. ICC 2005. 2005 IEEE International Conference on*, May 2005, vol. 2, pp. 1418 – 1422 Vol. 2.
- [59] Z. Dai, R. Fracchia, J. Gosteau, P. Pellati, and G. Vivier, "Vertical handover criteria and algorithm in IEEE 802.11 and 802.16 hybrid networks," *IEEE International Conference on Communications*, pp. 2480–2484, 2008.
- [60] H. Bolcskei, D. Gesbert, and A.J. Paulraj, "On the capacity of ofdm-based spatial multiplexing systems," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 50, no. 2, pp. 225 –234, feb. 2002.
- [61] H. Bolcskei, D. Gesbert, and A.J. Paulraj, "On the capacity of ofdm-based spatial multiplexing systems," *Communications, IEEE Transactions on*, vol. 50, no. 2, pp. 225 –234, 2002.

- [62] O. Somekh, O. Simeone, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Detecting the number of transmit antennas with unauthorized or cognitive receivers in mimo systems,” in *Military Communications Conference, 2007. MILCOM 2007. IEEE*, 2007.
- [63] M. Shi, Y. Bar-Ness, and W. Su, “Adaptive estimation of the number of transmit antennas,” in *Military Communications Conference, 2007. MILCOM 2007. IEEE*, 2007.
- [64] E. Ohlmer, T. Liang, and G. Fettweis, “Algorithm for Detecting the Number of Transmit Antennas in MIMO-OFDM Systems,” in *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC Spring 2008. IEEE*, May 2008, pp. 478–482.
- [65] E. Ohlmer, T. Liang, and G. Fettweis, “Algorithm for Detecting the Number of Transmit Antennas in MIMO-OFDM Systems : Receiver Integration,” in *Vehicular Technology Conference, 2008. VTC 2008-Fall. IEEE 68th*, 2008, pp. 1–5.
- [66] IEEE Std 802.16, “Part 16 : air interface for broadband wireless access systems, Amendment 2 : Physical and Medium Access Control layers for Combined Fixed and Mobile Operation in License Bands and Corrigendum 1,” 2005.
- [67] E. T. Jaynes, *Probability Theory : The Logic of Science.*, Addison Wesley, NY, 2000.
- [68] F.-X. Socheleau, A. Aissa-El-Bey, and S. Houcke, “Non Data-Aided SNR Estimation of OFDM Signals,” *IEEE communications letters*, vol. 12, no. 11, 2008.
- [69] C. Guo, Z. Guo, Q. Zhang, and W. Zhu, “ A seamless and proactive end-to-end mobility solution for roaming across heterogeneous wireless networks,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 22, pp. 834–848, 2004.
- [70] B. Zayen, A. Hayar, and K. Kansanen, “Blind spectrum sensing for cognitive radio based on signal space dimension estimation,” in *Communications, 2009. ICC '09. IEEE International Conference on*, june 2009, pp. 1–5.
- [71] M.Haddad, A. Hayar, F. Mohamed Hedi, and M. Debbah, “Cognitive radio sensing information-theoretic criteria based,” in *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2007. CrownCom 2007. 2nd International Conference on*, aug. 2007, pp. 241–244.
- [72] D. W. Scott, *Multivariate density estimation : theory, practice, and visualization*, Wiley series in probability and mathematical statistics : applied probability and statistic section, John Wiley and sons., 1992.
- [73] B. W. Silverman, *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman & Hall/CRC Monographs on Statistics & Applied Probability, 1992.
- [74] L. Scharf, *Statistical Signal Processing : Detection, Estimation, and Time Series Analysis.*, Addison Wesley, NY.
- [75] USRP2, “Ettus Research LLC website,” <http://www.ettus.com/>, consulted April 2010.

- [76] Iperf.fr, “IPERF, la référence pour les tests de débits TCP / UDP,” <http://iperf.fr/index.php?PHPSESSID=q6m1u31f5od97egdhgnv5hgpj2>, [Online; accessed 05-June-2010].
- [77] J-H. Yun and S-W. Seo, “Collision Detection based on RE Energy Duration in IEEE 802.11 Wireless LAN,” in *Communication System Software and Middleware, 2006. Comsware 2006. First International Conference on*, 0 2006.
- [78] J. Yun and S. Seo, “Novel collision detection scheme and its applications for IEEE 802.11 wireless LANs,” *Computer Communications, Elsevier*, vol. 30, no. 6, pp. 1350 – 1366, 2007.
- [79] M. Wax and T. Kailath, “Detection of signals by information theoretic criteria,” *IEEE transaction on acoustic speech and signal processing*, vol. ASSP-33, pp. 387–392, 1985.
- [80] J. Geier, “WiFi Planet Tutorials : SNR Cutoff Recommendations,” <http://www.wi-fiplanet.com/tutorials/article.php/3468771/SNR-Cutoff-Recommendations.htm>, [Online; accessed 24-Jan-2010].
- [81] G. Bianchi, “Performance analysis of the ieee 802.11 distributed coordination function,” *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, vol. 18, no. 3, pp. 535 –547, Mar. 2000.
- [82] J. McDougall and S. Miller, “Sensitivity of wireless network simulations to a two-state markov model channel approximation,” in *Global Telecommunications Conference, 2003. GLOBECOM '03. IEEE*, 2003, vol. 2, pp. 697 – 701 Vol.2.
- [83] T. Vercauteren, A.L. Toledo, and X. Wang, “Online bayesian estimation of hidden markov models with unknown transition matrix and applications to ieee 802.11 networks,” in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP '05). IEEE International Conference on*, 2005, vol. 4, pp. iv/13 – iv/16 Vol. 4.
- [84] A. Kavcic and B. Yang, “Adaptive rank estimation for spherical subspace trackers,” *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 6, pp. 1573 –1579, June 1996.
- [85] B. Champagne, W. Kang, and H.C. Tam, “Improved strategy for adaptive rank estimation with spherical subspace trackers,” in *Electrical and Computer Engineering, 2003. IEEE CCECE 2003. Canadian Conference on*, may 2003, vol. 3, pp. 2029 – 2034 vol.3.
- [86] D.J. Rabideau, “Fast, rank adaptive subspace tracking and applications,” *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 9, pp. 2229 –2244, Sept. 1996.
- [87] P.O. Perry and P.J. Wolfe, “Minimax rank estimation for subspace tracking,” *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, vol. 4, no. 3, pp. 504 –513, 2010.
- [88] A. Taherpour, S. Gazor, and A. Taherpour, “Adaptive spectrum sensing and learning in cognitive radio networks,” in *18th European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2010)*, August 2010, vol. 4, pp. 860–864.

- [89] B. Champagne and Q.G. Liu, "Plane rotation-based evd updating schemes for efficient subspace tracking," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 46, no. 7, pp. 1886 –1900, July 1998.
- [90] G. Castignani, N. Montavont, A. Emilio Arcia Moret, S. Houcke, and M-R. Oularbi, "Cross-layer adaptive scanning algorithms for IEEE 802.11 networks," in *WCNC 2011 : IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2011.